



Universidad Politécnica de Cartagena

Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática

TESIS DOCTORAL

presentada en la

**ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS
INDUSTRIALES**

Para la obtención del Título de Doctor Ingeniero Industrial por la Universidad
Politécnica de Cartagena

por

Javier Molina Vilaplana

Licenciado en C.C. Físicas e Ingeniero en Electrónica

**“UNA ARQUITECTURA NEURONAL DE
INSPIRACIÓN BIOLÓGICA PARA EL
APRENDIZAJE Y CONTROL DEL MOVIMIENTO
DE AGARRE EN PLATAFORMAS ROBÓTICAS
ANTROPOMORFAS”**

Tesis dirigida por: Dr D Juan López Coronado

Tesis codirigida por: Dr D Jorge Feliú Batlle

Summary

Introduction, Objectives and Organization of the Thesis.

1. Introduction

Robotics has become into a traditional field in which research is made by engineers and scientist from different science disciplines such as mathematics, physics, medicine, neurosciences etc. It is evident that in the last years , robotics has evolve to be a multidisciplinary area getting closer and closer to everyday life of human beings such as in the cases of robotics applied to rehabilitation or surgery. It also has been established the use of robotics as a tool for the study of the Man and other biological systems or even to construct artificial anthropomorphic components such as, arms, sensors or cognitive – behavioural schemas able to substitute their biological counterparts in some situations.

In the last years, it has been established within the robotics community, the idea about that the understanding of the nervous system of humans and monkeys has also a potential industrial or productive interest. The artificial intelligence industrial devices are more and more inspired in Biology. The brain operates in way very different to the way an actual robot actually operates. The mechanisms for information processing are vastly more complex and subtle in brain neural circuits than in the electronic circuits of the actual robots. The interactions within groups of neurons modify the properties of neural firing of these neurons in their interaction with sensory signals from the external world. An elemental learning such as avoiding behaviours with negative consequences, imply millions of neuronal events, including the reconfiguration and establishment of new neuronal connections. This is what is called ‘adaptability to environment’ of the biological systems.

Neuro – Robotics constitutes an emergent and new field which represents, in its objectives, a huge challenge for science and technology: the transference of fundamental principles of the neurobiology that drives the human behaviour to the diversity of disciplines of the engineering that constitute the Robotics (signal processing, robust and adaptive control, non linear systems, pattern recognition, mechatronics, etc...). If Robotics always has been a multidisciplinary field basically at the technological level, the need to push this field into major advances, requires a stronger interaction between the roboticists and scientists from other fields such as neurosciences, physiology or psychology.

Actually, neurosciences are evolving from the isolated analysis of the properties of a neuron or small set of neurons to the analysis of the brain function at the level of systems and subsystems. This trend allows two clear ways of interaction between neuroscientists and engineers. On one hand, many mechanisms related with the sensory-motor coordination, the planning or selection of behaviours in complex and dynamical environments, or the learning and development of motor or cognitive skills by humans, are still poorly understood by researchers. At this moment, the robotic technology is advanced to the level that now, it is possible to construct anthropomorphic devices that allow the experimental validation of the hypothesis and models that there exist about the nature, properties and functioning of the neural mechanisms mentioned above. At this level, Neuro – Robotics provides a way to reach a deeper understanding about brain function, and eventually, could provide solutions for the treatment of different brain dysfunctions. At the other hand, actual robots, interact with humans in a non – flexible and non – natural way. Now, the neurosciences begin to provide a kind of information to the systems engineer that is very useful in order to develop models with innovative solutions for the design of new robot control algorithms. These algorithms allow a more flexible and natural interaction between robots and humans.

The ideas exposed above are the general reference frame in which the work of this PhD Thesis is developed. Concretely, it could be said that, major objectives of this PhD coincide with major objectives of two basic research projects funded by European Commission: BRITE-SYNERAGH (Systems neuroscience and engineering research for anthropomorphic grasping and handling, 1998-2001, BRE-2-CT980797) project and IST/FET-PALOMA (Progressive and adaptive learning for object manipulation: a biologically inspired multi-network architecture, 2001-2004, IST-2001-33073) project. The author of this PhD Thesis is ascribed to NeuroTechnology, Control and Robotics research group of the Universidad Politécnica de Cartagena. This research group and

the author of this Thesis, have been intensively involved in the development of the two mentioned European projects.

2. Objectives of the Thesis

The scientific objectives of the Thesis are:

- 1) Development of new neural algorithms that mimic the interactions between cerebral cortex and subcortical structures such as basal ganglia during the motor-cognitive behaviour that it is manifested in grasping tasks by human and primates.
- 2) Development of a modular, high level and platform non-dependent *Library of Hand Gestures (LHG)*. The Library of Hand Gestures can be understood as an extension of the concept of motor schemas and finite state machines (Arbib 1981, 1985a, 1985b, 1990). The LGH is composed by a set of elementary motor units, each of them, codifying a concrete motor program able to generate the adequate pattern of finger movements associated with a concrete grasping task. The use of a LHG it specially useful during the first phase of the movement when it is not possible to have tactile feedback for guiding the grasping process.
- 3) Development of a multi-network neural architecture inspired by cortical connectivity, that allows the progressive learning of reach to grasp tasks by a generic robotic anthropomorphic manipulator. The learning process has been subdivided into two main subprocess, i) Learning of the visual effects that induces a motor command executed by the hand, ii) Learning of the appropriate motor commands related with the object dependent reach to grasp tasks proposed in this PhD Thesis. The main hypothesis of this multi-network architecture consists of assuming that the correct learning of a complex motor task such as prehension basically depends on the neural architecture and the kind of information processing that it induces and not on purely algorithmic solutions.
- 4) Transferring of biological principles of motor-cognitive behaviour of human and primates to the design of new control algorithms for more flexible and robust anthropomorphic robots.

The results of the research developed in this PhD Thesis could be applied in areas in which a human – like behaviour could be needed for the robot operation, such as advanced prosthetics, service robotics or rehabilitation robotics.

3. Organization of the Thesis

This Thesis has been organized in the following way: in Chapter 1, we describe the more relevant aspects related with animal and human motor behavior during reach to grasp tasks. We review the invariant properties of the reach to grasp movement, defined by a number of experiences with humans and primates. This Chapter also reviews the actual knowledge about the subjacent neurobiology related with the organization of the prehension movement.

In Chapter 2, we review the computational models present in the bibliography that have tried to explain the phenomenology (or part of it) related with the reach to grasp movement (Haggard and Wing model, Hoff – Arbib model, Ulloa-Bullock model, Smeets – Brenner, model). After this review is completed, we present a computational neural model for the coordination of the reach to grasp movement. Simulation of the model under different situations are presented and we obtain the operational properties of the system by comparing these results with the results of similar experiences carried out by humans. We also discuss the emergent properties (the properties that are not explicitly taken into account during the design phase) of the model. Finally the results of the simulation of our model are compared with the results offered by the models named above.

In Chapter 3 we study the phenomenology associated to Parkinson's disease in reach to grasp movements. This review of phenomena provides the start point for the development of a new computational neural model able to explain the properties of the kinematic patterns of the reach to grasp movement in Normal and Parkinsonian states. We use techniques of computational neuroscience to develop models that constitute a plausible neural representation of the referred spatio-temporal patterns associated to the different components of the prehension movement. We use the Parkinsonian state as a window to test and validate the hypothesis that have lead to the models presented in this Chapter and in the previous Chapter.

In Chapter 4, we began with the process of trying to transfer some neurobiological principles to the design of new robotic hand controllers. This process consists in to put the models presented in previous Chapters in a form suitable to act as advanced robotic controllers that can be implanted easily on an anthropomorphic robot. In this Chapter, a

neural network model for the coordination of whole hand gesture during reach to grasp movements is presented. In this model, the end effectors of the movement are anthropomorphic. In this Chapter we also present, the results of a set of behavioural experiences in which we have measured the coordinated kinematic patterns of motion of the fingers during different grasping tasks. The analysis of these results have lead to the proposal of a biologically inspired model for control of hand gesture during prehension. The main concept of this new model is the idea of dimensionality reduction in the control and coordination of finger movement during grasping. The model performance is widely tested and discussed using simulation.

In Chapter 5, we introduce a multi – network architecture for the study of the different (related with the nature of the sensory information involved) and progressive (related to the fact that they occur at different stages of development) process of acquiring and learning grasping skills. A modular neural network composed by a set of neural networks with similar architecture is proposed. This system allows the progressive learning of the different subprocess that conform a whole grasping movement. The system, after a training process, is able to generate correct prehension movements when objects of different types, size and orientation are presented at different locations in the workspace. We discuss the biological plausibility of the model and its performance is shown with simulation results.

In Chapter 6, we describe the NEUROCOR –UPCT anthropomorphic platform. In this Chapter we also present the results of experiments carried out after the implantation of some of the neural models for grasping developed in previous Chapters, into the hardware-software platform that constitutes the NEUROCOR –UPCT robotic platform.

Finally, the PhD thesis concludes with the exposition and synthesis of the most relevant aspects obtained in this research and with the proposal to extend and develop the results of this Thesis in the next future.

Índice General

Agradecimientos

Introducción	1
1. Introducción	1
2. Objetivos de la Tesis	3
3. Metodología empleada en el desarrollo de la investigación. El Modelado Neuronal Dinámico	4
3.1 Análisis experimental del sistema biológico	5
3.2 Estudio de la neurobiología del sistema	6
3.3 Modelo matemático dinámico	6
3.4 Simulación del modelo	6
3.5 Obtención de características operacionales	7
3.6 Propiedades emergentes	7
3.7 Transferencia tecnológica	7
4. Organización de la Tesis	7
Capítulo 1. El Movimiento de Agarre	11
1. Introducción	11
2. Análisis experimental del sistema biológico.	12
2.1 Perfiles de velocidad acampanados y curvatura en las trayectorias de movimientos de alcance.	13
2.2 Segmentación del Movimiento	14
2.3 El dilema Velocidad-Precisión	15
2.4 El problema de la Redundancia o de la Equivalencia Motora.	15
2.5 Aprendizaje Motor	17
2.6 Acoplamiento Acción-Percepción	18
3. El movimiento de agarre	19
3.1 La hipótesis de los canales visuomotores en la organización del movimiento de agarre	21
3.2 Descripción cinemática de Movimientos de Agarre Normales	23
3.3 Movimientos de Agarre con Perturbación. Efectos de la variación de la posición del objeto.	26
3.3.1 Variaciones sistemáticas en la posición del objeto.	26
3.3.2 Variaciones abruptas en la posición del objeto durante la ejecución del movimiento.	26
3.4 Movimientos de Agarre con Perturbación. Efectos de la variación del tamaño del objeto.	29
3.4.1 Variaciones sistemáticas en el tamaño del objeto.	29
3.4.2 Variaciones abruptas en el tamaño del objeto durante la ejecución del movimiento.	29
3.4.3 El control visual del movimiento de agarre	31
4. Transformaciones visuomotoras en el movimiento de agarre. Estudio de la Neurobiología del sistema	34
4.1 Circuitos visuomotores fronto – parietales	34
4.2 Transformaciones visuomotoras relacionadas con el agarre. Área F5 (córtex premotor PMd)	35
Área AIP (córtex parietal posterior PPC)	38
4.3 Transformaciones visuomotoras relacionadas con el alcance	39
Área F4 (córtex premotor PMd)	39
Área 7b y VIP (córtex parietal posterior, PPC)	41

Capítulo 2. Modelos Computacionales para el Movimiento de Agarre.....	45
1. Introducción	45
2. Modelos computacionales previos para la coordinación del movimiento de agarre.	46
2.1 El modelo de Hoff-Arbib.....	46
2.2 El modelo de Haggard-Wing.....	48
2.3 Modelo de Ulloa-Bullock.....	50
2.3.1 Sincronía temporal de componentes del movimiento empleando el modelo VITE.....	50
2.3.2 Hipótesis y estructura del modelo	53
2.4 Modelo de Smeets-Brenner	55
3. Modelo Neuronal para la coordinación del movimiento de agarre	57
3.1 Modelo para agarres sin perturbaciones.....	58
3.2 Modelo para agarres con perturbaciones.....	62
3.3 Simulaciones de los modelos.....	64
3.3.1 Características básicas del movimiento de agarre.....	64
3.3.2 Aperturas iniciales nulas vs grandes aperturas iniciales	65
3.3.3 Perturbación de la posición del objeto.....	70
3.3.4 Perturbación del tamaño del objeto	71
3.3.5 Doble perturbación	73
3.3.6 Funcionamiento del modelo para un rango de amplitudes de la señal GO y de tamaños del objeto.....	74
3.4. Discusión	78
3.4.1 Propiedades operacionales y propiedades emergentes del modelo.....	78
3.4.2 Comparación con otros modelos.	80
Modelo Sensomotor de Haggard y Wing	80
Modelo de Hoff – Arbib	82
Modelo de Smeets – Brenner	85
Modelo Propuesto.....	87

Capítulo 3. El Movimiento de agarre en la Enfermedad de Parkinson. Modelos Computacionales.	90
1. Introducción	90
2. Movimiento de agarre y Enfermedad de Parkinson. Análisis experimental del sistema biológico.	91
3. Ganglios Basales. Estudio de la Neurobiología del Sistema.	93
3.1 Anatomía y Funcionalidad básica de los circuitos neuronales de los Ganglios Basales.....	93
3.2 Aspectos anatómicos del procesado de la información por los ganglios basales en el estado normal y en el estado parkinsoniano.	97
3.3 Redes estriatales de interneuronas colinérgicas.....	99
4. Modelo computacional dinámico de los circuitos de los ganglios basales.	104
4.1 Descripción del modelo neuronal dinámico del funcionamiento de los circuitos de los ganglios basales.	106
4.2 Descripción del modelo neuronal de interacción entre distintos circuitos en los ganglios basales mediante redes neuronales de interneuronas estriatales.....	115
5. Modelos de coordinación espacio-temporal del movimiento de agarre. Enfermedad de Parkinson.	123
5.1 Modelo sin perturbaciones.....	123

5.2 Simulaciones del modelo. Modelización neuronal de la disrupción temporal del patrón motriz de agarre en la Enfermedad de Parkinson.....	125
<i>Efectos de variar la distancia del objeto</i>	132
<i>Efectos de variar el tipo de agarre</i>	132
<i>Experiencias EP. Retraso en el inicio de la componente de Agarre</i>	133
<i>Discusión de los resultados</i>	134
5.3 Modelo con perturbaciones.....	135
5.4 Simulaciones de los modelos. El movimiento de agarre perturbado en la EP.....	137
6. Discusión sobre la plausibilidad biológica de los modelos	143
Capítulo 4. Modelo Neuronal para la coordinación del gesto manual durante el Agarre	149
1. Introducción	149
2. Planificación de la postura de una mano antropomorfa en una tarea de agarre.	150
3. Experimentos con CyberGlove. Análisis y Síntesis del gesto de agarre.	153
3.1 Métodos de las experiencias	155
3.1.1 Paradigma experimental y procedimientos.....	155
3.1.2 Análisis de los datos	157
3.2 Resultados	158
<i>Análisis SVD de todos para todos los agarres y sujetos</i>	160
3.3 Discusión de los resultados.....	172
<i>Evolución de la modulación de las sinergias a lo largo del movimiento de agarre</i>	176
<i>Representaciones neuronales de las autoposturas</i>	177
4. Modelo Neuronal para la coordinación de la preconfiguración de agarre de una mano antropomorfa	178
4.1 Introducción. Conceptos generales que maneja el modelo	178
4.2 Modelo para el control sinérgico del movimiento de los dedos de una mano antropomorfa. Biblioteca de Gestos.....	182
4.3 Modelo neuronal para la formación del gesto de agarre.	184
4.4 Modelo neuronal para la formación de la orientación de la palma.....	187
4.5 Modelo neuronal para el control de la componente de transporte. Modelo DIRECT	187
4.5 Simulaciones del modelo.....	189
4.5.1. <i>Evolución temporal del gesto de agarre</i>	191
4.5.2. <i>Coordinación entre las distintas componentes del movimiento</i>	196
4.5.3. <i>Comportamiento del modelo ante condiciones iniciales alteradas en la apertura de la mano.</i>	199
5. Discusión sobre la plausibilidad biológica del modelo	200
6. Conclusiones	204
Capítulo 5. Modelo Neuronal para el Aprendizaje progresivo de tareas de Agarre	207
1. Introducción	207
2. Modelos neuronales para el aprendizaje de tareas de alcance y agarre	208
2.1 <i>Movimientos de alcance: Modelos conexionistas.</i>	208
2.2 <i>Movimientos de agarre: Modelos conexionistas. Redes Neuronales para el aprendizaje de la postura de la mano.</i>	213
<i>Combinación de ejemplos humanos y criterios de optimización</i>	213
<i>Aprendizaje por refuerzo en la planificación del agarre</i>	215
3. Arquitectura Neuronal Multi – Red para el aprendizaje progresivo de tareas de agarre	219
3.1 Módulo básico. Red Neuronal HYPBF	221

<i>Cómo sintetizar a través del aprendizaje los módulos básicos de aproximación. Redes de regularización</i>	222
<i>Aprendizaje</i>	224
<i>Interpretación de la red HYPBF</i>	225
3.2 Módulo de Alcance. Aprendizaje de la Cinemática Inversa del brazo manipulador.....	225
3.3 Módulo de Agarre.....	228
3.3.1 <i>Vector de entrada y Vector de salida del módulo GRASP</i>	233
3.3.2 <i>Selección heurística de los puntos de contacto sobre el objeto</i>	235
3.3.3 <i>Generación de trayectorias de agarre</i>	236
3.3.4 <i>Aprendizaje de la red HYPBF asociada al módulo GRASP</i>	239
<i>Errores cometidos en agarres con dos dedos</i>	241
<i>Errores cometidos en agarres con tres dedos</i>	241
4. Simulaciones del modelo y Resultados	242
4.1 Entrenamiento y capacidad de generalización del modelo.....	242
4.1.1 Errores de aprendizaje y generalización del módulo GRASP	244
4.2 Estudio de la actividad neuronal del modelo en relación a las distintas entradas	249
4.3 Generación de movimientos completos de agarre.....	253
5. Discusión de los resultados y conclusiones	257
5.1 El módulo GRASP y el circuito neuronal de agarre en primates.	257
5.2 Interpretación del modelo en el contexto de la programación holística del movimiento de agarre.....	263
 Capítulo 6. Implantación de algoritmos sobre plataformas robóticas antropomorfas	266
1. Introducción	266
2. Descripción técnica de la plataforma robótica	267
2.1 El sistema de visión.....	269
2.2 El brazo ABB IRB 1400.....	270
2.3 La mano robótica UPCT – NEUROCOR.....	270
2.4 Integración software de la plataforma NEUROCOR – GRASPING	271
3. Experimentos de alcance y agarre con plataforma NEUROCOR	272
3.1 Experimentos de alcance	273
3.2 Experimentos de agarre.....	274
4. Conclusiones	278
 Capítulo 7. Conclusiones y Trabajos Futuros	281
1. Conclusiones de la Tesis Doctoral	281
2. Trabajos Futuros	283

Apéndice

Bibliografía

Introducción

Introducción, Objetivos, Metodología y Organización de la Tesis.

*“...¿Y hasta donde queréis llegar? preguntó,
y los tres reyes se miraron unos a otros.
No demasiado lejos, solo lo suficiente para que
podamos decir que hemos estado allí.”
Tres Reyes, Bob Dylan*

1. Introducción

La robótica es un campo tradicional de investigación por parte de ingenieros y científicos provenientes de diversos campos de las ciencias. Es un hecho totalmente evidente que en los últimos años, la robótica ha evolucionado hasta convertirse en un área totalmente multidisciplinar que poco a poco se acerca más a la vida humana cotidiana, caso de la robótica para la rehabilitación o la robótica en la cirugía. También se ha establecido el uso de la robótica como herramienta para el estudio del Hombre y otros sistemas biológicos, o para producir componentes artificiales antropomorfos tales como, brazos, sensores, o esquemas de comportamiento que sean capaces de mejorar o sustituir a sus equivalentes biológicos.

La idea que se ha asentado en la comunidad de la robótica a lo largo de estos últimos años, es que la comprensión del sistema nervioso también posee un interés productivo o industrial (Buessler y col, 2003). Ejemplo de ello es el diseño de los nuevos aparatos inteligentes, ya sean computadoras o robots. La inteligencia artificial se basa cada vez más en una emulación de la Biología. El cerebro funciona de una manera

Introducción

radicalmente diferente a como lo hace una computadora o un robot actual. Los mecanismos por los cuales se procesa la información son inmensamente más complejos y sutiles en los circuitos neuronales, que en los circuitos electrónicos de las computadoras actuales. Las interacciones entre neuronas no sólo hacen silenciar o activar a grupos de neuronas, sino que también modifican las propiedades de respuesta de dichas neuronas ante la interacción con señales sensoriales del mundo exterior. Un aprendizaje elemental como puede ser el evitar comportamientos con consecuencias negativas, implica millones de eventos neuronales, incluyendo la reconfiguración y el establecimiento de nuevas conexiones entre las distintas neuronas, en lo que se denomina adaptabilidad al entorno de los sistemas biológicos.

La Neuro-Robótica constituye un campo emergente y novedoso que representa, en su objetivo, un enorme reto para la ciencia y la tecnología: la transferencia de principios fundamentales de la neurobiología que rige el comportamiento humano y animal, a las diversas disciplinas de la ingeniería que conforman la robótica (procesamiento de señales, control robusto y adaptativo, sistemas no lineales, reconocimiento de patrones, mecatrónica, etc...). Si la robótica de por sí, siempre ha sido un campo multidisciplinar, sobre todo desde el punto de vista tecnológico, la necesidad de imprimir mayores avances en este campo, requiere de una mayor interacción entre los investigadores en robótica, con científicos de otras comunidades científicas como son las neurociencias, la fisiología o la psicología.

Actualmente, las neurociencias están evolucionando desde el examen aislado del comportamiento de neuronas o pequeños grupos de ellas, hacia el análisis de la función cerebral al nivel de sistemas y subsistemas. Esta tendencia clara e imparable, establece dos líneas muy claras de interacción de neurocientíficos con ingenieros (Jeannerod y col, 1995). Por un lado, muchos mecanismos relacionados con la coordinación sensorimotora, la planificación o selección de comportamientos en entornos complejos y dinámicos, o el aprendizaje y desarrollo de habilidades motrices y cognitivas en humanos, todavía escapan a una comprensión completa por nuestra parte. Actualmente, la tecnología robótica se encuentra lo suficientemente madura, como para proporcionar componentes de inspiración antropomorfa, que permitan la validación experimental de las hipótesis o modelos existentes sobre la naturaleza y funcionamiento de dichos mecanismos. A este nivel, la Neuro-Robótica proporciona un camino para alcanzar un conocimiento más profundo sobre la función cerebral, y eventualmente, podría proporcionar soluciones al tratamiento de disfunciones de distinta naturaleza.

Por otra parte, los robots actuales, interactúan con los humanos de una manera poco flexible y natural. En este momento, la neurociencia se encuentra en un punto en el que empieza a proporcionar el tipo de información, útil para el ingeniero de sistemas, a

la hora de inspirar modelos que aporten soluciones innovadoras para el diseño de algoritmos de control de robots capaces de interactuar de una manera más “natural” con los humanos.

En este marco general de ideas es en el que se encuadra el desarrollo de esta Tesis Doctoral. Más concretamente, se puede decir que muchos de los objetivos de esta investigación, coinciden con parte de los objetivos de dos proyectos de investigación básica subvencionados por distintas instituciones europeas. Estos proyectos son el BRITE-SYNERAGH (Systems neuroscience and engineering research for anthropomorphic grasping and handling, 1998-2001, BRE-2-CT980797) y el IST/FET-PALOMA (Progressive and adaptive learning for object manipulation: a biologically inspired multi-network architecture, 2001-2004, IST-2001-33073), en los cuales, el grupo de Neurotecnología, Control y Robótica de la Universidad Politécnica de Cartagena, al cual pertenece el autor de la Tesis, ha participado activamente en su desarrollo.

2. Objetivos de la Tesis

Los objetivos científicos de la Tesis son los siguientes:

- Desarrollo de nuevos modelos neuronales que mimeticen las interacciones entre el córtex cerebral y estructuras subcorticales como los ganglios basales durante el comportamiento cognitivo-motor que se manifiesta durante tareas de agarre de objetos por parte de humanos y primates.
- Desarrollo de una *Biblioteca de Gestos* manuales elementales, modular de alto nivel e independiente de plataforma. La Biblioteca de Gestos puede entenderse como una extensión del concepto de esquemas motores (Arbib 1981, 1985a, 1985b, 1990) y de las máquinas de estados finitos. La Biblioteca de Gestos está formada por un conjunto de unidades motoras elementales, cada una de las cuales, codifica el programa motor capaz de generar el patrón de movimiento de los dedos asociado a una tarea de agarre concreta. La utilización de una Biblioteca de Gestos se muestra particularmente importante durante la primera fase de ejecución de un movimiento de agarre, cuando no se dispone de realimentación sensorial táctil que guíe el proceso.
- Desarrollo de una arquitectura neuronal multi-red inspirada en la conectividad cortical, que permita el aprendizaje progresivo de tareas de

agarre por parte de un manipulador robótico antropomorfo genérico. Nos centramos en dos fases de aprendizaje del sistema i) Aprendizaje de los efectos visuales de un comando motor ejecutado por la mano. ii) Aprendizaje de los comandos motores apropiados para la prensión de objetos. Se propone como hipótesis central del modelo el que, el éxito para el correcto aprendizaje de una tarea tan compleja como el agarre de un objeto, depende principalmente de la arquitectura neuronal subyacente y del procesamiento de la información que induce, más que de soluciones puramente algorítmicas.

- Transferencia de los principios biológicos del comportamiento cognitivo-motriz en humanos y primates hacia el diseño de sistemas de control para robots antropomorfos más flexibles y robustos.

Los resultados de la investigación desarrollada en esta Tesis Doctoral podrían ser enfocados a su aplicación en áreas en las que un comportamiento similar al humano sea deseable, como por ejemplo, el diseño de sistemas de control para prótesis avanzadas o la robótica de servicio y de rehabilitación.

3. Metodología empleada en el desarrollo de la investigación. El Modelado Neuronal Dinámico

Los modelos presentados en esta Tesis Doctoral se han desarrollado siguiendo la metodología del Modelado Neuronal Dinámico (Bullock y Grossberg, 1988a; Bullock y col, 1993; Contreras Vidal y col, 2001). El objetivo de esta metodología es la formalización y descripción matemática de los principios biológicos que relacionan determinados aspectos del comportamiento humano o animal con mecanismos neuronales específicos. De esta manera, el método emplea un enfoque de *arriba-abajo* (*Top-Down*) en cuanto que el comportamiento humano o animal guía dicho modelado neuronal, mientras que los mecanismos neuronales definen la infraestructura necesaria para generar dicho comportamiento. Este enfoque se conoce como enfoque *abajo-arriba* (*Bottom-Up*).

El método del modelado neuronal puede describirse en siete etapas generales que definen un ciclo que empieza en el estudio de un sistema biológico, como puede ser un primate, hasta la obtención de modelos que puedan ser transferidos a la ingeniería (Figura 1).

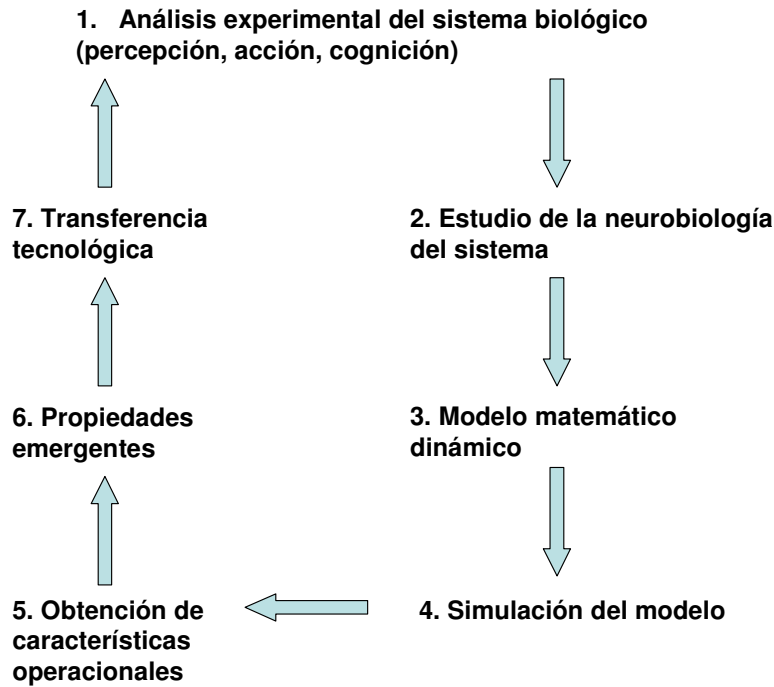


Figura 1. El método del modelado neuronal dinámico

3.1 Análisis experimental del sistema biológico

Proceso en el que se definen los aspectos del comportamiento humano o animal a modelar. Estos aspectos se pueden categorizar de forma general en tareas de percepción, acción y cognitivas. Esta etapa se centra en la búsqueda de características invariables en el comportamiento a estudiar. Dichas características o rangos invariables definen los principios biológicos de computación que se busca modelar. Generalmente, se empieza por analizar los resultados de los experimentos psicofísicos diseñados para explorar hipótesis acerca del funcionamiento de ciertas estructuras neuronales en el cerebro. Por ejemplo, en el ámbito de la acción se pueden estudiar aspectos de la coordinación del movimiento en los humanos como: forma de las trayectorias, sincronización y correlación espacio-temporal de las articulaciones, duración del movimiento, etc.

3.2 Estudio de la neurobiología del sistema

En esta etapa, se intentan delimitar los posibles mecanismos neuronales que producen el comportamiento observado. A partir de diferentes ramas científicas y técnicas (neuroanatomía, neurofisiología, farmacología, imaginería cerebral, etc...) se pueden estudiar la conectividad y topología del cerebro a nivel local, regional y de

sistemas, necesaria para establecer la estructura de los circuitos neuronales involucrados en la generación de determinados comportamientos.

3.3 Modelo matemático dinámico

Una vez estudiada la neurobiología que subyace al comportamiento analizado, es necesario especificar un modelo matemático de las relaciones anatómicas y neurofisiológicas que producen el comportamiento en cuestión (Flash y Sejnowski, 2001; Schaal, 2003). En esta Tesis Doctoral, para el desarrollo de esta etapa, se emplean ecuaciones diferenciales lineales y no lineales a la hora de representar la actividad de las neuronas, para definir la dinámica de los neurotransmisores y neuromoduladores involucrados en los procesos a modelar, así como las reglas de aprendizaje o adaptación de los sistemas neuronales a la experiencia que surge de su interacción con el entorno.

3.4 Simulación del modelo

En este nivel se ha definir la metodología necesaria para llevar a cabo la simulación del modelo. En este trabajo, se han utilizado lenguajes específicos para la simulación de sistemas como MATLAB, así como lenguajes de programación como el C++ que facilitan la orientación de la simulación para su posterior implementación en tiempo real sobre una plataforma robótica real. La depuración de los modelos se apoya en el desarrollo de herramientas de visualización lo suficientemente potentes como para que sea posible analizar el comportamiento de las variables internas del modelo, de una manera directa y sencilla. La estructura modular de muchos circuitos neuronales permite la programación mediante librerías de funciones que pueden ser llamadas para su integración en módulos más complejos.

3.5 Obtención de características operacionales

Los resultados de la simulación del modelo matemático obtenido en el paso cuatro, se comparan con las características operacionales o de comportamiento del sistema biológico extraídas en la primera y segunda etapa.

3.6 Propiedades emergentes

Una de las metas del modelado neuronal es la búsqueda de propiedades del modelo que inicialmente no pueden especificarse al interconectar los diversos módulos que conforman dicho modelo. Estas propiedades pueden emplearse como hipótesis del modelo con la posibilidad de ser verificadas en experimentos reales.

3.7 Transferencia tecnológica

En esta fase se pretende que: 1) El modelo neuronal prediga la respuesta del sistema en condiciones de operación diferentes de las que se emplearon para definirlo inicialmente. 2) El segundo objetivo de esta fase, es el de transferir a la ingeniería los principios biológicos y los mecanismos neuronales estudiados y modelados, con el fin de aplicar éstos en tareas que resulten afines a las realizadas por los organismos biológicos. Esta labor se lleva a cabo a través de la modificación continua de los modelos neuronales, hasta lograr algoritmos capaces de controlar un robot. En esta etapa, debe actualizarse continuamente el conocimiento sobre las investigaciones más recientes en lo que concierne al estudio de los sistemas biológicos y principios neuronales, ya que éstos pueden ofrecer futuras mejoras en las arquitecturas del modelo neuronal. De aquí que, esta metodología no concluya en la séptima etapa, sino que retorna al origen formando un ciclo que puede recorrerse tantas veces como sea necesario.

4. Organización de la Tesis

Esta Tesis Doctoral se ha estructurado de la siguiente manera: en el primer capítulo, de acuerdo a la metodología del modelado neuronal expuesta anteriormente, se definen los aspectos más relevantes del comportamiento humano y animal durante movimientos de agarre de objetos. Se revisan las características invariantes de dicho movimiento, establecidas a través de numerosos experimentos psicofísicos con humanos y primates. En una segunda parte del capítulo, se realiza un repaso al estado actual de conocimiento relativo a la neurobiología que subyace a los comportamientos descritos en la primera parte del capítulo.

En el segundo capítulo se revisan y analizan los modelos (neuronales o no) presentes en la literatura que han tratado de explicar la fenomenología (o parte de ella) asociada al movimiento de agarre (modelos de Haggard-Wing, Hoff-Arbib, Ulloa-Bullock, Smeets-Brenner). Posteriormente, y siguiendo de nuevo la metodología del modelado neuronal, se presentan una serie de modelos matemáticos para el movimiento de agarre, que incluyen para su establecimiento y desarrollo, los datos de los experimentos psicofísicos descritos en el Capítulo 1. Se presentan los resultados de la simulación de los modelos bajo diversas condiciones y se obtienen sus características operacionales mediante la comparación de dichos resultados, con los resultados de los experimentos reales. En los casos en los que aparecen propiedades emergentes del modelo lo suficientemente significativas, éstas se discuten y analizan. Por último, se comparan los resultados obtenidos de la simulación de nuestro modelo con los resultados obtenidos al simular los modelos presentes en la literatura.

Introducción

En el tercer Capítulo se estudia la fenomenología del movimiento de agarre que se presenta en situaciones de déficit motor provocadas por la Enfermedad de Parkinson (EP). La idea es utilizar esta fenomenología como un marco de referencia que nos permita validar las hipótesis que sustentan los modelos sobre el movimiento de agarre que se han desarrollado, y en caso de ser necesario, inspire el desarrollo de modelos más completos y capaces de dar explicación a los datos que se obtienen tanto en situaciones de normalidad como en situaciones de déficit motor parkinsoniano. En esta fase de la Tesis, se hace uso de las técnicas de la neurociencia computacional para desarrollar modelos que den cuenta de los patrones cinemáticos que aparecen cuando el movimiento de agarre es llevado a cabo por pacientes con EP. Empleando la metodología del Modelado Neuronal Dinámico expuesta en esta Introducción, se desarrollan unos modelos que constituyen, desde el punto de vista de esta investigación, una representación neuronal biológicamente plausible para los patrones espacio-temporales de movimiento asociados a las distintas componentes del movimiento de prensión.

En el capítulo cuarto, se comienza con el proceso de transferencia tecnológica del método del modelado neuronal. Dicho proceso, pretende el desarrollo y adecuación de los modelos previamente estudiados, a la consecución de algoritmos de control de relativamente fácil implementación sobre plataformas robóticas antropomorfas. En el capítulo, se desarrolla un modelo neuronal para la coordinación del movimiento de agarre, en el que los modelos de efectores finales de los movimientos son antropomórficamente realistas. Se aborda, a partir de los resultados de experiencias psicofísicas expresamente diseñadas y desarrolladas para esta Tesis Doctoral, el desarrollo de un modelo biológicamente plausible para la reducción de la dimensionalidad en el problema del control y coordinación del gesto de la mano, durante el movimiento de agarre (*Biblioteca de Gestos*). Las capacidades del modelo se comentan y discuten ampliamente haciendo uso de la simulación.

En el capítulo quinto se avanza un paso más, y se introduce una arquitectura multi-red para el estudio de los distintos (en cuanto a la naturaleza de la información sensorial involucrada) y progresivos procesos (en cuanto a que se producen en distintos momentos del desarrollo) de aprendizaje relacionados con una tarea de agarre de objetos. Se propone un sistema modular, compuesto de varias redes neuronales de idéntica arquitectura (Redes de Regularización, Poggio y Girosi, 1989), que permite el aprendizaje progresivo de los subprocesos que conforman un movimiento completo y correcto de agarre (subprocesos que se aprenden y ejecutan en distintos módulos del sistema y que requieren el intercambio y procesamiento de señales de modalidad sensorial muy dispar). En definitiva, se propone un sistema que, tras una serie de etapas de aprendizaje, es capaz de generar movimientos de agarre correctos cuando se le

Introducción

presentan objetos de distinta forma y tamaño, independientemente de su localización u orientación en el espacio. Se discuten las propiedades del modelo en relación a la neurobiología y teorías existentes sobre el movimiento de agarre, y se muestran sus capacidades tanto en simulación, como en la implementación que de dicho modelo se ha llevado a cabo sobre una plataforma robótica real, cuestión que se aborda en detalle en el sexto y último Capítulo de esta Tesis.

Por, último, la Tesis concluye con la exposición y síntesis de los aspectos más relevantes que ha producido esta investigación, así como con las propuestas para su futuro desarrollo.

Capítulo 1

El Movimiento de Agarre.

1. Introducción

El control de los movimientos del brazo y la mano en humanos y primates no humanos ha fascinado a investigadores en psicología, neurociencias, robótica y numerosas áreas relacionadas con las ya mencionadas. Estos movimientos parecen simples para el observador no iniciado, pero al tratar de emular estas habilidades en sistemas artificiales o cuando se intenta indagar en el substrato neuronal que implica a este tipo de movimientos, es cuando se descubre una sorprendente complejidad que, hasta el momento, impide nuestra completa comprensión acerca de la implementación biológica de dichos movimientos, nos impide conocer cómo reparar estas funciones ante un daño neurológico concreto y nos dificulta la tarea de crear robots humanoides con capacidades y habilidades motrices similares a las humanas, que es la aplicación principal de ésta Tesis.

La investigación que trata de comprender el control motor de estos movimientos, puede enfocarse desde diferentes niveles de abstracción (Schaal, 2003). Se pueden examinar los mecanismos bioquímicos de la activación neuronal, el poder de representación de la actividad de neuronas aisladas o poblaciones enteras de neuronas, la neuroanatomía y las vías de intercambio de información entre distintos sistemas neuronales, la biomecánica del sistema músculo-esquelético, los principios computacionales del control y aprendizaje biológicos o la interacción entre la percepción y la acción (Mussa-Ivaldi y col, 1985). Sin embargo, sea cual sea el nivel que escojamos para nuestro análisis, invariablemente necesitamos resolver el problema de “ingeniería inversa” que relaciona los datos asociados a un nivel determinado de estudio con las propiedades del comportamiento motor observado. El control motor del brazo y de la mano constituye un ejemplo excelente de las dificultades que aparecen

cuando tratamos de resolver este problema de ingeniería inversa. La investigación del comportamiento motor ha establecido la existencia de una serie de regularidades en este tipo de movimientos, pero sigue siendo muy difícil establecer cual es el nivel de descripción del que surgen. Además, estas regularidades han sido establecidas analizando el movimiento aislado de la mano o del brazo por separado, mientras que, como se detallará más adelante, la coordinación del movimiento del brazo y la mano en un movimiento de agarre se basa en un proceso de acoplamiento en el que dichas acciones se influyen mutuamente una a la otra. En la primera parte de este capítulo, se presentan algunos de los datos más significativos relacionados con el control del movimiento del brazo y de la mano y se examinan ciertas propuestas acerca de su posible origen. De esta presentación se hará evidente el hecho de que, en la actualidad existen discrepancias entre distintas explicaciones basadas en los niveles neuronales, biomecánicos, preceptuales y computacionales, discrepancias que han estimulado la controversia y la discusión entre distintas comunidades científicas y técnicas durante años. En la segunda parte del capítulo se aborda la descripción de los movimientos coordinados de brazo y mano en las tareas de agarre de objetos. Se revisan las hipótesis actuales existentes para la explicación de la fenomenología asociada a este tipo de movimientos, justificándolas a través de la presentación de los resultados empíricos que han llevado a su establecimiento.

2. Análisis experimental del sistema biológico.

Para la mayoría de tareas motoras, existe un número extremadamente grande de maneras en las que éstas pueden ejecutarse. Por ejemplo, cuando se trata de alcanzar un objeto, la trayectoria de la mano, en principio, es arbitraria entre el punto inicial y el punto final del movimiento, y la velocidad con la que se ejecuta la trayectoria también es arbitraria. Además, debido al exceso de grados de libertad (GDL) en los efectores de movimiento en primates superiores y humanos, existe un número infinito de maneras en las que una trayectoria arbitraria puede implementarse a través de una sucesión de posturas del brazo. A nivel de biomecánica, se encuentra un mayor grado de redundancia ya que, en humanos, el número de músculos asociados a un solo GDL es grande. Éste grado de redundancia se torna más intratable al nivel de poblaciones neuronales. A pesar del alto nivel de redundancia existente, las investigaciones al nivel del comportamiento motor, han establecido una gran cantidad de regularidades a través de la experimentación con distintos individuos e incluso con primates de distintas especies (Flash y Sejnowski, 2001). Estas regularidades o invariantes se han convertido en marco de referencia para la comprensión del control motor, ya que parecen indicar la existencia de ciertos principios de organización del control motor en el sistema nervioso central (SNC) de primates superiores y humanos.

2.1 Perfiles de velocidad acampanados y curvatura en las trayectorias de movimientos de alcance.

Hace más de 20 años que Morasso (1981) descubrió que en los movimientos punto a punto de alcance¹ en humanos, la trayectoria de la mano en coordenadas externas Cartesianas era aproximadamente recta y que la velocidad tangencial a lo largo de la trayectoria podía caracterizarse por una forma acampanada simétrica, resultado que mostró ser idéntico al obtenido con monos. Los perfiles de velocidad en coordenadas articulares o coordenadas musculares resultaron poseer una enorme complejidad. Estos resultados dieron lugar a la hipótesis de que los movimientos punto a punto de alcance se planifican en coordenadas externas y no en coordenadas internas. Más tarde, exámenes mas detallados de movimientos de alcance revelaron que, aunque aproximadamente rectas, las trayectorias de estos movimientos mostraban una cantidad considerable de curvatura dependiendo de la localización en el espacio de trabajo de los puntos de inicio y de fin del movimiento. También se mostró que la simetría del perfil de velocidad podía variarse sistemáticamente a través de una variación de la velocidad de ejecución del movimiento (Bullock y Grossberg, 1988a, 1988b). Este fenómeno dio lugar a una gran variedad de modelos enfocados a su explicación.

Los primeros modelos computacionales de alcance se centraron en generar y dar una explicación a los perfiles de velocidad acampanados, empleando para ello, principios de control óptimo basados en criterios de optimización cinemáticos tales que, favorecieran la aparición de perfiles suaves de aceleración de la mano. Estos modelos eran capaces de generar trayectorias perfectamente rectas en el espacio Cartesiano y perfiles de velocidad perfectamente simétricos. Las violaciones de estas características observadas en los experimentos, se explicaron asumiendo la hipótesis de que los planes motores se ejecutaban de manera imperfecta por un controlador de punto de equilibrio (hipótesis del punto de equilibrio, Flash, 1987; Hogan, 1985; Flah y Hogan 1985). En este primer modelo, las características de un movimiento de alcance se establecen mediante una correcta planificación y una ejecución imperfecta por parte de los controladores de más bajo nivel en la jerarquía del control motor (nivel músculo-esquelético).

Un punto de vista alternativo fue sugerido por Kawato y colaboradores (Kawato, 1992; Uno, Kawato y Suzuki, 1989). Esta aproximación propone que el Sistema Nervioso Central (SNC) toma en cuenta en todo momento las propiedades del sistema músculo-esquelético y planifica las trayectorias de manera tal que se minimiza la cantidad total

¹ Movimientos en los que el brazo completo desplaza la posición inicial de la mano desde un punto inicial hasta un punto final.

de pares de fuerzas ejercidas por los actuadores musculares. De acuerdo a este punto de vista, las características observadas del control del brazo y la mano son la consecuencia de un principio computacional subyacente que emplea modelos del movimiento completo y del entorno.

Recientemente, Harris y Wolpert (1998) han propuesto que las características observadas en el control del movimiento del brazo podrían deberse a la naturaleza “ruidosa” de la actividad neuronal. Los autores proponen la hipótesis de que las señales neuronales de control, se degradan debido a la aparición de ruido en la señal, ruido cuya varianza se incrementa con el tamaño de la señal de control. Los autores proponen que, en presencia de este ruido dependiente de la señal, la forma de la trayectoria del brazo se selecciona de manera tal, que la varianza de la posición final del brazo queda minimizada. De esta manera, el nivel de activación neuronal junto a la intención de obtener un alcance lo más preciso posible, serían los responsables de la aparición de los patrones de movimiento observados.

Otras hipótesis han sido propuestas para dar explicación a las características de los patrones motores observados en el control del brazo y de la mano. La distorsión perceptiva podría, en principio, afectar a la curvatura observada en el movimiento de alcance (Wolpert y colaboradores, 1994), la dinámica de los lazos de realimentación en la planificación motora también podrían influir en la generación de perfiles de velocidad asimétricos (Bullock y Grossberg, 1988a, 1988b). Sin embargo, la hipótesis con la que se trabajará a lo largo de esta Tesis Doctoral es la que propone que las características de curvatura en el alcance, son producto y consecuencia del proceso de *aprendizaje motor*, proceso que inevitablemente, conlleva una serie de inexactitudes e imperfecciones que tienen como consecuencia la ejecución de trayectorias ligeramente curvadas (Bullock et al 1993, Guenther y Micci Barreca 1997). Esta última hipótesis, permite el desarrollo de una serie de modelos neuronales que serán ampliamente tratados en capítulos posteriores.

2.2 Segmentación del Movimiento

Parece ineludible el que, para llevar a cabo un aprendizaje motor eficiente, los sistemas de movimiento planifiquen las tareas en niveles altos de abstracción por encima de los comandos motores individuales, ya que de otra manera la dimensionalidad del espacio de búsqueda durante la etapa de aprendizaje motor sería demasiado elevada a la hora de definir acciones motoras correctas para la ejecución de una tarea determinada. Las primitivas motoras, también llamadas unidades de acción, comportamientos básicos o gestos, pueden ofrecer esa clase de abstracción. En capítulos posteriores de esta Tesis Doctoral se aborda el problema del control postural

de una mano antropomorfa en el movimiento de agarre de objetos. Dada la complejidad de este problema (debido al elevado número de GDL biomecánicos involucrados en el mismo), se desarrolla una *Biblioteca de Gestos* manuales para simplificar las tareas de control y aprendizaje de este tipo movimientos. Este desarrollo se justifica mediante la revisión de los más recientes descubrimientos neuroanatómicos y neurofisiológicos (sección 4 de este mismo capítulo) que confirman de la existencia de cierto tipo de segmentación en el movimiento de agarre.

2.3 El dilema Velocidad-Precisión

En el alcance rápido de un objetivo, el tiempo de movimiento (MT) ha sido empíricamente establecido como una función de la distancia A (desde el punto de inicio hasta el punto de llegada) y del tamaño del objetivo W (equivalente a la precisión requerida en el alcance) a través la expresión logarítmica

$$MT = a + b \cdot \log_2 \left(\frac{2A}{W} \right) \quad (1.1)$$

donde a y b son constantes de proporcionalidad de la llamada Ley de Fitts o *dilema velocidad- precisión* (Fitts, 1954). Dado que la Ley de Fitts constituye un hecho contrastado en el control motor humano de brazos y manos, numerosos modelos computacionales la han utilizado a la hora de verificar su validez. Desafortunadamente, la fenomenología asociada a la Ley de Fitts puede ser modelada de distintas formas². Resulta pues, que las restricciones impuestas por la Ley de Fitts son demasiado poco específicas como para establecer conclusiones definitivas acerca de la organización del control motor en el SNC. Pese a esto, el fenómeno empírico puesto de manifiesto por dicha Ley, constituye un punto crucial en el análisis del comportamiento motor que viene siendo descrito a lo largo de este capítulo.

2.4 El problema de la Redundancia o de la Equivalencia Motora.

Como ya se ha mencionado, cuando se alcanza un objeto en el espacio tridimensional que nos rodea, el excesivo número de GDL existente en la estructura cinemática del cuerpo humano permite adoptar un número enorme de posturas para la misma posición de la mano (en coordenadas externas) a lo largo de la trayectoria de movimiento. A este hecho también se le conoce como *problema de la equivalencia motora*. Un área fundamental en la investigación sobre el control motor, es la que aborda el estudio de la resolución de esas redundancias por parte de los individuos y si es

² A través de modelos de la teoría de sistemas dinámicos, con propiedades ruidosas de la actividad neuronal o como restricciones computacionales en la planificación del movimiento. Para una revisión completa sobre estos temas, consultar Mottet y Bootsma, 2001, Bullock y Grossberg, 1988a.

posible, deducir las restricciones que puedan existir en la planificación y ejecución del movimiento, a partir de la forma en que se resuelven dichas redundancias.

Estudios preliminares de Cruse y colaboradores (Cruse, 1986; Cruse y col, 1990) demostraron que la resolución de la equivalencia motora queda bien descrita a través de un criterio de optimización que básicamente trata de mantener la posición de las articulaciones en una configuración lo más lejana posible de las posiciones extremas de las mismas, minimizando ciertos costes fisiológicos. Cuando se inicia un movimiento de alcance desde una postura inicial poco natural o confortable, lentamente, el movimiento converge a una postura óptima mientras se acerca al objetivo, en lugar de adoptar esa postura inmediatamente. Esta estrategia recuerda el método de *Resolved Motion Rate Control* (RMRC, Fig 1.1a) de la teoría de control, sintetizado en una red neuronal por Bullock y colaboradores (1993) (Fig 1.1b) como modelo de planificación y ejecución del alcance en humanos.

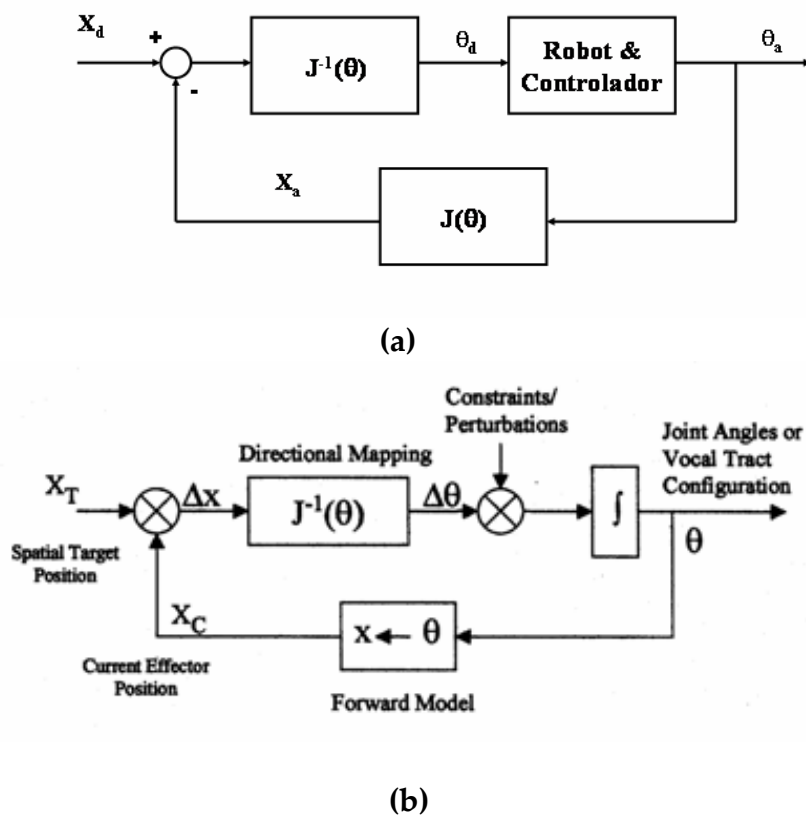


Figura 1.1 Esquema de control *Resolved Motion Rate Control* para la cinemática inversa de un manipulador robótico (a). Esquema simplificado del lazo de control principal propuesto en los modelos de Bullock y colaboradores., 1993; Guenther y Micci-Barreca., 1997.

Grea, Desmurget y Prablanc (2000) observaron un comportamiento similar en movimientos de alcance y agarre. Dado que la postura final en la posición de agarre se mostró altamente repetible, incluso cuando se variaba la posición y orientación del objeto durante el movimiento de alcance, los autores concluyeron que el SNC planifica la postura final del brazo en el espacio de articulaciones y no únicamente la posición final de la mano. Sin embargo, el método establecido por Bullock y colaboradores (1993) produce un comportamiento similar sin la necesidad de planificar detalladamente la postura final en el espacio de articulaciones. En esta Tesis Doctoral, a la hora de enfrentarnos a la resolución de problemas de equivalencia motora o redundancia, adoptaremos la solución propuesta por Bullock y colaboradores (1993) y Guenther y Micci Barreca (1997), es decir, a través de modelos neuronales con capacidad de *aprendizaje motor*, insertados en un esquema de control RMRC. La justificación de esta elección será ampliamente discutida en capítulos posteriores.

2.5 *Aprendizaje Motor*

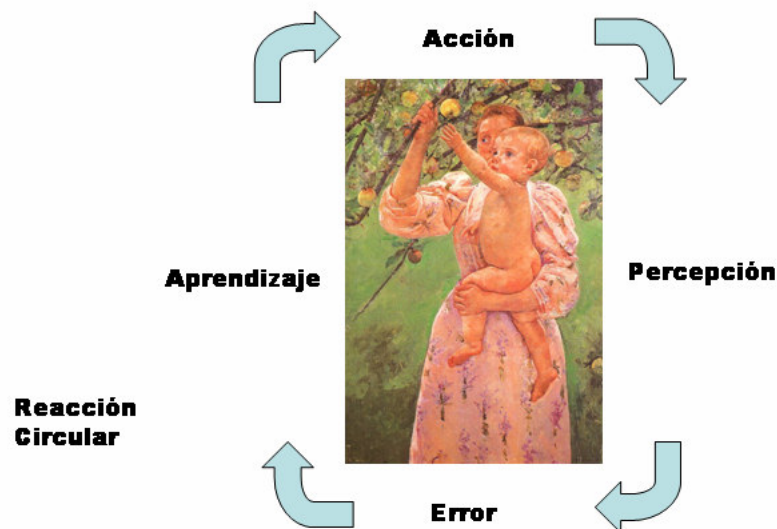
Dadas las continuas alteraciones en la longitud y propiedades biomecánicas de los distintos miembros del cuerpo durante su desarrollo, la capacidad de aprendizaje motor en un sistema biológico de control del movimiento es fundamental. Cuando se trata del control del movimiento del brazo y la mano, los primates muestran un elevado grado de flexibilidad a la hora de desarrollar nuevas estrategias motoras para solucionar nuevas tareas. Así pues, el aprendizaje es un elemento fundamental en un modelo computacional de control motor del movimiento del brazo y la mano.

Una de las controversias más relevantes que se ha producido en la investigación en aprendizaje motor, es la que enfrentó la hipótesis del control de punto de equilibrio y el control por modelo interno. Los defensores de la primera hipótesis creían que el aprendizaje de modelos internos era demasiado complicado para que la capacidad de procesamiento biológico pudiese con ello, mientras que los defensores de la segunda hipótesis acumulaban continuamente evidencias que mostraban que varios tipos de movimientos, en especial aquellos se ejecutaban a gran velocidad, no podían ser llevados a cabo según los dictámenes de la hipótesis del punto de equilibrio. Actualmente, existe un consenso cada vez mayor en torno a que la hipótesis del control mediante modelo interno es un modelo viable para describir el aprendizaje motor biológico y que la hipótesis del control de punto de equilibrio en su formulación original, pese a su simplicidad y elegancia no resulta viable como modelo del control motor biológico. En esta Tesis Doctoral se presenta una nueva arquitectura neuronal que permite el aprendizaje motor progresivo, de modelos internos para el alcance y

agarre de objetos, mediante la ejecución en distintos submódulos del sistema, de ciclos de acción-percepción.

2.6 Acoplamiento Acción-Percepción

Las secciones presentadas hasta el momento, se centran primordialmente en estudios básicos de control motor y no tanto en cuestiones que involucran la coordinación percepción – acción motora. Sin embargo, la interacción entre la percepción y la acción revela muchas de las estructuras que el SNC emplea en el control motor. En el caso del aprendizaje motor relacionado con el control del movimiento de alcance y agarre, se ha establecido que los primates son capaces de aprender por sí mismos las transformaciones espaciales-motoras que posteriormente les permiten ejecutar tareas en el espacio 3D. ¿Cómo se aprenden estas transformaciones visuomotoras? La primera pista al respecto fue introducida por el psicólogo suizo Jean Piaget, que observó como los recién nacidos aprendían las transformaciones espaciales-motoras mediante la repetición, generada autónomamente, de ciclos acción-percepción en los cuales se genera la información visual y motora necesaria para aprender dichas transformaciones mediante asociación. Estos ciclos fueron denominados *reacciones circulares*³ (Figura 1.2).



Mary Cassatt, Baby reaching for an apple, 1893, Museum of Fine Arts, Richmond, Virginia

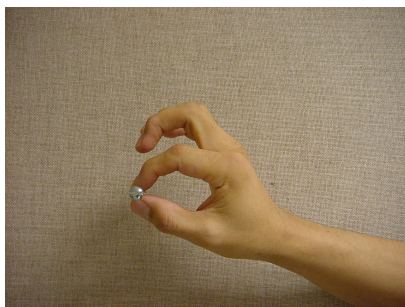
Figura 1.2 Esquema simplificado de un ciclo de acción-percepción o reacción circular en la terminología de Piaget.

³ En "The Origins of Intelligence in Children", Jean Piaget, International Universities Press. New York. 1952.

Durante estas reacciones circulares, el bebé genera de manera interna movimientos aleatorios de su brazo y dedos, es decir, genera señales motoras a brazos y dedos sin conocer o comprender las consecuencias espaciales y causales de dichos movimientos. La realimentación visual le permite a su vez establecer una correlación entre los desplazamientos espaciales que se generan y las señales motoras que los provocaron. Cuando este proceso se repite a lo largo del tiempo, llega el momento en el que el niño lleva a cabo los mismos movimientos que una vez realizó al azar, pero ahora con la intención de ejecutar un desplazamiento espacial concreto. Los modelos neuronales que se presentan en esta Tesis Doctoral basan su modo operando durante el aprendizaje motor, en las ideas expuestas en esta sección.

3. El movimiento de agarre o prensión

Dado el elevado número de grados de libertad que posee la mano de los primates superiores, ésta puede ejecutar gran variedad de movimientos complejos. Sin embargo, aunque en nuestra vida diaria somos capaces de agarrar numerosos objetos con tamaños y formas muy diferenciados, puede hacerse una descripción básica de la función prensil de la mano, de manera que se reduzca dicha complejidad. Observando la función de la mano como un todo, Napier (1956) estableció la existencia de dos tipos de movimientos de prensión, el movimiento de agarre de precisión (Fig1.3a), en el que el objeto se agarra entre las puntas de los dedos índice (o índice y medio) y pulgar en oposición, y el agarre de fuerza (Fig1.3b), en el que intervienen todos los dedos (el pulgar en oposición) mas o menos en el plano de la palma, ejerciendo fuerza sobre el objeto, que a su vez contacta la palma. Aunque esta clasificación inicial de Napier pueda resultar excesivamente escueta, refuerza la idea expresada anteriormente de estudiar o describir la prensión reduciendo el número de grados de libertad involucrados.



(a)



(b)

Figura 1.3. Clasificación de agarres según Napier (1956). Agarre de precisión (a). Agarre de fuerza (b). Ver detalles en texto.

La historia de los experimentos hechos con movimientos de agarre está intimadamente relacionada con la tecnología de análisis del movimiento. Napier llevó a cabo sus análisis y descripciones cualitativas del agarre de objetos, empleando fotografías de la mano. Dicha técnica solamente ofrece información acerca de los aspectos estáticos del agarre y no ofrece ninguna pista relativa a los aspectos dinámicos del movimiento completo⁴. Empleando técnicas cinematográficas de alta velocidad, Jeannerod (1981) fue capaz de identificar y describir las dos componentes principales del movimiento de agarre; el transporte de la mano hacia la vecindad próxima del objeto (componente de transporte) y la formación de una postura correcta de los dedos en anticipación al contacto (componente de agarre). Una de las observaciones más importantes hechas por Jeannerod (1984), es que la formación de la postura de los dedos para el agarre es previa o se anticipa al contacto final y ocurre durante el transporte de la mano, antes de que la información táctil sobre el objetivo esté presente en el proceso (Figura 1.4).

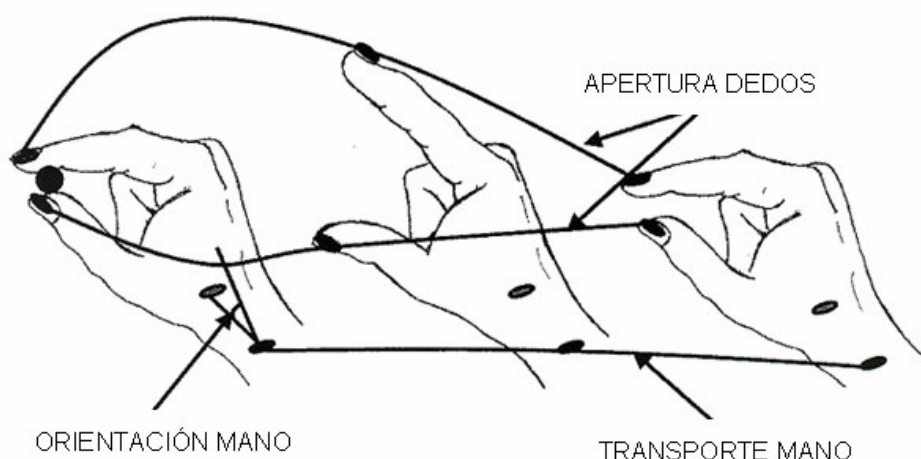


Figura 1.4. Componentes del movimiento de agarre incluyendo la orientación de la mano.

Recientemente, el advenimiento de la tecnología de análisis computerizado del movimiento en sujetos normales y en sujetos con lesiones cerebrales, junto a la utilización de técnicas neurofisiológicas en monos, ha permitido una descripción detallada de los patrones de movimiento de la mano durante acciones prensiles y la identificación de algunos mecanismos cerebrales involucrados en su control.

⁴ En el contexto de esta Tesis Doctoral y en referencia a la mano, entenderemos *postura* como una configuración estática de la mano caracterizada por la posición relativa de los dedos y la orientación de la mano y el brazo. Un *gesto* es un conjunto de posturas a lo largo del tiempo o lo que es lo mismo, un gesto constituye la evolución espacio-temporal de la postura de agarre.

Trayectorias, precisión final del movimiento, coordinación entre los distintos movimientos de los dedos, tiempo de reacción y variabilidad motora son algunos de los parámetros que actualmente se emplean para comprender mejor la organización y el control del movimiento de prensión.

3.1 La hipótesis de los canales visuomotores en la organización del movimiento de prensión

La pluralidad de mecanismos visuomotores involucrados en el movimiento de prensión (ver apartado 4 de éste capítulo) refleja ciertos aspectos de la organización estructural de los sistemas sensoriales. Aunque los objetos se perciben como entidades fenomenológicas, es bien sabido que los sistemas sensoriales detectan las características de estos objetos, más que a los objetos en sí mismos (Jeannerod y col, 1995). Dichos sistemas “descomponen” a los objetos en una serie de patrones visuales básicos o propiedades, tales como el tamaño, la forma y la textura, cada una de las cuales se supone que activa distintos mecanismos visuales. Estas propiedades *intrínsecas* de los objetos constituyen su identidad propia. Además, cuando la percepción de un objeto se considera en el contexto de una situación determinada de comportamiento, aparecen nuevas propiedades asociadas a ese objeto. Los objetos poseen una orientación concreta y se encuentran a determinada distancia del cuerpo. Estas propiedades adicionales del objeto se denominan propiedades *extrínsecas* del objeto.

Las propiedades extrínsecas e intrínsecas de los objetos son atributos esenciales de éstos que permiten establecer acciones dirigidas a una interacción con ellos. Concretamente, cada una de estas propiedades de los objetos, activa distintos mecanismos motores. Estos mecanismos pueden ser concebidos como estructuras especializadas entrada-salida que operan de manera simultánea extrayendo un número limitado de características o propiedades a partir de la información visual, para posteriormente generar las acciones motoras pertinentes. La teoría o hipótesis de los canales visuomotores en el movimiento de prensión establecida por Jeannerod (1984), propone que para agarrar un objeto, canales visuomotores separados y distintos se activan en paralelo a través de entradas visuales específicas que controlan partes específicas de la musculatura (Figura 1.5). Por ejemplo, las propiedades extrínsecas espaciales de un objeto activarían la musculatura proximal (relacionada con hombro y codo) en el canal visuomotor asociado a la componente de transporte, y las propiedades intrínsecas del objeto activarían segmentos distales (dedos) a través del canal visuomotor asociado a la componente de agarre del movimiento.

Además, en la hipótesis de los canales visuomotores, se especifica que el movimiento de agarre, entendido como un todo, se representa a través de un único

programa motor que gobierna los aspectos integrados de la acción. En otras palabras, éste programa motor, activa y coordina las distintas componentes del movimiento (componente de transporte y componente de agarre). Bajo este esquema, la acción combinada de distintos segmentos músculo-esqueléticos relacionados con el movimiento de agarre y asociados en mayor o menor grado con los distintos canales visumotores, sería gobernada por una serie de reglas específicas establecidas a un nivel jerárquico superior dentro del esquema de control motor, que coordinarían la actividad de dichos canales en el dominio temporal. La noción de unicidad del programa motor no invalida en ningún momento la hipótesis de los canales visumotores (Paulignan y Jeannerod., 1996).

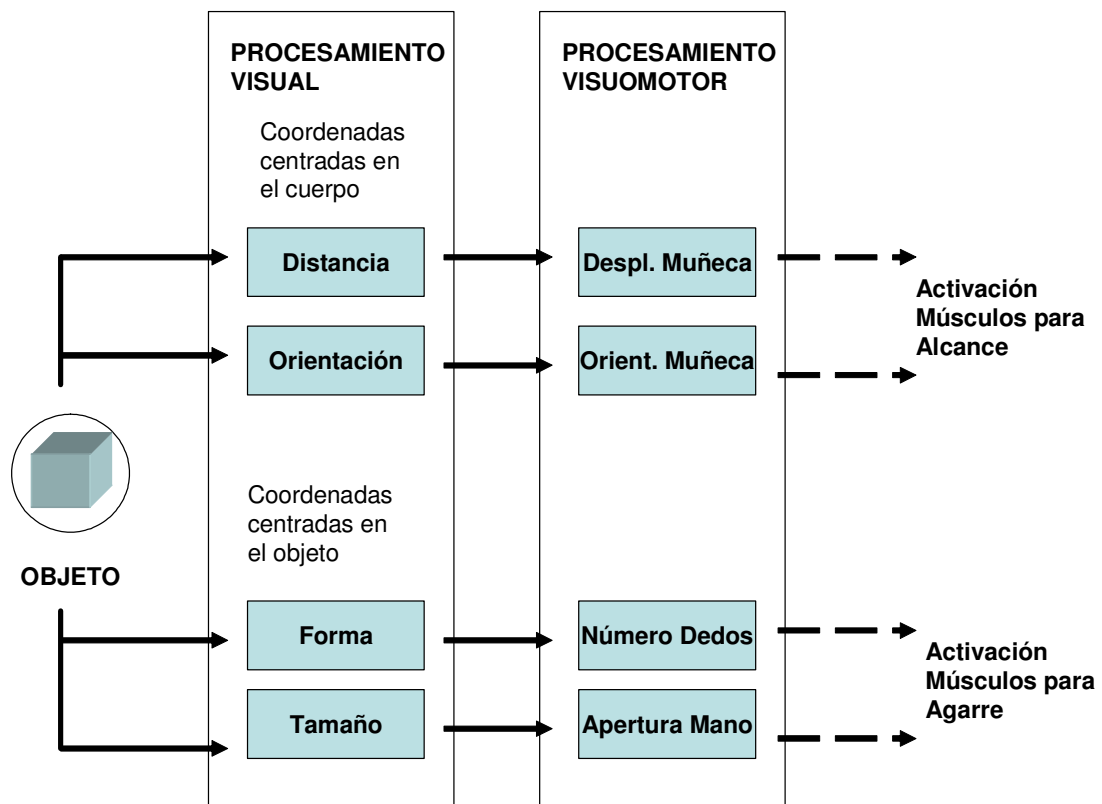


Figura 1.5. Diagrama de los principales procesos que tienen lugar en un movimiento de agarre. Los objetos se clasifican acorde a sus propiedades intrínsecas (forma, tamaño) expresadas en coordenadas centradas en el objeto, y de sus propiedades extrínsecas (posición espacial y orientación) expresadas en coordenadas centradas en el cuerpo. El procesamiento visuomotor se lleva a cabo a través de dos canales separados, uno de los cuales activa los comandos motrices asociados a la postura de agarre de la mano, mientras que el otro activa la secuencia de comandos motores que permite el alcance del objeto por parte de la mano desde su posición inicial. Para mayor explicación, ver texto. (Modificado de Jeannerod 1994).

Por último, la hipótesis de los canales visuomotores predice que los mecanismos de corrección de error (empleando realimentación visual u otro tipo de información) deben ser específicos para cada canal. Las señales de error originadas por un aspecto concreto del movimiento (ej., una preconfiguración inadecuada de los dedos en relación al tamaño del objeto) debería ser detectada por los componentes visuales del canal de agarre y a su vez, las componentes motrices de ese mismo canal, deben generar las acciones correctivas necesarias.

3.2 Descripción cinemática de Movimientos de Presión Normales

A la hora de evaluar la validez de la hipótesis de Jeannerod, resulta crítico establecer el grado de independencia entre las dos componentes del movimiento. Por ejemplo, según el modelo propuesto, el cambiar la posición del objeto no debe afectar a la componente de agarre y si lo que se varía es el tamaño del objeto esto no debería afectar a la componente de transporte. En los experimentos llevados a cabo sobre el movimiento de prensión, se realizan medidas independientes de la componente de transporte de la mano y de la componente de agarre. Para movimientos de amplitud constante dirigidos hacia objetos situados en diferentes direcciones del espacio, Morasso (1981) encontró perfiles de velocidad invariantes únicamente para el desplazamiento de la mano. El hombro y el codo mostraban patrones de movimiento marcadamente diferentes dependiendo de la dirección del movimiento. Así, si lo que se pretende es describir la cinemática del desplazamiento, lo más recomendable es elegir, como punto para seguir su evolución cinemática, el punto más distal posible. Este argumento justifica el uso de la cinemática de la muñeca para caracterizar la componente de transporte en los experimentos sobre movimiento de agarre.

El canal que codifica y procesa las propiedades intrínsecas del objeto es el responsable de formar el gesto de agarre completo, lo que implica al menos, establecer una apertura manual que coincida con el tamaño del objeto. Esta componente pues, se puede caracterizar por la apertura manual o distancia entre las puntas de los dedos que contactan con el objeto y el extremo del pulgar en oposición. Si en los experimentos se indica a los sujetos que ejecuten un agarre de precisión, la componente de agarre puede caracterizarse mediante la distancia entre los extremos del dedo índice y el dedo pulgar.

La cinemática de un movimiento de agarre normal (Figura 1.6) se describe en los artículos seminales de Jeannerod (1981, 1984 y 1986). La componente de transporte se caracteriza por un perfil de velocidad con forma acampanada y asimétrica y un único pico.

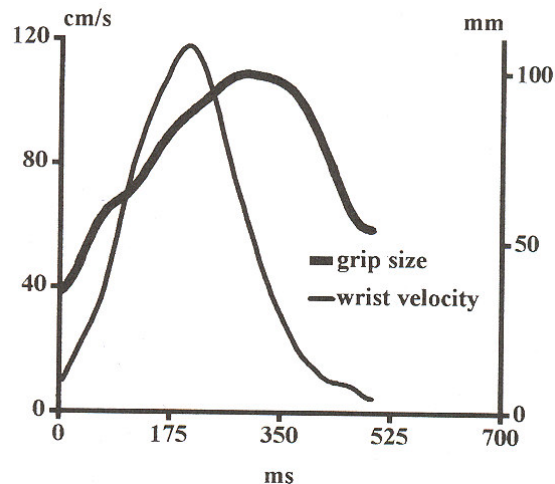


Figura 1.6. Cinemática de un movimiento de agarre normal. El perfil de velocidad de la muñeca y la apertura de los dedos de la mano se muestran en función del tiempo. En este experimento, el objeto es un cilindro (5 cm de diámetro), localizado a 30 cm del sujeto y desplazado 20° a la derecha de la línea media de su cuerpo.

Cuando aumenta la distancia a la que se encuentra el objeto, el pico de velocidad aumenta (Figura 1.7). Este resultado ha sido confirmado en otras experiencias (Chiefftti, Fogassi, Gallese y Gentilucci, 1992; Gentilucci y col, 1991; Gentilucci, Chieffi, Scarpa y Castiello, 1992). Durante la fase de deceleración del brazo, la velocidad disminuye rápidamente hasta un instante (instante de máxima deceleración) a partir del cual ese descenso en la velocidad es mucho menos acentuado. El instante de máxima deceleración del brazo ocurre una vez transcurrido el 70–80 % del tiempo total del movimiento (Jeannerod, 1981, 1984 y 1986). En el patrón de apertura de los dedos descrito por Jeannerod existe una fase inicial de preconfiguración de los dedos de la mano, caracterizada por una apertura progresiva de la mano desde el inicio del movimiento, seguida por una segunda fase de cierre de los dedos hasta que el tamaño del objeto coincide con la apertura manual (que forma una pinza de agarre) y el objeto es agarrado. La máxima apertura de los dedos es mayor y proporcional al tamaño del objeto y ocurre unos 100 – 120 ms después del pico de velocidad de la muñeca, coincidiendo aproximadamente con el instante de máxima deceleración de ésta última.

Generalmente, en los experimentos sobre movimientos de agarre, la postura inicial de los dedos es tal que la apertura inicial es nula o prácticamente nula. Sin embargo, en ciertas experiencias en las que esa postura inicial de los dedos se varia a una postura inicial que implica un apertura manual grande, se ha observado un patrón de apertura de dedos en los que se produce un decremento inicial en dicha apertura, seguido por una fase de reapertura y una fase final de cierre hasta el contacto con el objeto (Wallace y col, 1990; Timman y col, 1996; Saling y col., 1996, Figura 1.8). Wallace y colaboradores

(1990) han demostrado que la postura inicial de los dedos en el movimiento de agarre, influye muy levemente en la ocurrencia temporal del instante de máxima apertura manual (MGA⁵) y el instante de inicio de la fase de cierre de los dedos respecto a la duración total del movimiento.

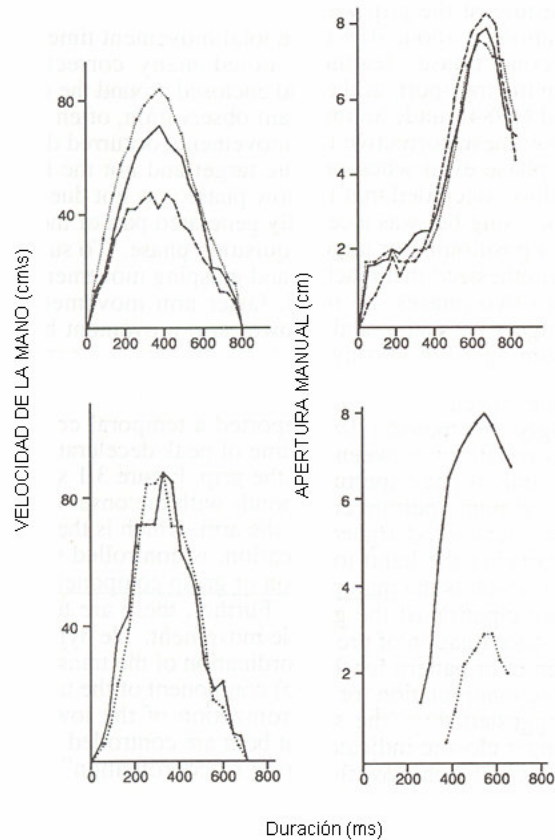


Figura 1.7. Perfiles de velocidad de la muñeca y apertura de los dedos en el agarre en función de la distancia y el tamaño del objeto. Fila de Arriba. El sujeto alcanza y agarra el mismo objeto, situado a tres distancias distintas. En la izquierda, el perfil de velocidad de la muñeca muestra un incremento sistemático del pico de velocidad conforme aumenta la distancia. En la derecha, el perfil de apertura de los dedos permanece inalterado al variar sistemáticamente la distancia. Fila de Abajo. El sujeto alcanza y agarra dos objetos de distinto tamaño. En la izquierda se muestran los perfiles de velocidad de la muñeca que no están influenciados por el tamaño del objeto. En la derecha se muestran los distintos perfiles de apertura manual generados en el agarre de cada uno de los objetos. (Adaptado de Jeannerod 1984).

⁵ A partir de este momento nos referiremos a la máxima apertura manual durante un movimiento de agarre con la abreviación MGA del inglés Maximum Grip Aperture

3.3 Movimientos de Agarre con Perturbación. Efectos de la variación de la posición del objeto.

Existen dos maneras de estudiar los efectos de variaciones en la posición del objeto en el espacio de trabajo en un movimiento de agarre. Una de ellas consiste en posicionar el objeto en distintas localizaciones estáticas, en otra de ellas, la posición del objeto se varía abruptamente durante el movimiento.

3.3.1 Variaciones sistemáticas en la posición del objeto.

Diversos experimentadores han llevado a cabo experiencias en las que los sujetos deben agarrar objetos localizados en distintas posiciones del espacio de trabajo. (Gentilucci y col, 1991, 1992; Paulignan, MacKenzie y col, 1991a). En estos estudios no se ha detectado influencia alguna en la distancia sobre el patrón de formación de apertura de los dedos. En otros experimentos la posición de los objetos se variaba de manera continua a distintas velocidades (Chieffi y col, 1992). En estas experiencias no se encontró efecto alguno sobre la componente de agarre del movimiento.

Así pues, la mayoría de datos obtenidos en este tipo de experiencias apoyan la hipótesis de independencia de los canales visuomotores involucrados en el movimiento de agarre. Cuando los datos han mostrado una evidencia en contra de ésta hipótesis (Jackobson y Goodale, 1991), ha sido necesario un análisis más detallado de éstos (Chieffi y Gentilucci, 1993; Paulignan y Jeannerod, 1996), para mostrar la falta de evidencias concluyentes ante que el hecho de que las componentes de transporte y agarre del movimiento de prensión sean interdependientes.

3.3.2 Variaciones abruptas en la posición del objeto durante la ejecución del movimiento.

De acuerdo con la teoría de los canales visuomotores, los mecanismos de corrección del error deben ser específicos de canal. En otras palabras, la modificación de la localización espacial del objeto durante el transcurso del movimiento no debiera afectar al patrón de apertura de los dedos durante el movimiento. En una serie de experiencias, Paulignan y colaboradores (1990,1991a) investigaron los efectos de las perturbaciones sobre la localización del objeto en la coordinación entre el control del transporte y el control de la apertura manual. En estos experimentos, la posición del objeto era inesperadamente modificada en el instante de inicio del movimiento. Se emplearon dos cilindros transparentes (1.5 cm de diámetro) de manera que en un momento determinado se podía iluminar por dentro uno de los cilindros y en un

instante posterior podíamos “apagar” ese cilindro y “encender” el otro cilindro. Los objetos se dispusieron bien a 10° y 20° de la línea central del cuerpo o bien en una configuración 20° y 30° de la línea central del cuerpo (Figura 1.9). En los experimentos la perturbación ocurría al inicio del movimiento.

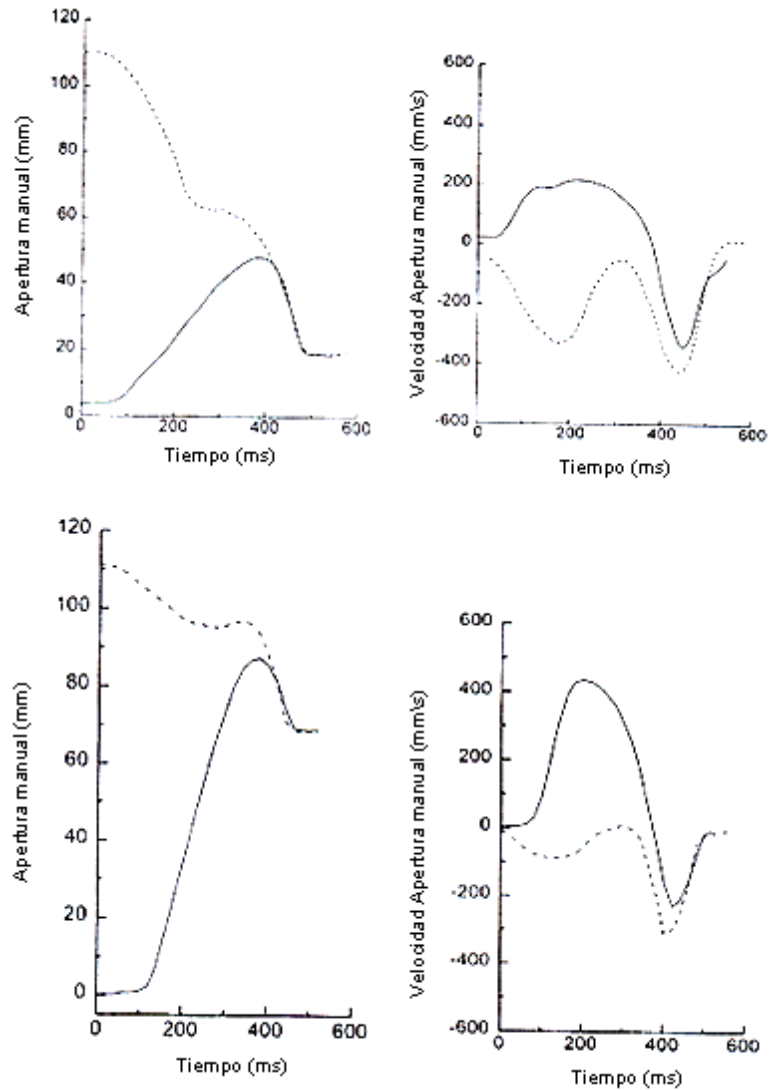


Figura 1.8. Cinemática de la componente de agarre en condiciones iniciales normales (con la mano completamente cerrada) y condiciones iniciales alteradas (con la mano completamente abierta al inicio). Las líneas continuas representan movimientos de agarre normales. Las líneas punteadas representan movimientos en los que la mano se encuentra inicialmente abierta. En este experimento se llevó a cabo el agarre de dos objetos situados a 30 cm del sujeto y de tamaños 2.2 y 6.7 cm. (Adaptado de Saling y col, 1996, Figs1 y 2, p. 495)

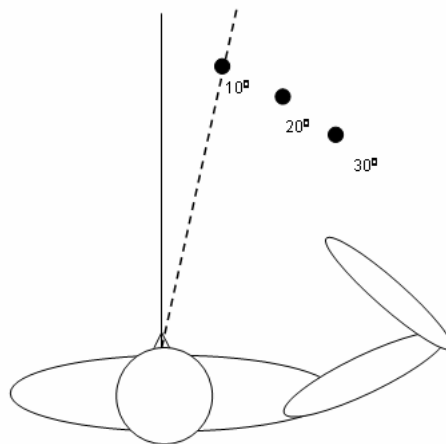


Figura 1.9. Diagrama esquemático del montaje experimental para estudiar el efecto de las variaciones abruptas en la posición del objeto durante la ejecución del movimiento llevadas a cabo por Paulignan y colaboradores., 1991a.

Contrariamente a lo esperado, tanto las componentes de transporte y apertura fueron afectadas por la perturbación (Figura 1.10). En dichos experimentos, el perfil de velocidad de la muñeca presenta un doble pico. El segundo pico de velocidad, de menor amplitud al primero se correlaciona con la reorientación de la mano hacia la posición del nuevo objetivo. Tanto en estas experiencias como en las llevadas a cabo por Gentilucci y colaboradores (1992) aparecieron perfiles de apertura manual con un doble pico⁶. En las experiencias donde se apreció este doble pico (un 80 % en el caso de Paulignan y colaboradores 1990,1991a), se observa que la MGA alcanzada durante el movimiento es la misma a la encontrada en un movimiento normal sin perturbar, es decir, si se entiende que el canal de agarre se encarga de establecer posturas adecuadas para el agarre, debe concluirse que la perturbación en la posición del objeto no afecta a la componente de transporte. El hecho de que aparezcan dos picos en el patrón de apertura manual, hizo que Gentilucci y colaboradores (1992) propusieran que la presentación de dos objetos en la experiencia implica la existencia de dos programas motores distintos. Ya que estos dos programas motores se ejecutan de manera sucesiva, según estos autores, no es descabellado pensar que el programa motor relacionado con el primer agarre se vea interrumpido, y el movimiento sea reprogramado a través del segundo programa motor. Con estos datos, Paulignan y Jeannerod (1996), estiman que este tipo de experiencias no ofrecen ninguna base sólida para desechar la teoría de los canales visuomotores en el movimiento de agarre.

⁶ En algunos casos aparece simplemente un periodo de tiempo durante el cual la apertura manual no varía, en otros casos se produce un pequeño periodo de cierre de los dedos y un a posterior apertura hasta el MGA.

3.4 Movimientos de Agarre con Perturbación. Efectos de la variación del tamaño del objeto.

Cuando el tamaño del objeto cambia, la configuración de la mano necesaria para posicionar los dedos sobre el objeto puede diferir bastante dependiendo de los requerimientos de precisión. Los experimentos en los que el tamaño del objeto se varía de una medida a otra o durante el propio movimiento ayudan a establecer el grado de acoplamiento entre el canal de agarre y el canal de transporte.

3.4.1 Variaciones sistemáticas en el tamaño del objeto.

En una serie de experimentos en los que se controló cuidadosamente que lo único que variase fuese el tamaño del objeto y no los requerimientos de precisión, Zaal y Bootsma (1993) no encontraron efecto alguno sobre la componente de transporte, hechos que posteriormente fueron confirmados en Bootsma y col, (1994).

3.4.2 Variaciones abruptas en el tamaño del objeto durante la ejecución del movimiento.

La hipótesis de los canales visuomotores predice que si el tamaño del objeto cambia durante la ejecución del movimiento, el transporte de la mano no debería verse afectado. A la hora de testear esta hipótesis varios experimentos se han llevado a cabo (Paulignan y col, 1991b; Castiello y col, 1993; Bootsma y col, 1994).

Paulignan y colaboradores (1991b) llevaron a cabo experimentos con un objeto pequeño (1.5 cm) y otro grande (6 cm) que se encontraban a 35 cm de la posición inicial de la mano del sujeto. Los objetos eran transparentes, de manera que bien uno o el otro eran iluminados en un momento determinado. La perturbación en el tamaño del objeto se introducía en el instante de inicio del movimiento. La Figura 1.11 ilustra los efectos de una perturbación de pequeño a grande (S - L del inglés Small to Large) y de una perturbación de grande a pequeño (L - S del inglés Large to Small) en la cinemática de agarre⁷.

⁷ A partir de este momento para referirnos a este tipo de perturbaciones lo haremos con los acrónimos perturbación S-L y perturbación L-S explicadas en el texto.

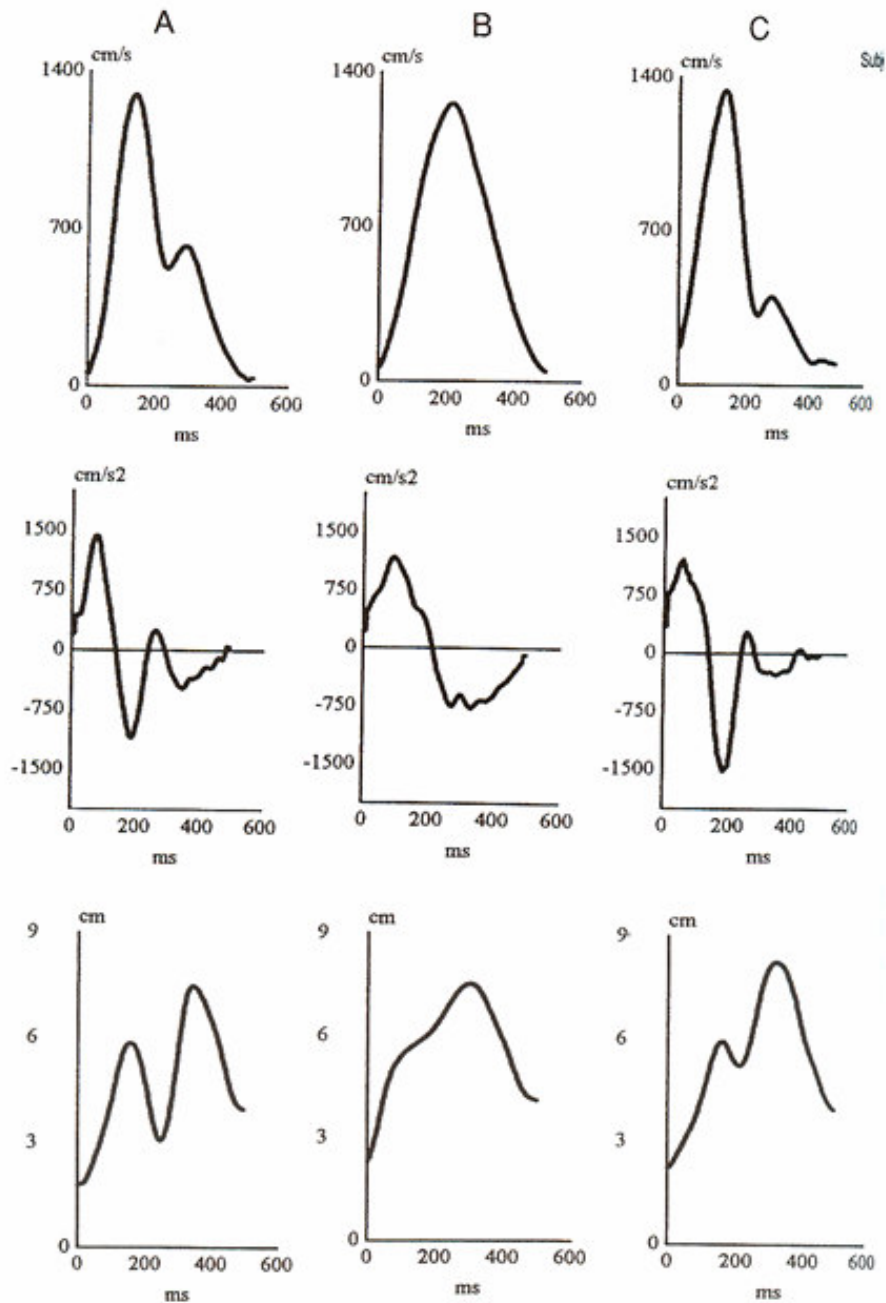


Figura 1.10. Efectos de perturbaciones repentinas en la posición del objeto en movimientos de agarre. En (A) y (C) se muestran los resultados de experiencias en las que se mueve el objeto desde 20° a 10° y de 20° a 30° respectivamente. En (B) se muestran los resultados de una experiencia de control (movimiento sin perturbar). En las filas superior y media se muestran los perfiles de velocidad y aceleración de la componente de transporte de la mano; en la fila inferior se muestran los perfiles de apertura manual para cada uno de los ensayos realizados. (adaptado de Paulignan y col, 1991a).

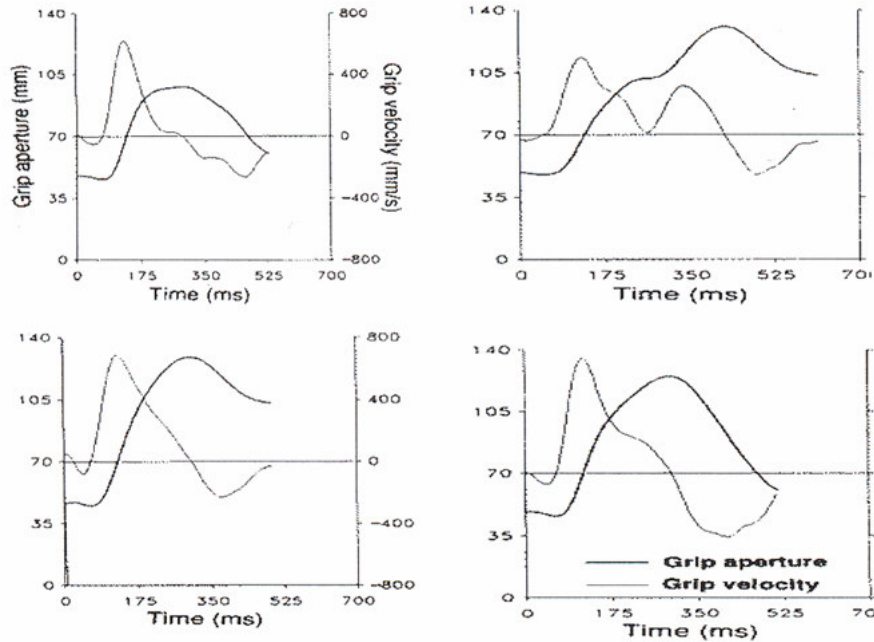


Figura 1.11. Cinemática de la apertura de la pinza de agarre cuando el tamaño del objeto se varía abruptamente al inicio del movimiento. (Reproducido con el permiso de Paulignan y col, 1991b, Fig 8, p. 416. Copyright © 1991 Springer-Verlag)

En la perturbación S-L, la apertura de la mano aumenta inicialmente hasta el pico MGA correspondiente al objeto pequeño⁸ y luego aumenta de nuevo hasta la MGA correspondiente al objeto grande para finalmente acabar cerrándose hasta el contacto con el objeto. Es importante remarcar que en la perturbación S-L se produce un aumento del tiempo total del movimiento que permite al sistema llevar a cabo las correcciones necesarias. El análisis detallado de estos experimentos demuestra la dificultad de controlar únicamente el tamaño del objeto (Paulignan y Jeannerod, 1996). Cuando se establecen esas condiciones como en Bootsma y colaboradores (1994), los resultados indican que la componente de transporte no queda afectada por el efecto de variar el tamaño del objeto.

3.4.3 El control visual del movimiento de agarre

El papel de la visión en el guiado del movimiento de agarre fue estudiado por Paulignan, Jeannerod y colaboradores., (1991b) y por Paulignan, MacKenzie y colaboradores (1991a) usando cilindros de diámetro variable como objetos a agarrar. El posicionamiento de los dedos alrededor del objeto no representa en sí mismo una gran restricción ya que existe un número casi ilimitado de posibilidades a la hora de posicionar los dedos en su contacto con el objeto. Aun así, estos investigadores

⁸ La que se correspondería a la observada en un sujeto de control llevando a cabo el movimiento sin perturbar

observaron durante sus experimentos que, la posición final de los dedos al contactar con los cilindros presentaba una variabilidad espacial muy pequeña. Resultados similares han sido obtenidos por Jakobson y Goodale (1994). Estos autores mostraron cómo en el agarre de objetos con formas complicadas, los sujetos elegían unos puntos de contacto sobre la superficie del objeto que ofrecían una variabilidad espacial muy reducida. Este elevado grado de precisión en el posicionamiento de los dedos implica un control muy preciso de los desplazamientos de la mano hacia su posición final.

Morasso (1981) sugirió que el punto empleado para guiar visualmente el movimiento del brazo debiera ser lo más distal que fuese posible. Este punto distal, sería pues el más relevante a la hora de describir la componente de transporte del movimiento de agarre. Un candidato posible a ser este punto podría ser el centro de la muñeca (Arbib y col, 1985a) en cuyo caso el sistema motor debe calcular continuamente el vector distancia entre el centro del objeto y el centro de la muñeca⁹. Otra posibilidad propuesta por Wing y colaboradores (Fraser y Wing, 1981; Wing y Fraser, 1983; Wing y col, 1986), es que sea el pulgar el punto escogido como referencia distal en lugar de la muñeca. En los trabajos mencionados, los autores mostraron que durante el agarre de un objeto, el pulgar contribuye muy poco a la formación del patrón de apertura manual. Sin embargo, Paulignan y colaboradores (1991b), demostraron que en movimientos en los que se perturba, bien el tamaño bien la posición del objeto, el pulgar participa activamente en la formación del patrón de apertura manual, descartado el hecho de que sea una estrategia particular empleada en este tipo de movimientos.

Para terminar con este punto, nos gustaría comentar someramente los resultados y conclusiones de una experiencia de Paulignan y colaboradores (1997), en la que se cuestiona la forma actual de la hipótesis de los canales visuomotores. Ha sido postulado que las transformaciones visuomotoras relacionadas con el alcance (componente de transporte) y la de agarre (formación de la pinza de agarre con los dedos), son controladas separadamente: es la hipótesis de los canales visuomotores. El canal de transporte obtendría información de la localización espacial del objeto para transformarlo en patrones motores que aproximen la mano adecuadamente al objeto. El canal de manipulación extraería información del tamaño y forma del objeto, para determinar un patrón de agarre adecuado. Esta idea recibe un fuerte respaldo a través de recientes trabajos anatómicos y fisiológicos que muestran distintas vías córtico-corticales para el alcance y el agarre, y constituye la base funcional teórica de los diseños experimentales que cambian sistemáticamente la posición y el tamaño del objeto a agarrar. El problema es saber hasta qué punto se puede dar crédito a esta teoría

⁹ En los modelos desarrollados en esta Tesis Doctoral se ha adoptado el centro de la muñeca como el punto distal que permite el aprendizaje y control de los movimientos de agarre.

si tomamos en cuenta los aspectos de la presión descritos en la experiencia de Paulignan y colaboradores (1997). Los resultados tienden a mostrar que la posición final de los dedos en el objeto no es independiente de la componente proximal del movimiento de presión. Es otras palabras, *los mecanismos que determinan la selección de un eje de oposición apropiado (es decir, la línea que une el extremo de los dedos pulgar e índice calculado desde el cuerpo del sujeto) no podrían separarse de aquellos que determinan la posición de la mano en el espacio de trabajo*. Puede ser que entre los parámetros extrínsecos que determinan el patrón de agarre, la orientación del eje de oposición ocupe un rol especial: desde el punto de vista visual, pertenece a la vez a la configuración misma del objeto y a su situación dentro del cuadro de referencia centrado en el cuerpo; desde el punto de vista motor, involucra no solamente la pronación/supinación de la muñeca y del antebrazo, sino también aducción/abducción del hombro. En esta experiencia, el uso de un rango más amplio de condiciones (objetos de diferentes tamaños y posiciones en el espacio de trabajo) proporciona una perspectiva diferente sobre las transformaciones visuomotoras anteriormente mencionadas. Mientras que varios de los estudios previos que utilizaron una sola posición favorecieron la noción de canales independientes, este estudio subraya una interdependencia necesaria de los mecanismos involucrados en adecuar el agarre a la posición, a la orientación y al tamaño del objeto.

Aunque la idea de una programación holística del movimiento de agarre¹⁰ (Jeannerod, 1999; Jeannerod y colaboradores, 1998) parece contradecir la hipótesis de los canales visuomotores, Jeannerod ha propuesto recientemente un mecanismo que permitiría la integración de ambos conceptos. Adaptar la configuración del brazo a una situación concreta de agarre requiere adoptar una serie de decisiones visuomotoras apropiadas (p.ej pronar o supinar el antebrazo). Este proceso no puede llevarse a cabo mediante una transformación visuomotora directa, ya que debe tenerse en cuenta el hecho de que, cualquier decisión afecta inmediatamente a varios canales. Por esto, es mejor llevar cabo el proceso mediante un modelo interno que permita representar completamente las consecuencias de cualquier decisión visuomotora adoptada. La nueva hipótesis de Jeannerod sugiere que una acción como el agarre está organizada en distintos niveles jerárquicos. A un determinado nivel. Las transformaciones visuomotoras requieren la activación de canales específicos caracterizados por sus propias relaciones entrada-salida. A otro nivel, estos canales se encuentran insertos en

¹⁰ Dado que la experiencia de Paulignan y colaboradores (1997) parece indicar que los mecanismos que determinan la selección de un eje de oposición, no pueden separarse de aquellos que determinan la posición de la mano en el espacio de trabajo.

un mecanismo distinto que es un modelo interno de la acción a ejecutar, que a su vez ejerce un control *top-down*¹¹ sobre esos canales.

4. Transformaciones visuomotoras en el movimiento de agarre. Estudio de la Neurobiología del sistema

Como ya se ha mencionado, cuando se pretende agarrar un objeto, los sujetos ejecutamos dos operaciones motoras distintas. Una de estas operaciones consiste en llevar la mano hacia la localización espacial del objeto, y la otra consiste en configurar la mano y los dedos en una postura que anticipe la forma, tamaño y orientación del objeto. El análisis de estas operaciones muestra que éstas, se basan en dos transformaciones visuomotoras bien diferenciadas. La primera operación (“transporte”) requiere del establecimiento de la localización de los objetos con respecto al cuerpo. Esto implica la formación de un marco de referencia independiente de la posición de los ojos, que codifique la información visual en coordenadas centradas en el cuerpo. La información visual es posteriormente transformada en un patrón de actividad muscular proximal (relacionado con el movimiento del hombro, del codo y de la muñeca) que permita acercar la mano hacia el objeto a agarrar. La segunda operación (“agarre”) trata con las propiedades intrínsecas de los objetos, esto es, con su forma y su tamaño. El sistema de coordenadas en el cual se generan las posturas de agarre está relacionado con dichas propiedades. En el momento en el que la forma y tamaño del objeto se encuentran debidamente codificados, éstos se transforman en un patrón de movimientos distales (relacionado con el movimiento de los dedos) que permite el agarre del objeto. En los siguientes apartados, se revisan los datos que permiten dar un sustento neurofisiológico y neuroanatómico a la hipótesis de distintos circuitos o canales en el córtex cerebral que median las transformaciones visuomotoras requeridas en los movimientos de prensión (Luppino y col, 1999), y se apuntan los posibles mecanismos neuronales responsables de que éstas tengan lugar.

4.1 Circuitos visuomotores fronto – parietales

Las transformaciones visuomotoras necesarias para la implementación de acciones orientadas a objeto ocurren en una serie de circuitos paralelos que conectan el lóbulo parietal inferior con el córtex frontal (Figura 1.12). Algunos de estos circuitos están relacionados con el procesamiento oculomotor, otros con la organización del movimiento del brazo y otros con el agarre. Lo que revelan los estudios acerca de estos

¹¹ El concepto de control *top-down* en este contexto posee el significado de un control jerárquico. Jerárquico en el sentido de que, las expectativas sobre las consecuencias de las decisiones visuomotoras establecidas por medio del modelo interno, modulan los procesos ejecutados en los distintos canales.

circuitos es que, una red de redes neuronales distribuidas a lo largo del córtex parietal posterior, el córtex premotor y el córtex motor, es la encargada de organizar acciones orientadas a objeto tales como la prensión. En acciones de este tipo, las redes neuronales del córtex parietal posterior combinan información somatosensorial y visuomotora con el objeto de generar las representaciones neuronales asociadas a la intención o planificación de la acción, las redes neuronales del córtex premotor dorsal generan los programas motores necesarios para implementar las acciones codificadas en el córtex parietal y las redes neuronales del córtex motor primario se encargan de la ejecución de dichos programas motores (ejecución del movimiento). En los siguientes apartados se describe la funcionalidad de las distintas áreas corticales que conforman los subcircuitos fronto – parietales de agarre y de alcance durante las transformaciones visuomotoras asociadas a la acción de prensión.

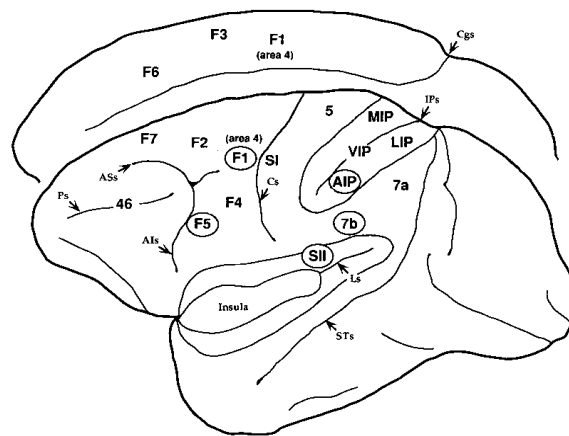


Figura 1.12. Vista lateral y media del córtex del mono que muestra la localización de las áreas frontales y parietales involucradas en movimientos de alcance y agarre

4.2 Transformaciones visuomotoras relacionadas con el agarre. Área F5 (córtex premotor PMd)

A la hora de mediar sobre la tarea de agarre, un área promotora del córtex debe cumplir dos prerequisites: a) poseer una representación completa de los movimientos distales, b) recibir las entradas visuales adecuadas. Existen varias áreas promotoras que cumplen el primer requisito. Sin embargo, de todas ellas, solamente el área F5 recibe entradas de tipo visual adecuadas (las conexiones anatómicas de F5 se muestran en la Figura 1.13) Las conexiones de F5 con el cortex motor primario (F1), se dirigen al área relacionada con los movimientos de la mano de éste último.

Las propiedades de las neuronas de F5 durante movimientos de la mano han sido estudiadas por Rizzolatti y col, (1988). Estos autores clasificaron a las neuronas del área F5 dependiendo de su activación durante la ejecución de distintas acciones motoras tales como agarrar, sostener o manipular un objeto. La clase de neuronas más numerosa corresponde a las neuronas de “agarre”. El 85 % de estas neuronas se mostraron selectivas al tipo de agarre llevado a cabo. El agarre de precisión o agarre con mano completa se encuentran entre los tipos de prensión codificados por neuronas de F5, siendo el agarre de precisión el que más neuronas involucra en su representación (Figura 1.14).

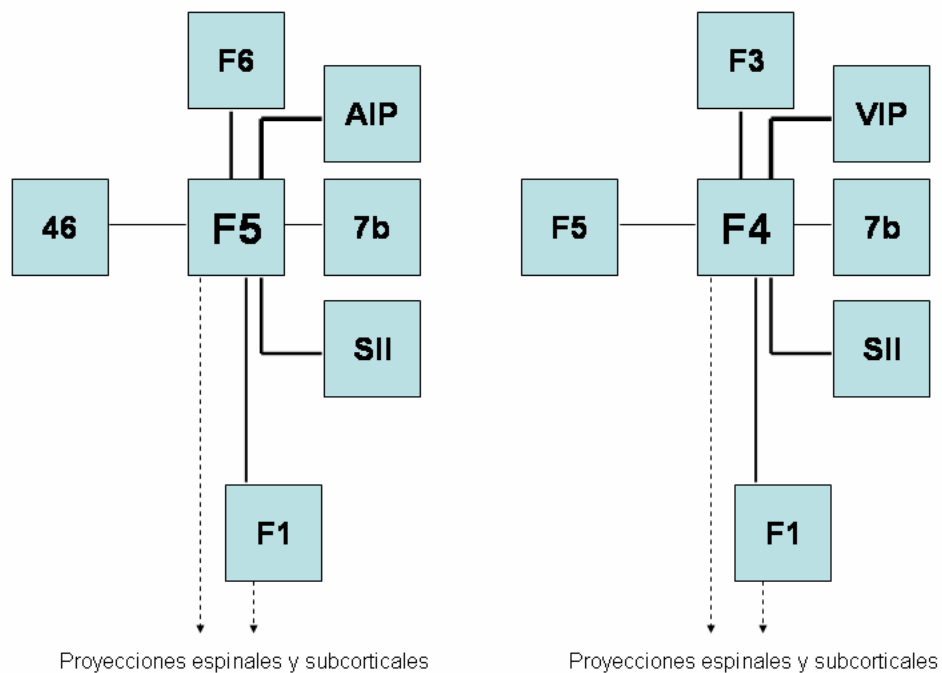


Figura 1.13. Diagrama esquemático de las principales conexiones corticales de F5 y F4 . Todas las conexiones son recíprocas. El grosor de las líneas de conexión es aproximadamente proporcional a la riqueza de conexiones existentes entre áreas. Las líneas que indican conexiones espinales y subcorticales no muestran la riqueza de conexiones con las áreas corticales representadas. (Adaptado de Rizzolatti y colaboradores., 1988).

Las relaciones temporales halladas entre el disparo (activación) de las neuronas y los movimientos de agarre correspondientes, varían dependiendo de las neuronas. Algunas de ellas disparan solamente durante las últimas etapas del movimiento, es decir, durante la fase de flexión final de los dedos. Otras empiezan a disparar durante la fase de extensión de los dedos hasta alcanzar la MGA, y continúan durante la fase de flexión. Finalmente, algunas disparan anticipándose al inicio del movimiento y se desactivan una vez el objeto ha sido agarrado.

Una manera de conceptualizar estos datos, es comparar F5 a un almacén o “vocabulario” (Rizzolatti y Gentilucci, 1988) de tareas motoras relacionadas con el agarre. Este concepto es muy similar al de “esquemas¹²” propuesto por Arbib (1981,1985a, 1990) para describir las interacciones entre la mano y su entorno. En el caso que nos ocupa, los esquemas o “palabras” del “vocabulario” están representados por poblaciones de neuronas que codifican distintas acciones motoras. Varias categorías de “palabras” pueden distinguirse. Algunas “palabras” especifican el tipo de acción a efectuar (p.ej, agarrar, sostener o manipular). Otras especifican, en el marco de un “esquema” o “palabra” más general, como debe agarrarse, sostenerse o manipularse cierto objeto. En este caso las “palabras” especifican cuales son los efectores apropiados para ejecutar la acción: “índice y pulgar” (agarre de precisión), “todos los dedos” (manipulación y agarre con toda la mano) etc. Por último, un tercer grupo de “palabras” se encarga con la segmentación temporal de las acciones.

La existencia en F5 de un “vocabulario” de “palabras” motoras tiene dos consecuencias muy importantes. La primera es que, si la información se concentra en un número limitado de elementos, el número de variables que deben controlarse en un movimiento de agarre es mucho menor que en el caso de que los movimientos tuviesen que ser descritos en términos de motoneuronas o músculos. Esta solución al elevado número de GDL involucrados en el control de la mano es equivalente a la propuesta teórica de “dedos virtuales” de Arbib y colaboradores (1985b) y es la inspiradora de la denominada *Biblioteca de Gestos* desarrollada en esta Tesis Doctoral. En segundo lugar, la generación de movimientos se simplifica. Tanto para acciones generadas internamente como para acciones en respuesta a un estímulo visual, solamente se debe seleccionar una “palabra” o un pequeño grupo de “palabras”. En concreto, la activación de un movimiento en respuesta a la observación de un objeto se reduce a la tarea de hacer concordar su tamaño y forma con el grupo apropiado de “palabras” motoras que permitan la correcta ejecución del movimiento deseado.

¹² Un “esquema” (traducción libre del inglés schema) es a su vez un almacén de conocimiento de algún tipo y la descripción detallada de los procesos que permiten aplicar de alguna manera ese conocimiento.

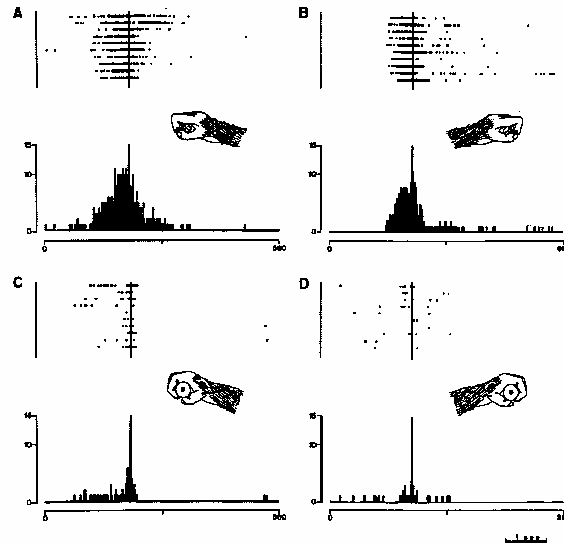


Figura 1.14. Especificidad hacia el tipo de agarre en una neurona de F5. Agarre de precisión (arriba). Agarre de fuerza (abajo)

Área AIP (córtex parietal posterior PPC)

Los estudios fisiológicos en áreas parietales del sulco Intraparietal (IPs, Figura 1.12) muestran que en esa zona existen neuronas cuyo disparo está relacionado con tareas de agarre y acciones de manipulación de la mano. En concreto, en estudios con monos en los que se entrena a éstos para que agarren distintos objetos empleando distintos tipos de agarres, han mostrado que las neuronas cuyo disparo está relacionado con dichas acciones se encuentran localizadas en el área AIP.

Cerca del 40 % de neuronas de AIP disparan de igual manera cuando el agarre se ejecuta convenientemente en condiciones de luz en las que el mono tiene completa visión del objeto o en condiciones de oscuridad en las que el objeto no es visible durante la ejecución del movimiento. Estas neuronas son esencialmente neuronas motoras y se han descrito como ‘neuronas dominantes motoras’ (Figura 1.15). El resto de neuronas de AIP disparan más fuertemente (‘neuronas dominantes visual y motoras’) o exclusivamente (‘neuronas dominantes visuales’) en presencia de luz. La mitad de las neuronas dominantes visuales y una gran parte de las neuronas visuales y motoras se activan cuando el animal observa el objeto en ausencia de cualquier movimiento. Para las neuronas visuales y motoras, el objeto visual y el tipo de agarre codificado (detectado en condiciones de oscuridad) coinciden. Lo que parece entonces es que estas neuronas llevan a cabo cierta operación de comparación o ‘*matching*’ entre la representación visual de un objeto y la manera en la que éste debe ser agarrado.

Si se comparan los datos obtenidos en AIP con los de F5, emergen ciertas analogías e importantes diferencias entre ambas áreas. Ambas áreas parecen poseer un vocabulario de 'esquemas motores' para la prensión de objetos. El agarre de precisión y el agarre con toda la mano están representados en ambas áreas. Sin embargo, mientras que en F5 el disparo de una neurona está limitado a la ejecución de una acción motora determinada (agarrar o manipular) o incluso a un segmento de esa acción (cierre de la apertura de los dedos), las neuronas parietales de AIP parecen codificar esas acciones de una manera mucho más global (disparan desde el inicio del movimiento de configuración de los dedos y continúan activas incluso tras el contacto y agarre cuando lo que se hace es sostener el objeto). Así pues las neuronas de AIP codifican las acciones de agarre de una manera mucho menos parcelada que las neuronas de F5.

En conclusión, el lóbulo parietal inferior posee un papel fundamental en la extracción las propiedades visuales intrínsecas de los objetos que son necesarias para la organización de los movimientos de agarre. Esta información visual se envía posteriormente a F5 donde permite la activación de neuronas que codifican tipos de agarre congruentes con el tamaño, forma y orientación del objeto. La actividad de las neuronas motoras de AIP constituye una copia de la actividad de las neuronas motoras de F5 que envían una copia del programa motor en curso hacia las neuronas motoras de AIP en el córtex parietal. Esta información se emplea para comparar la acción en curso con la representación visual del objeto en las neuronas visuales y motoras de AIP. Si el '*matching*' entre ambas informaciones es positivo, el córtex parietal genera comandos dirigidos hacia el PMd de continuación de la tarea. Si dicho '*matching*' no es positivo, la actividad parietal en AIP se suprime y el movimiento debe interrumpirse o modificarse.

4.3 Transformaciones visuomotoras relacionadas con el alcance

Área F4 (córtex premotor PMd)

La operación inicial en un movimiento de alcance mediante guiado visual es la localización en el espacio del objeto sobre el que se va llevar a cabo la acción. A priori, un área motora capaz de ejecutar esta operación debiera ser capaz de codificar al objeto, objetivo del movimiento, en coordenadas centradas en el cuerpo, y a su vez, ser capaz de controlar los movimientos proximales del brazo. Actualmente, la única área cortical conocida que cumpla estos requisitos es el área F4. Sus principales conexiones anatómicas se muestran en la Figura 1.13.

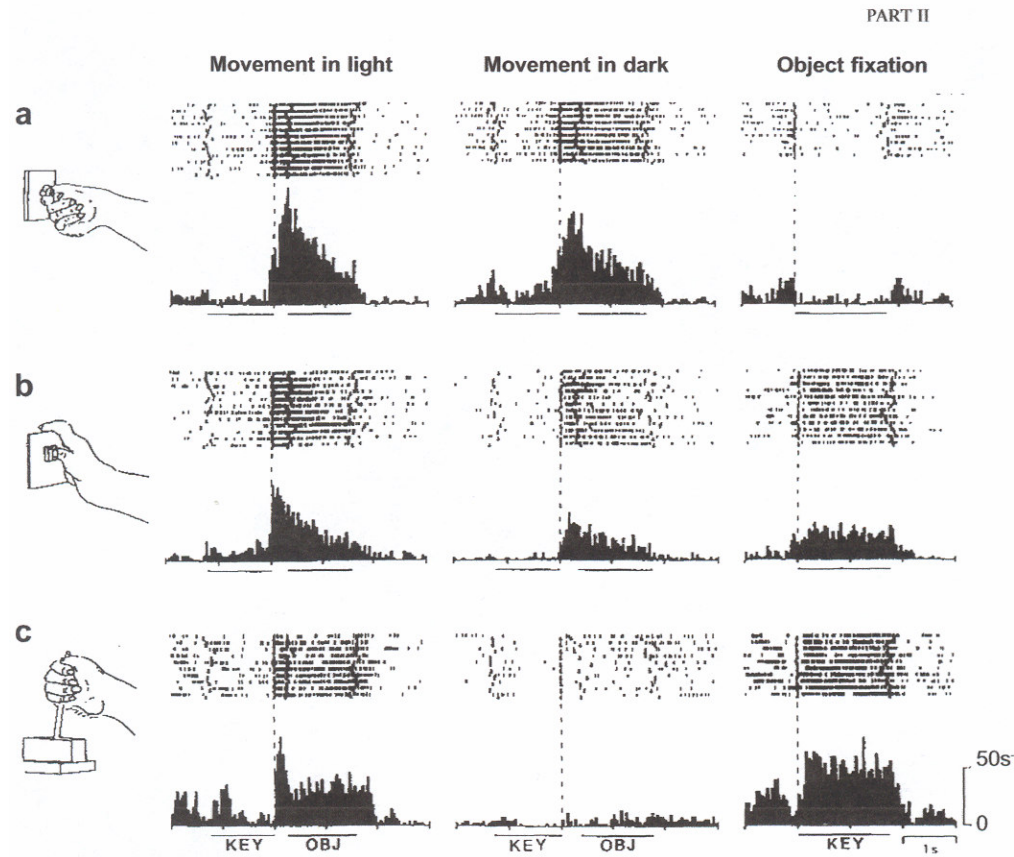


Figura 1.15. Tipos de neuronas relacionadas con el agarre de objetos en el área AIP. En a) se muestra la actividad de una neurona de tipo dominante motor. Esta neurona se muestra activa durante el agarre del objeto (en condiciones de luz o de oscuridad) pero no responde ante la simple observación del objeto. En b) se muestra la actividad de una neurona del tipo visual y motor. Se observa que su actividad se reduce cuando no existe visión del objeto (movimiento en la oscuridad) o cuando no existe movimiento (observación del objeto). En c) se muestra la respuesta típica de una neurona dominante visual activa durante el movimiento con luz y durante la observación del objeto e inactiva con un movimiento a oscuras.

Existen dos tipos de neuronas en F4 que responden a estimulación pasiva: neuronas somatosensoriales (normalmente táctiles) y neuronas bimodales (visuo – táctiles). Los campos receptivos táctiles de ambos tipos de neuronas son normalmente grandes. Las neuronas de F4 responden casi exclusivamente a estímulos visuales presentes en localizaciones espaciales alcanzables por el sujeto o el animal. Los campos receptivos visuales se localizan en los alrededores de los campos receptivos táctiles. Algunas neuronas poseen su zona de respuesta visual sobre la piel del animal formando así una representación continua del cuerpo y del espacio externo. Otras neuronas poseen el campo receptivo visual mucho más desligado del campo táctil. El primer tipo de neuronas descrito ‘prefieren’ para su activación la presencia de estímulos que se aproximen al cuerpo mientras que el segundo tipo de neuronas responden bien

ante distintos tipos de movimientos, a menudo con un remarcado grado de especificidad (Rizzolatti y Gentilucci, 1988).

Una propiedad fundamental de F4 es que sus neuronas codifican el espacio en coordenadas centradas en el cuerpo. Además de existir neuronas con espacios visuales craniocéntricos, otras neuronas codifican el espacio en coordenadas centradas en el brazo. Ejemplos de este tipo de codificación son neuronas bimodales con campos receptivos táctiles en la mano y campos visuales localizados en torno a la mano. Cuando el brazo se mueve hacia una localización distinta, el campo receptivo visual también se mueve hacia la nueva localización de la mano.

Las propiedades de disparo de las neuronas de F4 ante el movimiento son menos conocidas que sus propiedades pasivas. Lo que se ha establecido es que las neuronas cuyo disparo se asocia a movimientos de alcance en F4 (30 %), disparan cuando el brazo se dirige hacia ciertas direcciones del espacio y muestran cierta congruencia entre la localización de sus campos visuales y 'motores' aunque no se poseen datos muy precisos acerca de esta correspondencia visuomotora.

Área 7b y VIP (córtex parietal posterior, PPC)

El área 7b constituye la parte rostral del lóbulo parietal inferior. Sus propiedades funcionales parecen ser muy similares a las de F4. La mayor parte de neuronas de 7b responden a estímulos somatosensoriales (casi siempre estimulaciones táctiles cutáneas). Aunque existen neuronas puramente visuales éstas no son muy frecuentes. La gran mayoría de neuronas en 7b responden a combinaciones de estímulos táctiles y visuales. Aunque no existen estudios concluyentes ciertos datos indican que la codificación visual del espacio es en coordenadas basadas en el cuerpo.

También son escasos los datos referentes a las propiedades motoras de las neuronas de 7b. Sin embargo, parece que las neuronas con propiedades motoras son mucho más escasas en 7b que en F4. Aun así, parece ser que las neuronas motoras de 7b disparan en relación a movimientos corporales dirigidos a objeto o con objetivo intencional concreto tales como movimientos de alcance, agarre o de traslado de objetos a la boca (Hyvarinen, 1982).

Otra área con propiedades bimodales visuales – táctiles similares a F4 es el área VIP. Esta área tiene una gran capacidad de selectividad para la dirección de movimiento del estímulo. Un aspecto fundamental del circuito VIP – 7b – F4 es que el espacio visual no se codifica en coordenadas retinotópicas. En contraste con el córtex visual primario así como con áreas parietales asociadas a movimientos oculares (área LIP), el circuito VIP – 7b – F4 codifica la localización del estímulo (en el contexto de la

prensión, la localización del objeto a agarrar) explícitamente al nivel de una sola neurona. Ciertamente no resulta una coincidencia el que la codificación retinotópica desaparezca en un circuito que específicamente se centra en el control del alcance. Al contrario que los movimientos oculares, los movimientos del brazo exhiben una gran variabilidad en términos de sus parámetros cinemáticos y éstos deben ser ajustados de acuerdo a una variedad de factores que van desde las propiedades semánticas y físicas de los objetos hasta su movilidad y sus reglas de movimiento. La ventaja más obvia de una codificación explícita del espacio es que la activación de neuronas individuales, sin importar su intensidad, especifica inmediatamente la localización del estímulo. Esto deja el 'parámetro intensidad del disparo' libre para codificar otros aspectos del estímulo tal como su rotación, velocidad o aceleración. Por el contrario, este tipo de codificación acerca de las propiedades del estímulo impide que ésta pueda ser utilizada directamente por parte de sistemas computacionales que emplean unidades retinotópicas ya que en estos sistemas la intensidad en el disparo es fundamental a la hora de significar o establecer la localización del estímulo.

En el momento en el que la localización del objeto ha sido debidamente establecida, los comandos motores necesarios para que dicho objeto sea alcanzado deben generarse. Esto puede ejecutarse de varias maneras. Una manera es mediante proceso paso a paso. En un proceso de éstas características, lo primero que se establece es una trayectoria de entre la infinidad de trayectorias posibles para alcanzar el objeto. Tras este paso se transforma la trayectoria elegida y codificada en coordenadas espaciales en un conjunto o sucesión de coordenadas corporales tales como ángulos de articulación o longitudes musculares. Por último, el comando motor se instancia de manera tal se obtengan que los ángulos de articulación requeridos. Otra forma de obtener los comandos motores asociados al alcance consiste en obtener éstos directamente de la trayectoria o de la propia posición del objeto. Las propiedades de las neuronas en F4 parecen favorecer esta última hipótesis. La misma neurona que dispara cuando un objeto se presenta en su campo receptivo, también se activa cuando el brazo se mueve hacia dicho objeto. Estos datos sugieren que, como en el caso del agarre, el alcance se lleva a cabo mediante su codificación en un 'vocabulario' de esquemas motores'. Estos 'esquemas motores' son movimientos proximales pre-codificados que permiten llevar la mano hacia diferentes posiciones finales objetivo. La operación básica de éste proceso consiste en encontrar la correspondencia adecuada o 'matching' entre la localización del objeto en el espacio y el 'esquema motor' apropiado. La posición inicial del brazo modula diferencialmente los distintos 'esquemas motores' interviniendo en su elección durante la ejecución del movimiento.

Pese a las lagunas en la teoría que nos ofrecen los datos actuales, la noción, de una transformación directa del estímulo de localización del objeto en los comandos motores

Capítulo 1. El Movimiento de Agarre

que permiten su alcance es la más congruente con los datos neurofisiológicos actuales. Actualmente esta visión debe completarse con trabajo tanto teórico como con confirmaciones experimentales.

Capítulo 2

Modelos Computacionales para el Movimiento de Agarre.

1. Introducción

En este capítulo de la Tesis se revisan y analizan los modelos (neuronales o no) presentes en la literatura, que han tratado de explicar la fenomenología (o parte de ella) asociada al movimiento de agarre. Posteriormente, y siguiendo la metodología del modelado neuronal, se presentan una serie de modelos matemáticos para el movimiento de agarre, que incluyen para su establecimiento y desarrollo, los datos de los experimentos psicofísicos descritos en el Capítulo anterior. Se presentan los resultados de la simulación de los modelos bajo diversas condiciones y se obtienen sus características operacionales mediante la comparación de dichos resultados, con los resultados de los experimentos reales. En los casos en los que aparecen propiedades emergentes del modelo lo suficientemente significativas, éstas se discuten y analizan. Por último, se comparan los resultados de la simulación de nuestro modelo con los resultados obtenidos al simular los modelos presentes en la literatura.

2. Modelos computacionales previos para la coordinación del movimiento de agarre.

2.1 El modelo de Hoff-Arbib

Hoff y Arbib (1993) han propuesto un modelo computacional para la coordinación de la componente de alcance y la de manipulación en una tarea de agarre. En este modelo, el tiempo estimado para el transporte de la muñeca hacia las inmediaciones del objeto a agarrar, y el tiempo estimado para alcanzar el estado de máxima apertura manual en la componente de agarre, se utilizan para coordinar las dos fases de las que consta el movimiento de agarre. La (Figura 2.1) muestra las características esenciales de éste modelo, que posee una etapa que estima el tiempo de movimiento antes de que éste comience. Esta estimación del tiempo de movimiento funciona de la siguiente manera. Inicialmente, la distancia relacionada con la fase de alcance y el tamaño del objeto son estimados a través de información visual. Posteriormente, la estimación sobre la distancia de alcance se transforma en una estimación sobre el tiempo para llevar a cabo dicho alcance y la estimación sobre el tamaño del objeto se transforma en una estimación sobre el tiempo necesario para ejecutar la fase de apertura de la pinza de agarre. Luego, el tiempo asociado a la ejecución del cierre de la pinza de agarre, que en el modelo se asume constante para una tarea determinada, se añade al tiempo estimado para llevar a cabo el movimiento de apertura de la pinza, para formar un segundo tiempo estimado para la ejecución del movimiento completo. Finalmente, se computa cual de los dos tiempos estimados para el movimiento es el máximo, y es éste es el que se usa como tiempo definitivo para el movimiento de transporte. Para computar el tiempo definitivo para la apertura manual, el tiempo de cierre de la pinza (que es una constante) se resta del tiempo definitivo estimado para el movimiento de transporte. De esta manera, el modelo ajusta perfectamente los tiempos de ejecución para acomodar un parámetro fijo del modelo que es el tiempo de cierre de la pinza.

Tras la etapa premovimiento descrita arriba, los controladores de transporte y de apertura se activan concurrentemente; cuando el controlador de apertura alcanza su objetivo, insta la activación del controlador de cierre de la pinza. El controlador de transporte es un controlador realimentado basado en un criterio de optimización que penaliza la inexactitud, la variabilidad y la falta de suavidad en la trayectoria del movimiento¹. Este controlador toma como entrada el tiempo restante para completar el

¹ En definitiva es un controlador *feedback* ajustado mediante un criterio de optimización de *minimum-jerk*. En la terminología inglesa, el *jerk* es la derivada de la aceleración del movimiento. Lo que busca este criterio de optimización es imponer condiciones de suavidad y continuidad a una derivada superior a la aceleración del movimiento, con lo cual nos aseguramos unos perfiles de aceleración, velocidad y trayectorias suaves y sin discontinuidades.

movimiento, r , que se computa como la diferencia entre el tiempo total del movimiento y el instante actual, $t_f - t_c$. El controlador también realiza un seguimiento del estado de la mano en su fase de alcance del objetivo, $s = [p, v, a]$, donde p , v y a corresponden a la posición, velocidad y aceleración de la mano respectivamente. Si el estado actual de la mano es perturbado, por ejemplo de s a s_p , entonces el sistema genera una nueva trayectoria desde s_p al estado final s_f , en el tiempo restante que queda hasta completar el movimiento desde el instante en el que se produce la perturbación. Los controladores de apertura y cierre de la pinza de agarre son controladores realimentados sintonizados mediante un criterio de optimización que asigna costes a la aceleración en la apertura y en el cierre de la pinza. Mientras que el controlador de apertura genera una trayectoria desde la apertura inicial hasta la máxima apertura (MGA), el controlador de cierre genera la trayectoria desde la MGA hasta la apertura que coincide con el tamaño del objeto.

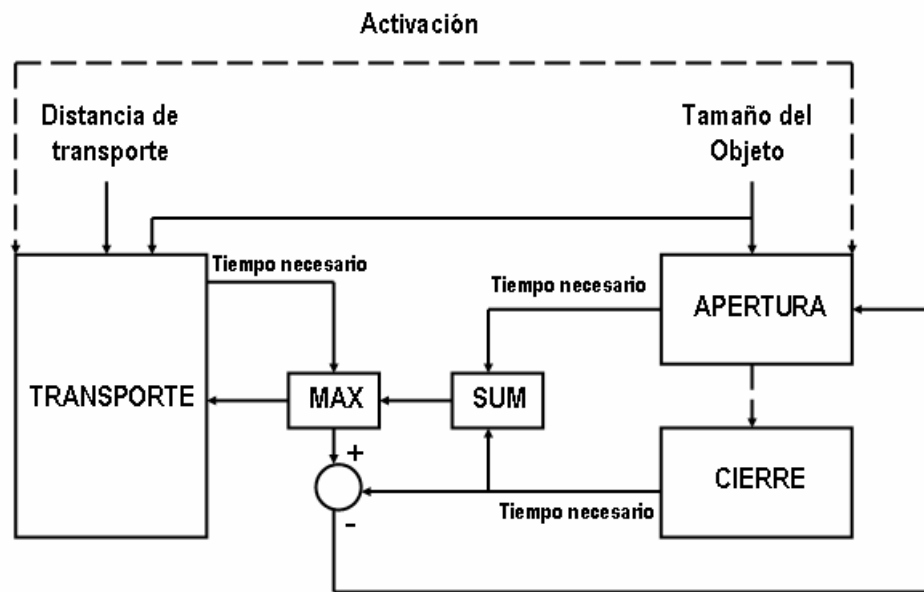


Figura 2.1. El modelo de Hoff y Arbib para el agarre. Adaptado de Hoff y Arbib (1993)

El objetivo para el controlador de apertura es la MGA, que en base a los datos obtenidos en Paulignan y col (1991b), se estima a través de un mapeado lineal con ecuación:

$$Max_Apertura = 0.75 \cdot Tamaño_Objeto + 4.55cm \quad (2.1)$$

Aunque esta relación se ajusta a los datos experimentales para numerosos tamaños del objeto, falla en la reproducción de los datos de Wallace y Weeks (1988) para el caso de objetos de 3mm. Para este tamaño la ecuación (1) estima una apertura máxima de 4.78 cm, cuando los datos experimentales ofrecen unos valores de entre 9.5 y 11.2 cm

para la máxima apertura. Así, esta implementación de la máxima apertura como un mapeado lineal entre el tamaño del objeto y la máxima apertura, falla en la predicción de algunos datos.

El controlador de cierre de la pinza utiliza un tiempo de cierre predefinido. Aunque en el modelo, el tiempo de cierre se presupone constante incluso cuando existen perturbaciones para una tarea particular, Zaal, Bootsma y Wieringen (1998) han encontrado que el tiempo de cierre se incrementa con la amplitud del movimiento de transporte. Además, Hofsten y Ronqvist (1988) encontraron una relación inversamente proporcional entre el tiempo de cierre y el tamaño del objeto.

El modelo de Hoff y Arbib (1993) utiliza dos controladores feedback independientes para generar dos trayectorias independientes, una para el transporte y otra para la apertura de la pinza de agarre. Este modelo es compatible con la hipótesis de los canales visuomotores (Jeannerod, 1984, Paulignan & Jeannerod, 1996) ampliamente descrita en el capítulo anterior. De acuerdo a esta teoría, el modelo de Hoff y Arbib postula que la fase de transporte y la fase de agarre del movimiento, tan solo se encuentran sincronizados en el tiempo, permitiendo que ambos procesos terminen en el mismo instante. Por esta razón, este modelo cae dentro de los modelos que emplean canales separados e independientes para la ejecución del movimiento, aparte de una etapa inicial de sincronización temporal.

Un aspecto muy interesante del modelo de Hoff y Arbib, desde el punto de vista de su posible transferencia hacia el diseño de algoritmos de control implantables sobre plataformas robóticas, es la utilización de distintos controladores para cada una de las componentes del movimiento de agarre, cada uno de ellos trabajando en paralelo con el otro.

2.2 El modelo de Haggard-Wing

Haggard y Wing (1995) han propuesto un modelo para la coordinación del alcance y el agarre. En este modelo, los procesos de transporte y control de apertura manual tienen acceso a la información espacial sobre el otro canal en todo momento del proceso. En una experiencia de agarre, Haggard y Wing encontraron que tras una perturbación sobre el brazo durante la ejecución del transporte, los dedos poseen una tendencia a volver a una posición cerrada. Estos autores estudiaron la relación espacial entre la componente de transporte y la de apertura. Lo que encontraron fue una relación espacial subyacente entre las componentes del movimiento, altamente estereotipada. Esta relación espacial consiste en un incremento lento en la apertura de la pinza de agarre durante la mayor parte de la fase de transporte del brazo, seguido de un cierre

rápido de la pinza de agarre durante la ejecución de los últimos centímetros del transporte de la mano. Cuando ocurren perturbaciones la mano muestra una clara tendencia hacia esta relación espacial. Basándose en estos descubrimientos, Haggard y Wing propusieron que la forma que adopta la mano durante un movimiento de agarre, está íntimamente relacionada con la evolución espacial de la componente de transporte.

Para explicar la dependencia de la forma de la pinza de agarre con el transporte del brazo, Haggard y Wing propusieron un modelo que lleva a cabo correcciones *on-line* dirigidas por error sobre la trayectoria desde una posición inicial P_i hasta una posición objetivo T_i . Los coeficientes de acoplamiento que se asignaron al modelo, expresan el efecto de cada componente sobre la actividad de la otra componente, según la expresión:

$$\begin{bmatrix} \Delta P_T \\ \Delta P_A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & \beta \\ \gamma & \delta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} D_T \\ D_A \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

donde D_T es la diferencia entre la posición objetivo para la componente de transporte (T_T) y la posición actual de la mano (P_T); D_A es la diferencia entre la apertura de la pinza de agarre objetivo (T_A) y la apertura actual (P_A). ΔP_T y ΔP_A son incrementos en la posición que dirigen a los estados de transporte y de apertura de la pinza hacia sus respectivos estados objetivo. Las ganancias α , β , γ , y δ marcan los valores de la interacción entre componentes. α y δ representan la influencia que cada una de las componentes del movimiento ejerce sobre su propio cambio en la posición, mientras que β es la influencia que la componente de apertura de la pinza ejerce sobre el cambio en la posición del transporte de la mano, y γ representa la influencia que ejerce sobre la apertura de la pinza de agarre el transporte de la mano. Cuando se fijan los valores de las ganancias que conforman la matriz de la ecuación (2.2), el algoritmo de Haggard y Wing se puede ejecutar de manera iterativa, actualizando continuamente los valores de D_T y D_A y añadiendo los valores ΔP_T y ΔP_A a los valores de los estados P_T y P_A . De esa manera, las distancias D_T y D_A actualizadas, se utilizan para dirigir el modelo hacia los estados finales deseados.

Es importante hacer notar que el efecto de alcanzar una MGA mayor que el tamaño del objeto se consigue por medio de la constante γ que acopla la evolución en la componente de transporte con los incrementos de posición de la pinza de agarre. Este efecto es mayor, cuanto mayor sea la diferencia entre la posición actual de la mano y su posición objetivo (es decir, al inicio del movimiento) y decrece hasta que se hace nulo al final del movimiento, permitiendo que la apertura alcance su valor final deseado (el tamaño del objeto). Este modelo proporciona una reproducción bastante razonable de las trazas espaciales obtenidas en los movimientos tanto normales como con

perturbación de las experiencias de Haggard y Wing (1995). Sin embargo, el modelo comienza su funcionamiento con unas velocidades proporcionales a D_i ($i = T, A$), que a causa de las ganancias constantes, inducen unos incrementos ΔP_i , que resultan ser excesivamente grandes al principio y muy pequeños al final del movimiento. Esto hace que los perfiles de velocidad que proporciona este modelo sean extremadamente poco realistas, con picos de velocidad apareciendo bastante antes de la mitad del tiempo total del movimiento y con velocidades finales de acercamiento de P_i a T_i muy bajas. No existe una noción explícita de tiempo en este modelo aunque las posiciones monitorizadas en el modelo se actualicen de manera iterativa. Una extensión del modelo muy relacionada con el modelo de punto de equilibrio (Feldman, 1986), produjo perfiles de velocidad más realistas y a su vez fue capaz de reproducir un efecto observado por Wing et al (1986) que consiste en que se obtienen mayores aperturas manuales cuanto mayor es la velocidad de transporte de la mano. Más adelante en este capítulo, se propone una extensión del modelo de Haggard y Wing relacionada con el modelo VITE (Vector Integration To Endpoint, Bullock y Grossberg 1988a,b, 1991) de formación de trayectorias que a su vez, es el inspirador del modelo de Ulloa-Bullock descrito en la sección 2.3 y de la práctica totalidad de los modelos desarrollados en esta Tesis.

2.3 Modelo de Ulloa-Bullock

El modelo de Ulloa-Bullock (2003), se centra en resolver el problema de coordinación espacio-temporal del movimiento de agarre, consistente en asegurar que todas las componentes del movimiento de agarre terminen de ejecutarse en aproximadamente el mismo tiempo. La coordinación de estos procesos debe ser robusta, de manera que se permita una adaptación natural a las nuevas condiciones cuando ocurran perturbaciones sobre el movimiento. Los autores presentan un modelo neuronal basado en el modelo VITE para la generación de trayectorias (Bullock y Grossberg, 1988a, 1991) que es capaz de reproducir aspectos claves acerca de la coordinación movimiento de agarre.

2.3.1 Sincronía temporal de componentes del movimiento empleando el modelo VITE

El modelo VITE para la generación de trayectorias (Bullock y Grossberg 1988a,b, 1991) es capaz de simular un aspecto muy importante del movimiento de agarre: la finalización sincronizada de la ejecución de sus distintas componentes. Además, en el modelo VITE los perfiles de velocidad realistas aparecen de una manera natural sin imponer condiciones adicionales al modelo. La justificación de la sincronía entre las componentes de formación de la pinza de agarre y el transporte de la mano que sustenta el modelo VITE es la siguiente. En un circuito VITE, distintos efectores del movimiento pueden tener distintos instantes de inicio de sus movimientos y aún así

pueden terminar de manera síncrona dichos movimientos, debido a que los canales paralelos asociados a los distintos efectores se controlan mediante una señal común de ganancia. La Figura 2.2 muestra el funcionamiento general del modelo VITE. En los bloques, los vectores T_i representan la posición o el tamaño objetivo, P_i la posición o estado actual de un efector determinado y D_i la diferencia entre el objetivo y la configuración actual de un efector determinado. Una señal de ganancia-escala común $G(t)$ (GO) multiplica ambas componentes de vectores diferencia. Posteriormente D_i se integra en P_i con una tasa de integración modulada por $G(t)$ que hace que P_i se mueva continuamente hacia T_i , hasta que ambos poseen el mismo valor, instante en el cual D_i se hace cero y el movimiento finaliza. La utilización de $G(t)$ permite la sincronía en la finalización, ya que P_i en cada canal se actualiza a una velocidad que es proporcional a $G(t)$ y a la diferencia $(T_i - P_i)$. Con una señal de ganancia-escala común, que empieza en cero en el instante de inicio del movimiento y crece continuamente durante la ejecución del movimiento, la integración de todos los D_i finaliza aproximadamente al mismo tiempo, incluso si esa integración no empieza en el mismo instante, ya que cualquier D_i que comience su integración más tarde, es multiplicado por un valor medio mayor de $G(t)$ durante su intervalo temporal de integración.

Una propiedad interesante del modelo VITE es su habilidad para compensar la trayectoria que genera ante un cambio de objetivo en cada uno de sus canales. En este caso, el objetivo perturbado causa un nuevo cómputo de D_i en el canal afectado. El D_i resultante se considera desde ese momento como el último D_i calculado. No obstante, para cambios de objetivo que se puedan producir lo suficientemente cerca de la finalización del movimiento, la propiedad de sincronía temporal en la finalización de ejecución de las distintas componentes del movimiento, no puede ser garantizada a menos que la señal común GO sea al menos parcialmente *reseteada*. Este *reset* parcial favorece que no ocurran transiciones abruptas en la dirección del movimiento, tal y como previamente se ha probado en un modelo basado en VITE capaz de implementar una serie de movimientos que requieren cambios de dirección repentinos durante la ejecución de un alcance (Bullock, Bongers, Lankhorst & Beek, 1999).

Desde al punto de vista de una justificación biológica de este modelo, recientemente Desmurget y col (1999) han propuesto que neuronas específicas del córtex parietal posterior (PPC) podrían computar, empleando para ello una representación interna de la localización instantánea de la mano (que a su vez se compara con la representación espacial interna del objetivo), un error dinámico que

sería posteriormente usado por centros motores en el córtex primario (área 4) para generar la trayectoria de la mano durante el alcance².

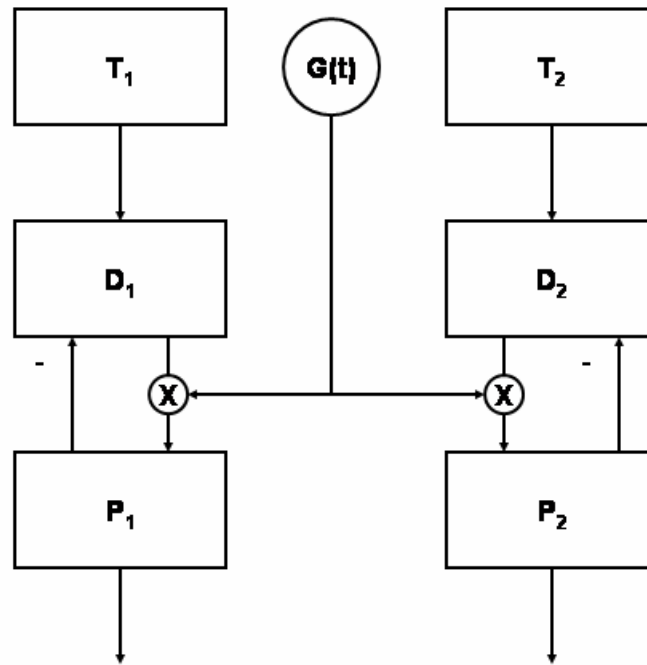


Figura 2.2. Diagrama del modelo VITE. T_i , D_i y P_i representan los vectores objetivo, diferencia y posición actual del efector respectivamente. Una señal común creciente en el tiempo $G(t)$ controla el inicio del movimiento, su velocidad y permite la sincronización en la finalización de los distintos componentes incluso si éstos empiezan en distintos instantes y controlan movimientos de distintas amplitudes. Adaptado de Ulloa y Bullock, 2003.

La actividad de estas neuronas del PPC (área 5) es similar al tipo de cómputo que llevan a cabo las neuronas D_i en el modelo VITE descrito en párrafos previos. Estas ideas serán discutidas con mayor profundidad en la discusión que se lleva a cabo en la sección 5. Otros estudios que relacionan la actividad de neuronas en el PPC y el córtex motor primario con acciones de alcance y agarre pueden encontrarse en (córtex motor primario: Donoghue y col, 1992; Lemon y col, 1986; cortex parietal: Jeannerod y col, 1995; Taira y col, 1990).

² Los resultados de Desmurget y colaboradores dan soporte a la noción de que el PPC actúa como un “comparador neuronal” que permite computar el error motor instantáneo que permite actualizar el patrón de activación muscular relacionado con la finalización de la tarea en curso. El PPC tiene acceso a una representación espacial interna de la posición del objetivo en coordenadas centradas en el cuerpo. Además, puede evaluar la localización espacial actual de la mano por medio de la integración de señales propioceptivas procedentes de áreas corticales somatosensoriales y de copias eferentes de áreas motoras. Finalmente, el PPC puede influenciar el programa motor en curso a través de proyecciones directas e indirectas hacia los principales centros motores.

Por otro lado, en el modelo VITE se postula el origen de la señal GO en los ganglios basales (Bullock y Grossberg, 1988b; Contreras Vidal y Stelmach, 1995). Los datos recientes obtenidos por Wenger y col (1999) en los que se observa que ciertas manipulaciones farmacológicas de la actividad de los circuitos de los ganglios basales afectan tanto a la velocidad de ejecución de la fase de alcance como a la MGA en la fase de agarre, dejando intacta la precisión del movimiento, avalan las hipótesis acerca del origen de la señal GO.

2.3.2 *Hipótesis y estructura del modelo*

En Ulloa y Bullock (2003) se detalla el sistema de ecuaciones diferenciales que rige la dinámica del modelo neuronal descrito en la Figura 2.3. Los módulos VITE para el control de las fases de transporte, apertura de la pinza y orientación de la mano trabajan en paralelo (Contreras Vidal y col, 2001). Las hipótesis principales de este modelo pueden resumirse en:

- El transporte de la mano, la apertura de la pinza y la orientación de la mano son procesos interdependientes que se ejecutan en paralelo. Las conexiones entre las fases de transporte y orientación y la fase de apertura de la pinza, cuantifican la influencia que las velocidades de transporte y orientación puedan tener sobre la formación de la pinza de agarre. Así pues, en este modelo, cuanto mayor es la velocidad de transporte de la mano, mayor es la magnitud de la MGA alcanzada durante la formación de la pinza de agarre.
- El transporte de la mano, la apertura de la pinza y la orientación de la mano son escalados por una señal GO interna y común, que permite la finalización sincronizada de todas las componentes del movimiento de agarre. En el modelo no es necesaria ninguna precomputación de los tiempos asociados a la ejecución total de cada componente, como ocurre en el caso del modelo de Hoff y Arbib (1993).
- Cualquier discrepancia entre las representaciones percibidas e interna de los objetivos (distancia del objeto desde la posición inicial, orientación del objeto o tamaño requerido a la pinza de agarre para prender un objeto de determinado tamaño) se detecta por unas neuronas que de manera transitoria inhiben la señal GO, impidiendo movimientos bruscos de recuperación hacia los nuevos objetivos.

- La apertura de la pinza de agarre evoluciona, continuamente influida por un factor de autoinhibición debido a efectos biomecánicos, que tienen el efecto de hacer que la apertura manual tienda a cerrarse. Esta influencia se pone claramente de manifiesto cuando no existe un control voluntario sobre la mano y es mayor cuanto mayor es la apertura actual de la pinza.

El circuito propuesto por Ulloa y Bullock que se muestra en la Figura 2.3 funciona de la siguiente manera. Las diferencias respectivas entre los valores de los objetivos establecidos para el agarre T_T , T_A , T_O y las representaciones espaciales internas actuales referidas a la posición de la mano en el espacio de trabajo (P_T), la apertura de la pinza de agarre (P_A) y la orientación de la mano (P_O) se computan en los vectores de diferencia D_T , D_A , y D_O . El movimiento empieza cuando la señal GO se hace distinta de cero y se inicia la actividad de las neuronas que codifican la velocidad de las distintas componentes del movimiento V_T , V_A , y V_O . Las salidas de estas neuronas de velocidad se integran en sus respectivos módulos de actualización de posición P_T , P_A , y P_O teniendo en cuenta además, que existe cierta influencia de V_T y V_O sobre P_A .

Estos acoplamientos representados por las neuronas C_{TA} y C_{TO} , resultan cruciales a la hora de generar unas MGA a lo largo del movimiento, que superen el tamaño objetivo para la pinza (correspondiente al tamaño del objeto y que se codifica en T_A). Estos acoplamientos deben ir necesariamente asociados a las células V , ya que las aperturas máximas de la pinza suelen ocurrir tras el transcurso del 60% del total del tiempo de movimiento. Esta temporización de la MGA se debe a los acoplamientos antes mencionados ya que las células V , son activas solo cuando la señal GO es distinta de cero, y su actividad es máxima cuando la velocidad de transporte y de orientación es máxima. De esta manera, esta actividad máxima influye, después de cierto retraso introducido por el procesamiento en las neuronas C_{TA} y C_{TO} , en la trayectoria generada en el canal que controla la apertura de la pinza de agarre.

La Figura 2.3 muestra que P_A se ve influenciada a su vez por un término de autoinhibición. Este término trata de capturar la hipótesis de que la mano siempre tiende a adoptar una posición relajada semicerrada, incluso cuando no existe movimiento voluntario alguno actuando sobre la apertura de los dedos. Esta tendencia se interpreta por los autores como un efecto biomecánico, pero lo implementan (por simplicidad del modelo) como una autoinhibición con retraso (mediada por la neurona R en la Figura 2.3) sobre P_A .

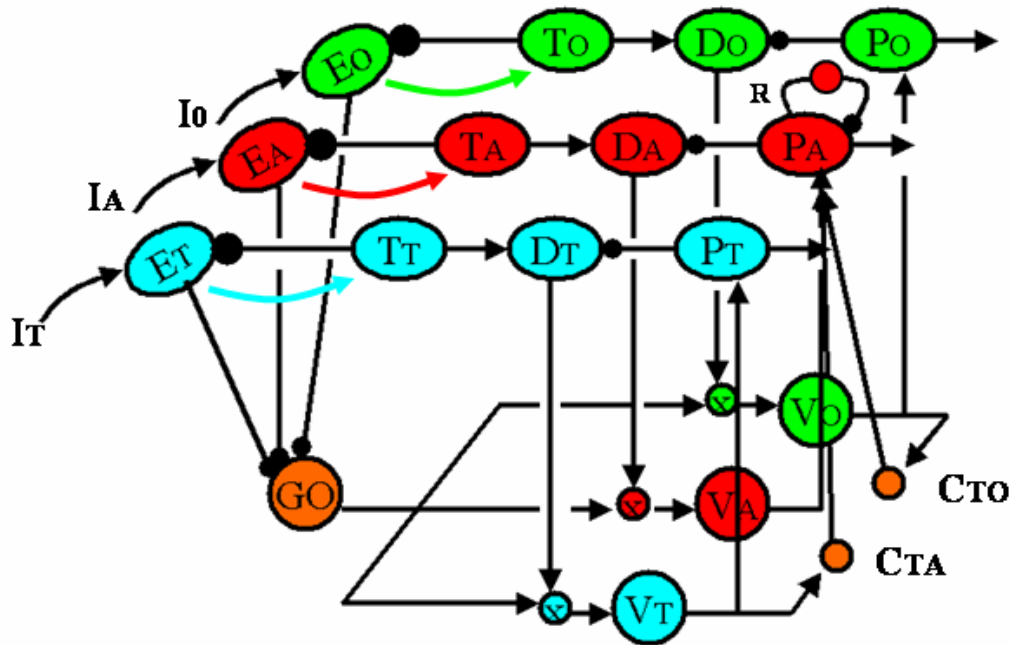


Figura 2.3. Modelo de Ulloa y Bullock para la coordinación del movimiento de agarre. T, D y P representan los vectores de objetivo, diferencia y posición actual respectivamente, V representa a células que codifican la velocidad del movimiento; los subíndices representan a la componente de transporte (T), apertura de los dedos (A) y orientación de la muñeca (O) respectivamente. T_T es la representación espacial interna sobre la posición del objeto a agarrar, T_A es la representación interna sobre el tamaño del objeto a agarrar y T_O es la representación interna sobre la orientación del agarre. Los vectores I_i son las representaciones perceptuales de los objetivos de cada una de las componentes del movimiento. Los vectores E_i representan las discrepancias entre las representaciones perceptuales e internas de los objetivos de cada una de las componentes. R representa una célula que genera una autoinhibición en la apertura manual. C_{TA} y C_{OA} representan términos de acople de la velocidad de transporte y de orientación a la formación de la pinza de agarre. Adaptado de Ulloa y Bullock 2003.

Las neuronas E_T , E_A , y E_O representan las discrepancias que pueden generarse en un movimiento de agarre perturbado, entre la percepción directa en la posición de los objetivos y la representación interna de los objetivos que ya se posee (codificada en T_T , T_A , y T_O). Si iniciado el movimiento, cualquiera de los objetivos es modificado, las células E_i inhibirán la señal GO, ralentizando la ejecución del movimiento y dejando tiempo para las necesarias correcciones.

2.4 Modelo de Smeets-Brenner

Recientemente Smeets y Brenner (1999) han sugerido que es hora de abandonar la aproximación clásica al estudio del movimiento de agarre establecida por Jeannerod, y han presentado un modelo que refleja las hipótesis alternativas que proponen estos

autores. Smeets y Brenner proponen una descripción alternativa del problema que consiste en determinar puntos de contacto sobre el objeto a ser agarrado (dependiendo de su tamaño, forma y rugosidad), y posteriormente dirigir o transportar el pulgar y los dedos involucrados mas o menos independientemente hacia esos puntos. Esa descripción alternativa del agarre es modelada utilizando un criterio de optimización de “minimum – jerk”, mediante el cual los dedos y el pulgar se acercan a sus respectivos objetivos de una forma aproximadamente ortogonal a la superficie del objeto (Figura 2.4), empleando para ello un único parámetro denominado *parámetro de aproximación*. Las simulaciones del modelo predicen cómo variables experimentales tales como el tamaño del objeto, velocidad del movimiento o precisión requerida influyen sobre la ocurrencia y tamaño de la apertura máxima de la pinza de agarre.

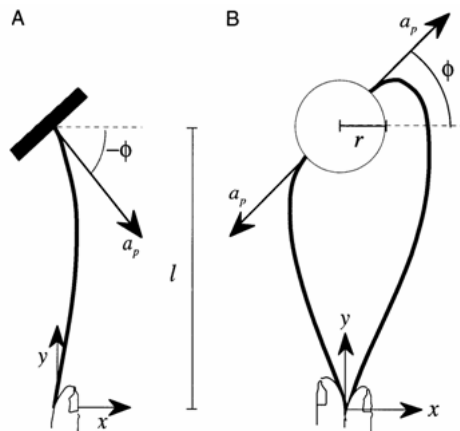


Figura 2.4. Parámetros del modelo de Smeets y Brenner. Adaptado de Smeets & Brenner (1999).

Pese a los innegables logros del modelo de Smeets y Brenner, su recibimiento en el seno de la comunidad de expertos en la materia, ha sido mas bien polémico y receptor de críticas, críticas que sobre todo se dirigen a las hipótesis básicas que sustentan el modelo, mas que a su capacidad de reproducir observaciones experimentales concretas. En principio, a la hipótesis relativa a la aproximación perpendicular del pulgar e índice, se le reconoce cierto valor heurístico aunque con limitaciones. Entre esas limitaciones se encuentran: a) El *parámetro de aproximación* no es directamente comprobable; b) La noción de que los movimientos del pulgar y el índice sean totalmente independientes es altamente cuestionable; c) El hecho de entender el agarre, simplemente como el alcance con dos dedos, es muy difícil de sostener a la luz de las diferencias entre las dos acciones respecto al uso de diferentes estructuras neuromusculares o a la utilización de realimentación visual.

En definitiva éstas y otras críticas al modelo sobre las que no vamos a incidir hacen que muchos autores (Marteniuk y Bertram, 1999; Rosenbaum y col, 1999; Steenbergen, 1999; Wang y Stelmach, 1999) duden seriamente de que el modelo ofrezca suficientes fundamentos como para conducir a una aceptación de sus premisas básicas de manera generalizada. Algunos autores (Steenbergen, 1999) llegan a dudar de que este tipo modelos, puedan ayudar en el avance de nuestro entendimiento sobre los mecanismos de control involucrados en el movimiento de agarre.

3. Modelo Neuronal para la coordinación del movimiento de agarre

En este apartado se propone un modelo de red neuronal para la ejecución coordinada de las dos componentes del movimiento de agarre. Con este modelo se pretende investigar la dinámica espacio-temporal asociada a la preconfiguración de la pinza de agarre (o gesto de la mano) en términos relativos a las posibles representaciones neuronales de los programas motores involucrados en el movimiento de agarre. En el modelo, se hace uso de la dinámica VITE (Bullock y Grossberg, 1988b) a la hora de modelar los canales visuomotores asociados a las componentes de transporte de la mano hacia el objeto y de preconfiguración de la pinza de agarre.

En este modelo se propone que el movimiento coordinado de los dedos de la mano durante el agarre, anticipando una postura de la pinza de agarre previa al contacto y aprehensión final del objeto, puede entenderse en términos de una serie de programas motores básicos que pueden reescalarsse tanto temporal como espacialmente para acomodarse a las distintas demandas que requiera una determinada tarea (Contreras-Vidal y col, 2001). Basándonos en trabajos previos debidos a Santello y col (1998), el modelo propone que las representaciones neuronales de esos programas motores evolucionan gradualmente a lo largo del tiempo de ejecución de la tarea.

Otro postulado fundamental que introduce este nuevo modelo, es el de asociar un papel de coordinación temporal entre las distintas componentes del movimiento, a cierto tipo de información propioceptiva³ reaficiente relacionada con la ejecución de la fase de transporte, que evite la necesidad de una unidad preorganizativa de coordinación temporal para el movimiento de agarre, similar a la propuesta en el modelo de Hoff y Arbib (1993). En este sentido, la dinámica que surge de este modelo para la postura de la pinza de agarre a lo largo de un movimiento prensil, está asociada

³ El sistema somatosensorial informa, mediante sus receptores distribuidos por todo el organismo, sobre la posición y el movimiento de las partes del cuerpo entre sí y en relación a su base de soporte. Esta información es muy precisa sobre los movimientos rápidos.

a la acción combinada de una ejecución *feedforward* del programa motor (computado antes del inicio del movimiento por las estructuras visuomotoras correspondientes), y al papel de coordinación temporal que se asigna a cierta información propioceptiva reaférente generada en la componente de transporte del movimiento.

3.1 Modelo para agarres sin perturbaciones

El circuito neuronal propuesto se muestra en la Figura 2.5 y funciona de la siguiente manera. El canal visuomotor que controla la preconfiguración de la pinza de agarre se simula empleando el modelo VITE. La apertura de los dedos se modela como un sistema con un único grado de libertad (la distancia entre las puntas de los dedos índice y pulgar). Desde el punto de vista computacional, VITE integra gradualmente la diferencia entre la apertura de dedos deseada (T_A) y la apertura actual (P_A) para obtener un vector de diferencia (D_A). Este vector de diferencia codifica la información acerca de la dirección y amplitud del movimiento deseado. La multiplicación de la señal GO por D_A , establece el valor del vector V_A que codifica la velocidad del movimiento (Contreras-Vidal y Stelmach, 1995, Molina y col, 2002). Finalmente el vector V_A se integra en P_A como se muestra en las ecuaciones (2.3) – (2.6)

$$\frac{dD_A}{dt} = \alpha \cdot (-D_A + T_A - P_A) \quad (2.3)$$

$$\frac{dV_A}{dt} = GO \cdot D_A \quad (2.4)$$

$$\frac{dP_A}{dt} = V_A \quad (2.5)$$

$$GO(t) = g \cdot \frac{t^2}{(\gamma + t^2)} \quad (2.6)$$

El modelo VITE ha sido modificado para dar cuenta de la aparente especificación gradual de la amplitud objetivo de la pinza de agarre en los centros motores asociados a la ejecución del movimiento. En efecto, en el trabajo pionero de Santello y Soechting (1998), se pone de manifiesto el hecho de que, aunque se ejecuten en paralelo, las distintas componentes del movimiento de agarre, parecen estar especificadas en distintos instantes temporales a medida que el movimiento avanza. En concreto, la dirección y amplitud del movimiento de transporte, están especificadas en el instante de

inicio del movimiento (Fu y col, 1995; Georgopoulos y Massey, 1988; Messier & Kalaska, 2000). Por el contrario, durante movimientos de agarre con todos los dedos, la postura de la mano se modula en función de los contornos del objeto a ser agarrado, de una manera continua en el tiempo. Los autores concluyen que, la especificación de las variables cinemáticas relacionadas con la evolución de la postura manual, ocurre de manera gradual y progresiva, en el tiempo de ejecución del movimiento de transporte de la mano. Algo que también sugieren los resultados de los experimentos de Santello y Soechting (1998), Santello y col (1998, 2002), Wings y col (2003), es que el programa motor de agarre necesario para completar cierta tarea, se determina durante la observación del objeto previa al inicio del movimiento.

En la misma línea del modelo de Hoff y Arbib (1993), el programa motor para la componente de agarre del movimiento, se ha modelado como un programa bifásico, consistente en dos subprogramas de ejecución secuencial codificados, en G_{A1} y G_{A2} (Figura 2.5). G_{A1} está relacionado con la máxima apertura de la pinza de agarre y G_{A2} es igual al tamaño del objeto a ser agarrado. En el modelo se asume la hipótesis de que las propiedades intrínsecas del objeto tal como su tamaño, se establecen y codifican en el programa motor antes del instante de inicio del movimiento, mientras que, la adquisición de una representación espacial interna de la apertura objetivo para la pinza de agarre que tiene lugar en T_A , evoluciona a lo largo de la ejecución del movimiento. En otras palabras, el modelo asume que el objetivo para la apertura de la pinza no se encuentra totalmente establecido en T_A antes del instante de inicio del movimiento; mas bien, lo que ocurre es que T_A , en el canal asociado a la componente de agarre, especifica de manera gradual y secuencialmente, en una primera fase, la apertura máxima deseada para la pinza de agarre (codificada en G_{A1}), y en una segunda fase, la configuración de los dedos que permite el agarre del objeto cuyo tamaño está en codificado en G_{A2} . La modificación que se propone en la dinámica de T_A viene descrita por la ecuación (2.7).

$$\frac{dT_A}{dt} = \beta \cdot (-T_A + G_{Ai}) \quad (2.7)$$

donde el subíndice i hace referencia al subprograma motor de agarre de ejecución en curso.

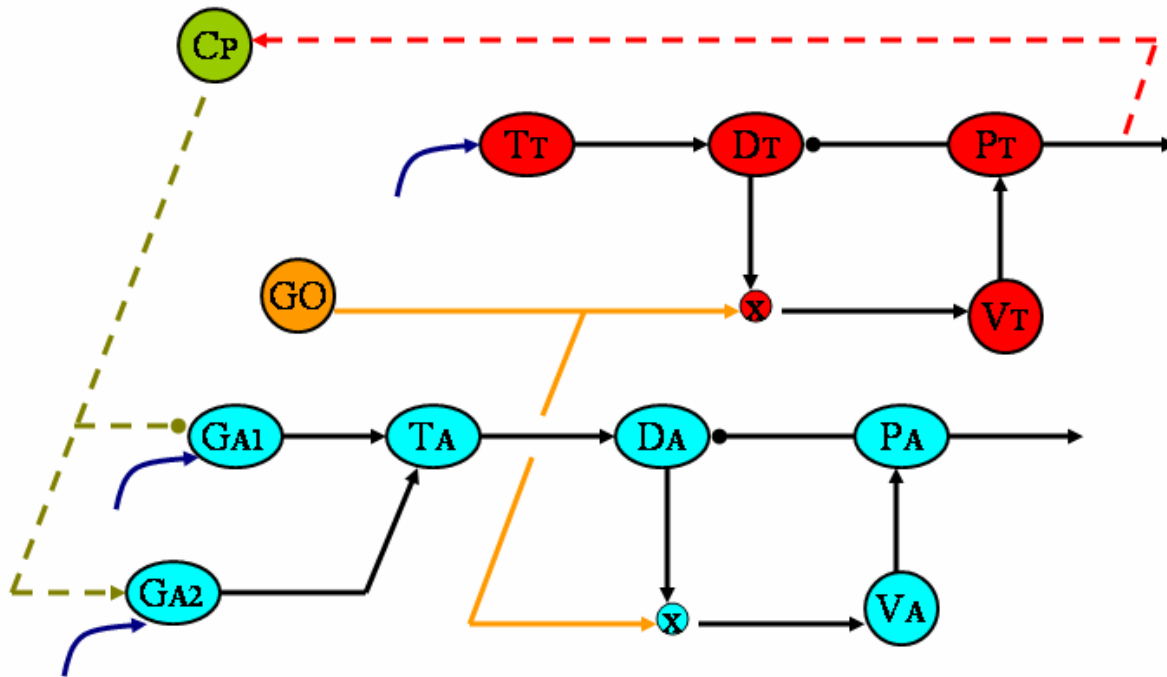


Figura 2.5. Modelo para la coordinación espacio-temporal del movimiento de agarre.

En el caso de la componente de transporte, se ha utilizado la dinámica VITE clásica a la hora de simular la evolución de la posición de la muñeca del brazo a lo largo del movimiento. En este canal, la distancia a recorrer por la muñeca para situar la mano en una posición que permita el agarre del objeto, está especificada por un único valor en T_T , que es constante y está perfectamente definido desde el inicio del movimiento (Fu y col, 1995).

Recientemente Simoneau y col (1999), han sugerido la hipótesis de que durante un movimiento de agarre unimanual, ciertas reafeerencias propioceptivas se emplean para coordinar la ejecución de los programas motores de transporte y de agarre asociados a los distintos canales neuronales involucrados en la consecución del movimiento. Estos autores postulan que la información propioceptiva reafeerente, procedente de la ejecución de la componente de transporte, puede ser utilizada por el SNC (Sistema Nervioso Central) para coordinar el movimiento de agarre. Esta visión no coincide con la hipótesis (Jeannerod, 1984, Jeannerod y col, 1995) de que la coordinación entre las distintas componentes del movimiento está asociada a la acción de una estructura funcional de preorganización temporal del movimiento, hipótesis que se encuentra integrada de manera explícita en el modelo de Hoff y Arbib (1993).

En nuestro modelo hemos adoptado como hipótesis para la coordinación temporal de las dos componentes, la de Simoneau y col (1999). La implementación de esta

hipótesis en el modelo funciona de la siguiente manera. Con una monitorización continua de las variables cinemáticas generadas en el canal de transporte (posición, velocidad y aceleración de la muñeca), la detección del máximo en la deceleración de la muñeca en su fase de aproximación al objeto, genera una señal (por parte de la neurona C_p , Figura 2.5) que inhibe la ejecución del subprograma motor que lleva a la pinza de agarre hacia su MGA (G_{A1}) y a su vez, inicia y permite la ejecución del subprograma motor asociado a la fase final de cierre de la pinza hasta alcanzar la apertura correspondiente al tamaño del objeto (G_{A2}). Al instante en el que se produce la detección de la máxima deceleración se le denomina *tpdec*. El mecanismo descrito anteriormente, asegura (como se verá a través de las simulaciones del modelo) la correlación temporal entre el instante de máxima deceleración en el canal de transporte con el instante de MGA en el canal de agarre, tal y como ha sido puesto de manifiesto en experiencias previas (Jeannerod, 1984). En principio, la información propioceptiva, puede ser empleada por el SNC para derivar el *tpdec* o una medida relacionada (Cordo y col, 1993). En nuestro modelo, no se asumen otras interacciones entre las distintas componentes del movimiento a la ya mencionada.

Llegados a este punto resulta interesante establecer una comparación conceptual entre los distintos modelos presentados anteriormente y el nuestro, al nivel del tipo de interacciones entre canales visuomotores y al nivel de coordinación espacio-temporal del movimiento. El modelo presentado en esta sección comparte con el modelo de Hoff y Arbib varios puntos comunes. Ambos modelos postulan que la interacción entre el transporte y la apertura durante el movimiento de agarre es tan solo una interacción temporal, mientras que la ejecución espacial de ambas componentes se lleva a cabo de manera independiente por medio de controladores independientes. En ambos modelos, se establece un instante de tiempo a partir del cual, la fase inicial de apertura de la pinza de agarre hasta un máximo finaliza para dar inicio a la fase final de cierre hasta el valor de apertura que permite el agarre. La diferencia entre el modelo propuesto en esta sección y el modelo de Hoff y Arbib, reside en que para el primero, este instante se determina a partir de la información propioceptiva que se genera en la componente de transporte, mientras que para el segundo, ese instante se determina a través de una unidad de organización temporal del movimiento que ejecuta sus cálculos antes del inicio del movimiento. Otro factor que comparten ambos modelos es la programación bifásica de la componente de manipulación. En ambos modelos, la componente de agarre, se parametriza a través de un programa bifásico cuya ejecución temporal viene descrita por el valor del instante de cambio entre el programa que ejecuta la apertura de la pinza hacia la MGA y el que ejecuta la fase final de cierre.

La idea de controladores independientes para cada una de las componentes del movimiento es también una característica definitoria del modelo de Ulloa-Bullock. Sin

embargo este modelo posee, desde nuestro punto de vista, más puntos en común con el modelo de Haggard y Wing. En el modelo de Ulloa y Bullock, la interacción espacio – temporal entre los distintos controladores es continua. En este modelo, al igual que en el de Haggard y Wing, los perfiles de apertura manual se obtienen a través de un acoplamiento continuo de los vectores de velocidad de las componentes de transporte y orientación, con el canal de apertura⁴.

3.2 *Modelo para agarres con perturbaciones*

En este apartado se presenta la extensión del modelo propuesto en la sección 3.1 para dar cuenta de la fenomenología asociada a los movimientos de agarre que sufren perturbación (ver apartados 3.3 y 3.4 del Capítulo 1 de esta misma Tesis). Siguiendo la idea propuesta por Ulloa y Bullock (2003), en nuestro modelo (Figura 2.6), los perfiles cinemáticos prototípicos de movimientos con perturbación, tienen su origen, en el reseteo parcial de la señal común GO de escalado del movimiento, que acaece cuando se produce la detección de cualquier discrepancia entre la representación interna que se posee sobre las tareas espaciales que requiere una tarea de agarre completa, y las representación perceptual instantánea de esa tarea, que es lo que cambia abruptamente en una experiencia de perturbación del movimiento. Si una vez iniciado el movimiento, cualquiera de los objetivos es modificado, las células E_i inhibirán la señal GO a través de la activación de la neurona R. La neurona R representa un detector no específico de que el movimiento ha sido perturbado, y ejerce una actividad inhibitoria sobre GO, que induce una pausa temporal en su actividad cuya consecuencia es una ralentización del movimiento en ambas componentes que permite al sistema organizar las correcciones necesarias en ambos canales para finalizar la tarea.

En esta versión modelo, y debido a las perturbaciones, el sistema pasa por varios instantes en los que la deceleración en la componente de transporte es alta. En esta situación, la información que empleamos para decidir cual debe ser el instante en el que debemos cambiar la ejecución del subprograma de agarre asociado a la MGA, por el subprograma de agarre asociado a la fase final de cierre, es la información relativa a la aceleración en la fase de transporte y la de su derivada temporal o una magnitud asociada. Esta elección se debe a que, cuando se produce una perturbación (ya sea en la posición del objeto, en su tamaño o forma o, una doble perturbación), el sistema de reseteo, ejerce una inhibición sobre GO, lo suficientemente alta y localizada en el tiempo, como para que las aceleraciones en ambas componentes del movimiento sufran variaciones muy abruptas en un espacio de tiempo relativamente corto.

⁴ Concretamente, en el modelo original de Haggard y Wing solo se produce interacción espacial entre las componentes.

$$\frac{dE_T}{dt} = \alpha \cdot (-E_T + abs(I_T - T_T)) \quad (2.8)$$

$$\frac{dE_A}{dt} = \alpha \cdot (-E_A + abs(I_{A2} - G_{A2})) \quad (2.9)$$

$$\frac{dR}{dt} = \alpha \cdot (-\beta \cdot R + \varepsilon \cdot (B - R) \cdot (\mu_T E_T + \mu_A E_A)) \quad (2.10)$$

$$GO(t) = g \cdot \left(\frac{t^2}{(\gamma + t^2)} - g_R \cdot R \right) \quad (2.11)$$

$$\frac{dT_T}{dt} = \alpha \cdot E_T \quad (2.12)$$

$$\frac{dG_{A2}}{dt} = \alpha \cdot E_A \quad (2.13)$$

$$G_{A1} = I_{A1}$$

donde, α , β , B , γ , ε , μ_T , μ_A y g_R son constantes cuyo valor quedará definido en el siguiente apartado, y los vectores E_A y E_T poseen la misma función que en el modelo de Ulloa – Bullock.

3.3 Simulaciones de los modelos

3.3.1 Características básicas del movimiento de agarre.

A la hora de testear la habilidad de nuestro modelo para simular las características cualitativas del agarre, un movimiento similar al de las experiencias de Paulignan y col (1991a) ha sido simulado. En este experimento, el objeto que debe ser agarrado tiene un tamaño de 1.5 cm. La distancia entre la posición inicial y final de la muñeca es de 36 cm. La Figura 2.7b muestra los resultados de la simulación. El modelo reproduce las características básicas de un movimiento de agarre normal, tal y como se muestra en la Figura 2.7a. La velocidad de transporte exhibe un perfil acampanado típico de movimientos punto a punto. El dibujo de la apertura de la pinza de agarre, muestra la apertura de ésta hasta su MGA, y posteriormente un periodo de cierre hasta su contacto con el objeto. La apertura de agarre como el transporte de la mano finalizan simultáneamente. La generación de la señal GO empleada es tan solo una representación de señales de ganancia-paso reales, cuyo origen se encuentra en los

ganglios basales. En modelos más avanzados, que serán presentados en esta Tesis, se ahondará en los mecanismos neuronales relacionados con el origen de estas señales.

En la simulación, los parámetros g y γ de la ecuación (2.6) se fijan a un valor de 60 y 0.75 respectivamente. El parámetro β en la ecuación (2.7) se fija en el valor $\beta = 10$. Las ecuaciones (2.3) – (2.7) se integran durante 800 iteraciones mediante el método de Runge-Kutta de cuarto orden con paso fijo $h = 0.001$. Cada iteración se corresponde con 1 ms de tiempo real.

3.3.2 Aperturas iniciales nulas vs grandes aperturas iniciales

Para demostrar que nuestro modelo es capaz de reproducir los cierres parciales en la apertura de agarre cuando la apertura inicial de la pinza es lo suficientemente grande, los datos experimentales de Saling y col (1996) han sido simulados. Lo que se estudia en estas simulaciones es el movimiento anticipatorio de los dedos en condiciones iniciales de apertura nula (Normal) y cuando la apertura inicial de la pinza es lo suficientemente grande (Alterada), en el agarre de dos objetos de diferentes tamaños, uno grande (7 cm) y otro pequeño (2 cm). En la condición Normal, la apertura inicial de los dedos se fija en $P^0_A = 0$ mm, antes del inicio del movimiento, mientras que en la condición inicial Alterada, $P^0_A = 110$ mm. El programa motor bifásico en el canal de manipulación ha sido establecido teniendo en cuenta el hecho experimental contrastado (Paulignan y col, 1991a; Marteniuk y col, 1990) de que la apertura máxima de la pinza, covaría linealmente con el tamaño del objeto. De esta manera los programas motores en la componente de manipulación vienen descritos en la Tabla 1 y han sido establecidos según el mapeado lineal

$$G_{A1} = G_{A2} + 4.0 \text{ cm} \quad (2.14)$$

En la componente de transporte, el programa motor está descrito íntegramente por $T_T = 30$ cm. La posición inicial de la mano se fija en $P^0_T = 0$ cm. En las simulaciones la amplitud de la señal GO (g), se fija a un valor de 15 y el parámetro \odot de la ecuación (2.6) se fija en 0.25.

Tabla 1. Programas Motores en canal de Manipulación

	Objeto Pequeño	Objeto Grande
G_{A1}	60 mm	110 mm
G_{A2}	20 mm	70 mm

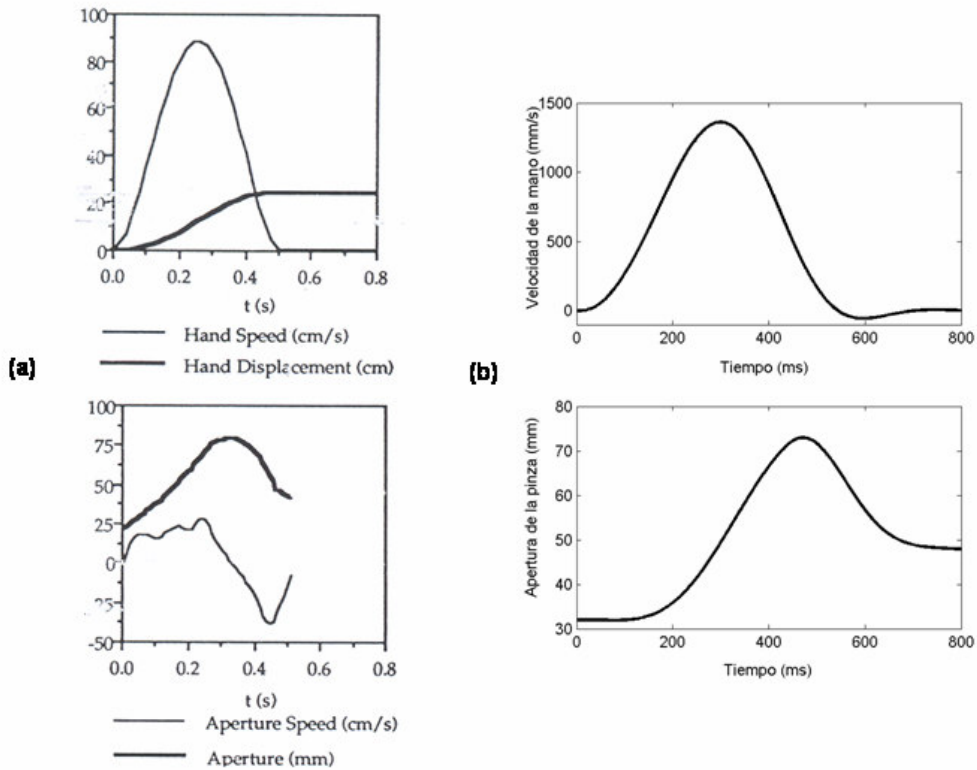


Figura 2.7. Velocidad de la mano y apertura de la pinza en un movimiento normal de agarre (a) y una simulación del mismo movimiento (b). Después de abrirse hasta una apertura mayor que el tamaño del objeto la pinza de agarre se cierra hasta el valor del tamaño del objeto. La distancia de recorrido de la mano es de 36 cm y el tamaño del objeto es de 1.5 cm. La amplitud de la señal GO es de 60 y $\phi = 0.75$. La apertura de la pinza simulada se ha desplazado 3.2 cm para tener en cuenta el valor de desplazamiento que aparece en los datos de Paulignan y col (1991)(Figura 2.7a). Este desplazamiento se corresponde con un *offset* existente entre las superficies de contacto de los dedos y los marcadores de posición de esos dedos en el montaje experimental de Paulignan y col (1991). Con estos datos, en la simulación inicial P_{A0} es 32 y el programa motor bifásico es $G_{A1} = 45 + P_{A0}$ mm y $G_{A2} = 15 + P_{A0}$ mm.

El modelo es capaz de reproducir los patrones cinemáticos para la apertura de la pinza de agarre en todas las condiciones (Figura 2.8). Aunque los cierres parciales iniciales en la condición Alterada podrían sugerir una reorganización en la cinemática de la formación de la apertura manual (Saling y col, 1996), las simulaciones que hemos llevado a cabo sugieren, por el contrario, que el patrón cinemático alterado que se observa, es resultado de una apertura objetivo (T_A en el canal de manipulación) que no está completamente especificada al inicio del movimiento. En el modelo, mientras que, debido a su dinámica, T_A es menor que la apertura inicial no nula ($P_A^0 = 110$ mm), la apertura de los dedos (P_A) tenderá a cerrarse debido a la ecuación (2.3) de la sección 3.1. Este cierre de la apertura de los dedos finaliza cuando la neurona de adquisición de objetivo en el canal de agarre (T_A) que está evolucionando gradualmente hacia la MGA

especificada por (G_{A1}), iguala su actividad con la de la apertura actual (P_A). En ese momento, debido a la dinámica de las neuronas D_A y V_A , la apertura de la mano comienza a crecer en anticipación a su fase final de cierre.

Desde el punto de vista del modelo, no existe ninguna reorganización funcional espacio temporal del movimiento en la condición Alterada. La cinemática de agarre que emerge de la condición Alterada es consecuencia de la dinámica neuronal relacionada con la formación de trayectorias en el modelo VITE y las siguientes hipótesis: 1) Las propiedades intrínsecas de los objetos se computan (y codifican en el programa motor) antes del instante de inicio del movimiento. 2) Existe una especificación gradual del programa motor en la neurona de adquisición del objetivo en el canal de manipulación. En este marco, la segunda modulación en la apertura de los dedos no debe interpretarse como una corrección a un movimiento preprogramado, tal y como se sugirió en Saling y col (1996). En términos de perfiles de velocidad, el modelo es capaz de reproducir los patrones de velocidad de apertura bifásicos y trifásicos que se observan en experiencias con condiciones iniciales Normales y condiciones Alteradas, respectivamente (Figura 2.8).

En las simulaciones, y debido a la arquitectura del modelo propuesto, la componente de transporte no se ha visto afectada en ningún momento por la componente de manipulación, hecho que ha sido puesto de manifiesto en estudios previos por Saling y col (1996), Timman y col (1996) y Wallace y col (1990). En este sentido, en todos los movimientos simulados, el instante de máxima deceleración en la fase de transporte (tp_{dec}) se ha detectado a los 479 ms y el instante de pico de velocidad de transporte (TPV) a los 327 ms. Debido a esto, se han observado muy pocas variaciones en torno al instante de ocurrencia de la máxima apertura de la pinza (TPA) y el consiguiente inicio de la fase final de cierre de los dedos (Tabla 2).

Tabla 2. MGA e instante de ocurrencia

	Normal		Alterada	
	Pequeño	Grande	Pequeño	Grande
MGA (mm)	51	96	66	106
TPA (ms)	538	562	500	507

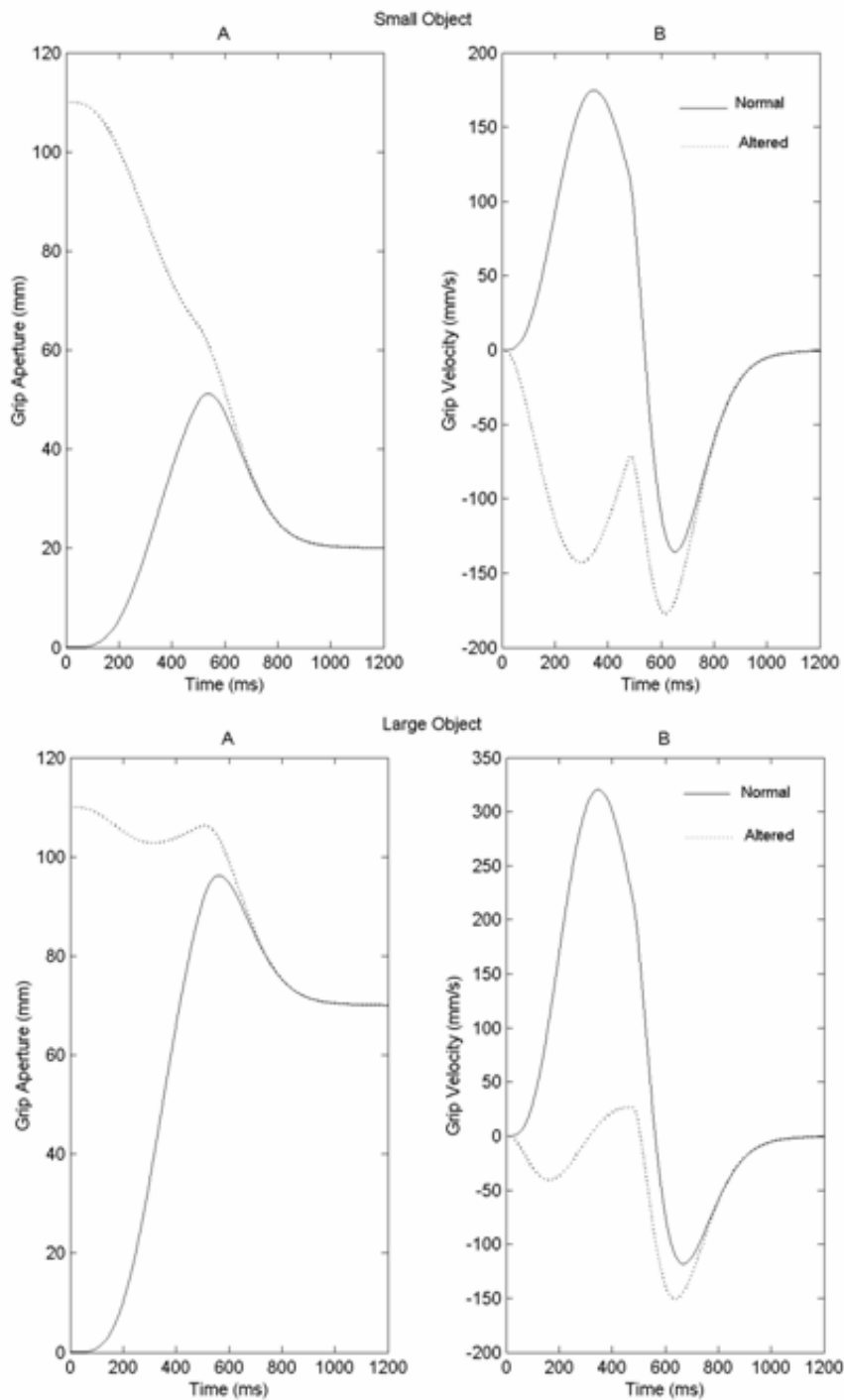


Figura 2.8. Perfiles de apertura de la pinza (A) y velocidad de apertura de la misma (B) para un objeto pequeño (arriba) y un objeto grande (abajo) en condiciones iniciales de apertura de la mano Normal y Alterada.

Los datos provenientes de la simulación concuerdan con los datos procedentes de experiencias reales con humanos en muchos aspectos. Como se muestra en la Figura 2.9, en la condición de apertura inicial Normal, la amplitud del pico de velocidad inicial para el objeto pequeño es menor que la amplitud correspondiente al objeto grande. Para el pico de velocidad final, esta relación es la inversa. Para la condición inicial de apertura Alterada, la amplitud del pico inicial de velocidad de apertura para el objeto pequeño es mayor que la amplitud correspondiente al objeto grande. Para el pico de velocidad final, esta relación es la misma. Estos resultados concuerdan con los datos presentados, en relación a las mismas experiencias llevadas a cabo con humanos en Saling y col (1996). En estas experiencias se estableció que la MGA excedía 3.1 cm el tamaño del objeto pequeño y 2 cm el del objeto grande, en la condición Normal. En nuestra simulación esos valores se corresponden con 3.1 cm y 2.6 cm para el objeto pequeño y para el objeto grande respectivamente. En la condición Alterada, la MGA excedía 4.2 cm el tamaño del objeto pequeño y 3.5 cm el del objeto grande, mientras que los resultados de las simulaciones ofrecen unas MGA que exceden 4.6 cm y 3.6 cm el tamaño del objeto pequeño y grande respectivamente.

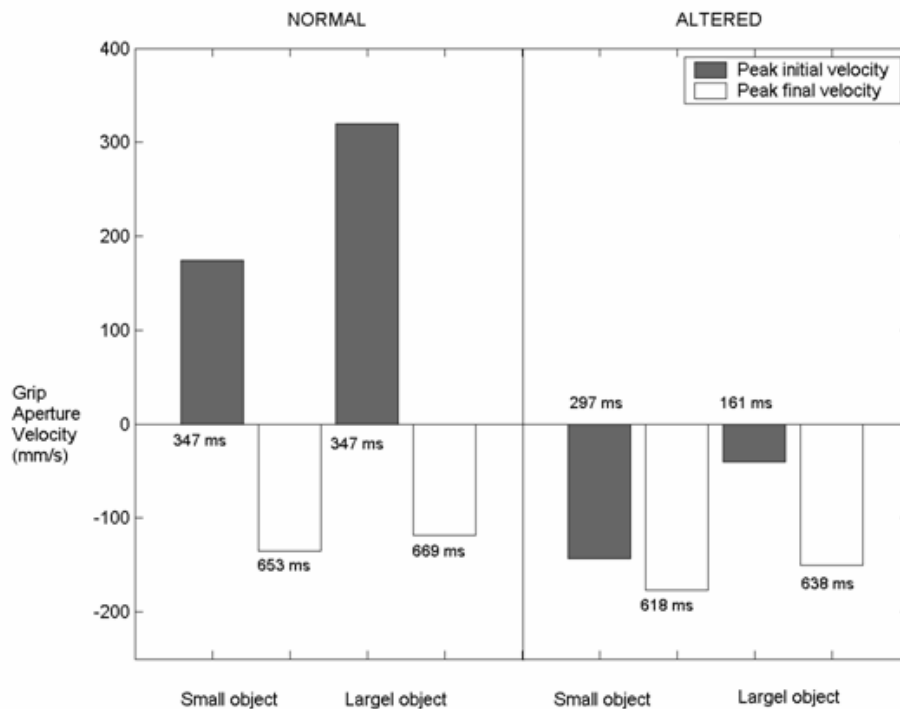


Figura 2.9. Amplitud e instantes de ocurrencia de los picos de velocidad de apertura de la pinza en la condición Normal y la condición Alterada.

3.3.3 *Perturbación de la posición del objeto*

Para demostrar que nuestro modelo es capaz de simular la adaptación necesaria ante una situación de perturbación en la posición del objeto durante la ejecución del movimiento, hemos simulado las experiencias de Paulignan y col (1991a). Los resultados de la simulación se muestran en la Figura 2.10. La figura muestra la cinemática de las componentes de apertura y transporte cuando la posición de un objeto de 1.5 cm de tamaño se modifica repentinamente, al inicio del movimiento, desde 20° a 30° respecto a la línea media del cuerpo (ver Figura 9, Capítulo 1). Como resultado de esta perturbación, la distancia del objeto al sujeto del experimento, cambia de 35 a 34 cm. La fila de la arriba muestra la velocidad de transporte de la muñeca y la apertura de la pinza de agarre en el caso sin perturbar, mientras que la fila de abajo muestra las mismas variables simuladas en el caso con perturbación. Hay que remarcar el hecho de que para comparar con los datos de Paulignan y col (1991a), se ha empleado un *bias* en la apertura de los dedos de 2.2 cm. Esto se debe a que en las experiencias originales de estos autores, los marcadores de posición de los dedos, no se encontraban localizados exactamente sobre la punta de dichos dedos.

En estas simulaciones, se emplea un modelo que difiere ligeramente al modelo presentado en el apartado 3.2. Esta modificación consiste en que la ganancia g de la señal GO (ecuación 2.11), no es la misma para el canal de transporte que para el de manipulación ($g_T = 10$; $g_A = 15$). Para estos rangos de valores, esta diferenciación de la señal GO para ambos canales no afecta apreciablemente a la capacidad de equifinalidad de componentes en las simulaciones, y aporta mayor capacidad de ajustar los resultados de simulación a los resultados de las experiencias reales. Pero sin duda, lo más importante de esta idea, es el concepto que nos permite desarrollar en apartados posteriores.

En la simulación del caso con perturbación, el objetivo para el transporte se instancia como $T_T = 35$ cm. El programa motor para el agarre se establece como ($G_{A1} = 4.0$ cm / $G_{A2} = 1.5$ cm). Estos objetivos están perfectamente establecidos antes del comienzo del movimiento. En el momento en el que la señal GO deja de ser nula, el movimiento se inicia hacia los objetivos de apertura y transporte. En el instante $t = 400$ ms (un retraso debido al procesamiento visual completo de la perturbación, Castiello y col, 1998), se establece el nuevo objetivo en la unidad de entrada perceptual de transporte ($I_T = 34$ cm). Esta perturbación genera una discrepancia entre la representación interna del objetivo (T_T) y la nueva representación perceptual (I_T). Dicha discrepancia se encuentra representada en la actividad de la célula E_T , actividad que dispara la activación de la célula de detección genérica de perturbaciones R.

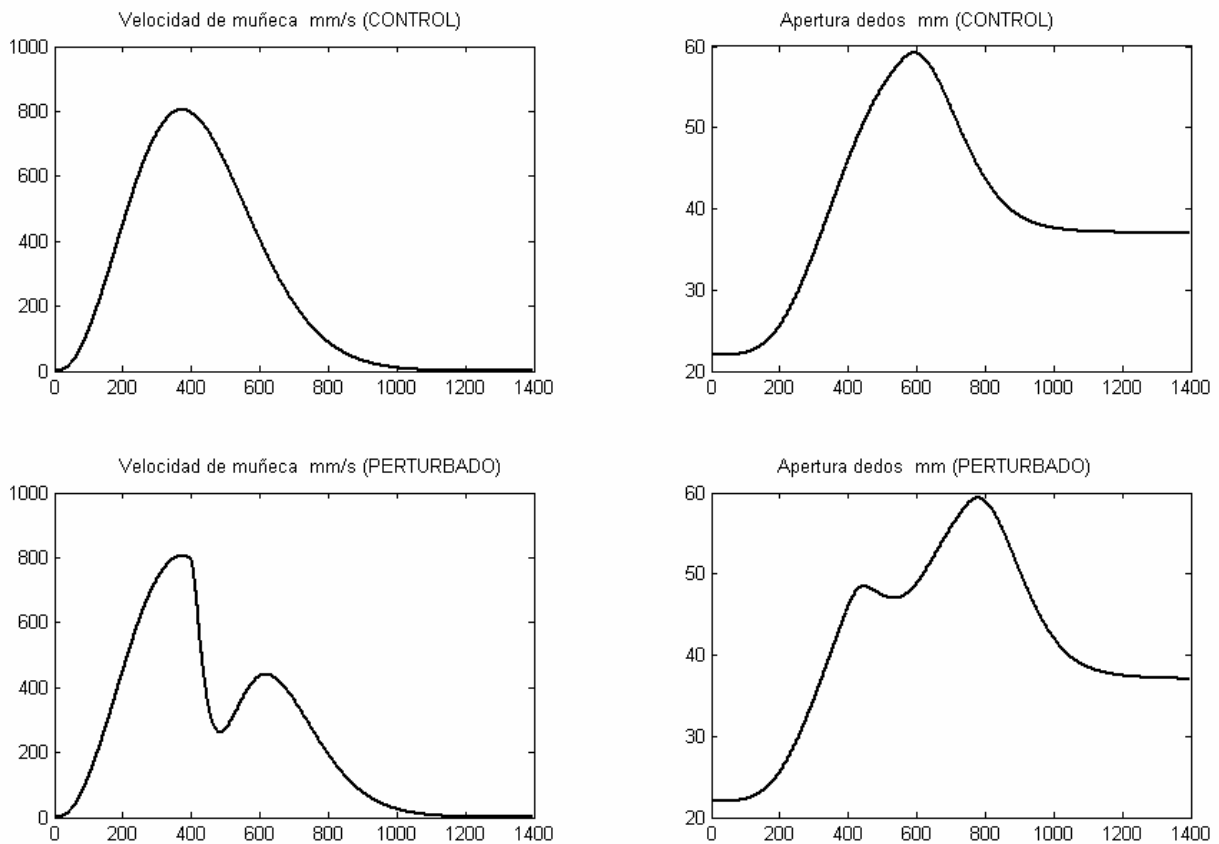


Figura 2.10. Simulación de una experiencia en la que la localización de un objeto de tamaño 1.5 cm ha sido modificada de manera abrupta e inesperada desde una posición de 20° respecto a la línea media del cuerpo a una nueva posición de 30°.

La actividad en R inhibe la señal GO induciendo una pausa temporal en su actividad. La actividad en E_T y R comienza a disminuir cuando la discrepancia comienza a ser integrada en T_T . El reseteo parcial de la señal GO induce un “frenazo” en la ejecución del movimiento que tiene como consecuencia un alargamiento en el tiempo total de ejecución de la tarea de unos 100 ms para las dos componentes del movimiento.

3.3.4 Perturbación del tamaño del objeto

Para mostrar que nuestro modelo es capaz de adaptarse a perturbaciones en el tamaño del objeto, hemos simulado las experiencias descritas en Paulignan y col (1991b). En la Figura 2.11 se muestran los resultados de dichas simulaciones. La velocidad de apertura está indicada con la línea gris discontinua y está representada con un factor de reducción de escala de 5, mientras que la línea continua negra hace referencia a la apertura de la pinza de agarre. Los tamaños de los objetos PEQUEÑO y

GRANDE son 1.5 y 6 cm respectivamente ($G_{A1} = 4.0$ cm / $G_{A2} = 1.5$ cm objeto PEQUEÑO; $G_{A1} = 7.5$ cm / $G_{A2} = 6.0$ cm objeto GRANDE). La distancia al objeto es de 35 cm. En la simulación la perturbación se detecta en $t = 450$ ms, basándonos en datos que indican un procesamiento visual más lento para determinar el tamaño del objeto que para determinar la localización del objeto (Tannee y col, 1995). En estas simulaciones también se detecta una elongación del tiempo de movimiento que, en promedio de las dos componentes se encuentra en torno a los 100 ms. La ganancia g de la señal GO (ecuación 2.11), para el canal de transporte es $g_T = 10$ mientras que para el de manipulación $g_A = 20$.

En las simulaciones descritas en este apartado y en el apartado anterior se han empleado los siguientes parámetros $\alpha = 30$ (ecuaciones 2.8, 2.9, 2.12, 2.13) y 0.1 en ecuación 2.10, $\beta = 100$, $B = 20$, $\gamma = 0.25$, $\varepsilon = 1$, $\mu_T = 5$, $\mu_A = 0.9$ y $g_R = 0.4$.

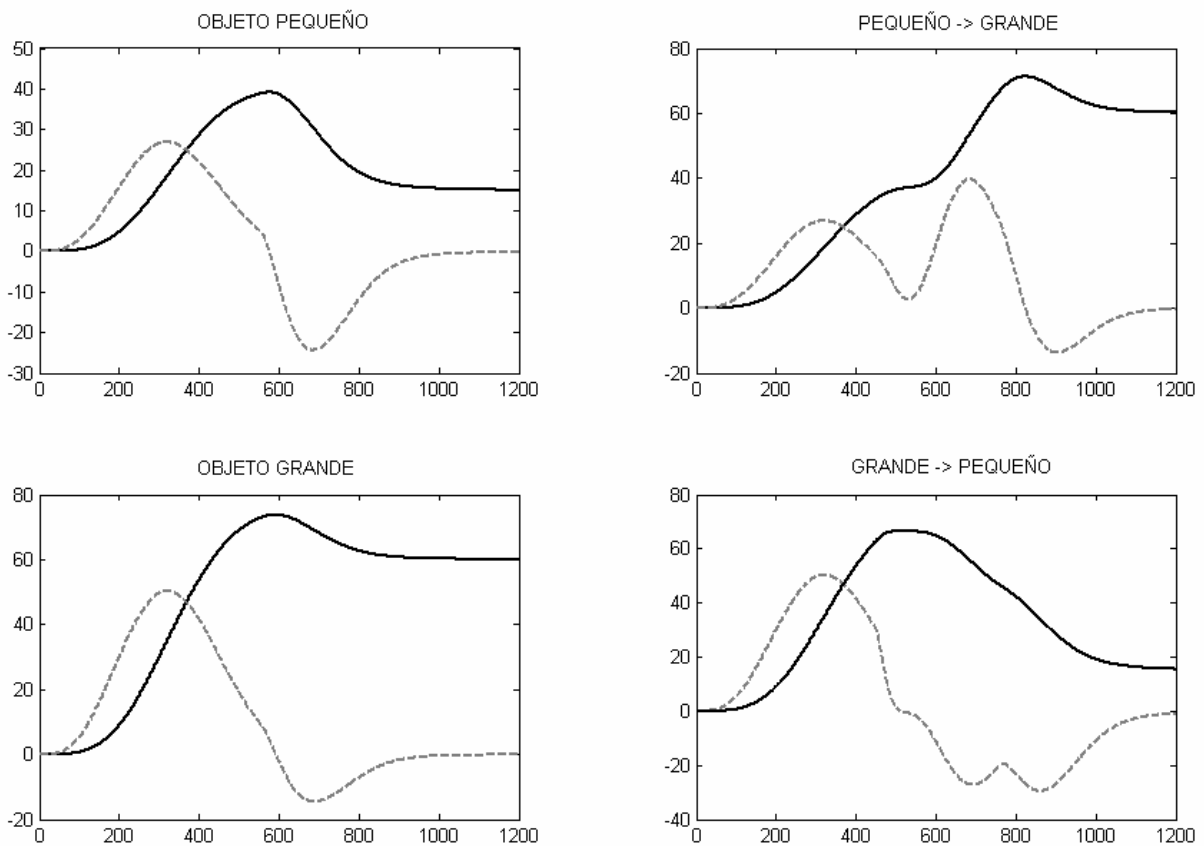


Figura 2.11. Simulación de dos experiencias de agarre no perturbado (izquierda) y dos experiencias con perturbación repentina en el tamaño del objeto (derecha). En abscisas se muestra el tiempo de movimiento en ms y en ordenadas se representa la apertura de la pinza de agarre en mm (línea negra continua) y la velocidad de apertura de dicha pinza en mm/s reducida en un factor 5 (línea gris discontinua).

3.3.5 Doble perturbación

En Castiello y col (1998) se estudian las respuestas adaptativas a una doble perturbación en la localización y tamaño durante movimientos de agarre con la intención de clarificar los posibles mecanismos de coordinación entre las distintas componentes del movimiento. Con el objeto de reproducir estas experiencias con el modelo propuesto en esta Tesis, se ha llevado a cabo la simulación del mismo en una experiencia en la que el objetivo para el transporte se instancia como $T_T = 30$ cm. El programa motor para el agarre de un objeto PEQUEÑO se establece como ($G_{A1} = 6.0$ cm / $G_{A2} = 0.7$ cm). Estos objetivos están perfectamente establecidos antes del comienzo del movimiento. En el momento en el que la señal GO deja de ser nula, el movimiento se inicia hacia los objetivos de apertura y transporte.

En el instante $t = 400$ ms (un retraso debido al procesamiento visual completo de la perturbación, Castiello y col, 1998), se establece el nuevo objetivo en la unidad de entrada perceptual de transporte ($I_T = 28$ cm) y en $t = 425$ ms se instancia la perturbación en el tamaño del objeto, que ahora es un objeto GRANDE ($G_{A1} = 12.0$ cm / $G_{A2} = 8.0$ cm).

Los resultados de la simulación se muestran en la Figura 2.12. La ganancia g de la señal GO (ecuación 2.11), para el canal de transporte es $g_T = 10$ mientras que para el de manipulación $g_A = 25$. En las simulaciones descritas en este apartado se han empleado además los siguientes parámetros $\alpha = 30$ (ecuaciones 2.8, 2.9, 2.12, 2.13) y 0.1 en ecuación 2.10, $\beta = 100$, $B = 20$, $\gamma = 0.25$, $\varepsilon = 1$, $\mu_T = 0.9$, $\mu_A = 0.7$ y $g_R = 0.4$.

Los resultados de Castiello y col (1998), apoyan la hipótesis de la existencia de centros de control del movimiento cuya función básica es la de permitir respuestas coordinadas y sincronizadas en ambas componentes del movimiento. Según los autores esta hipótesis se apoya en la evidencia de que la parametrización cinemática del movimiento en los movimientos perturbados es similar a los casos en los que no ocurre perturbación. Estos hechos quedan plenamente integrados en nuestro modelo con la idea de señales GO de paso-ganancia, y la inhibición de éstas a través de la neurona R.

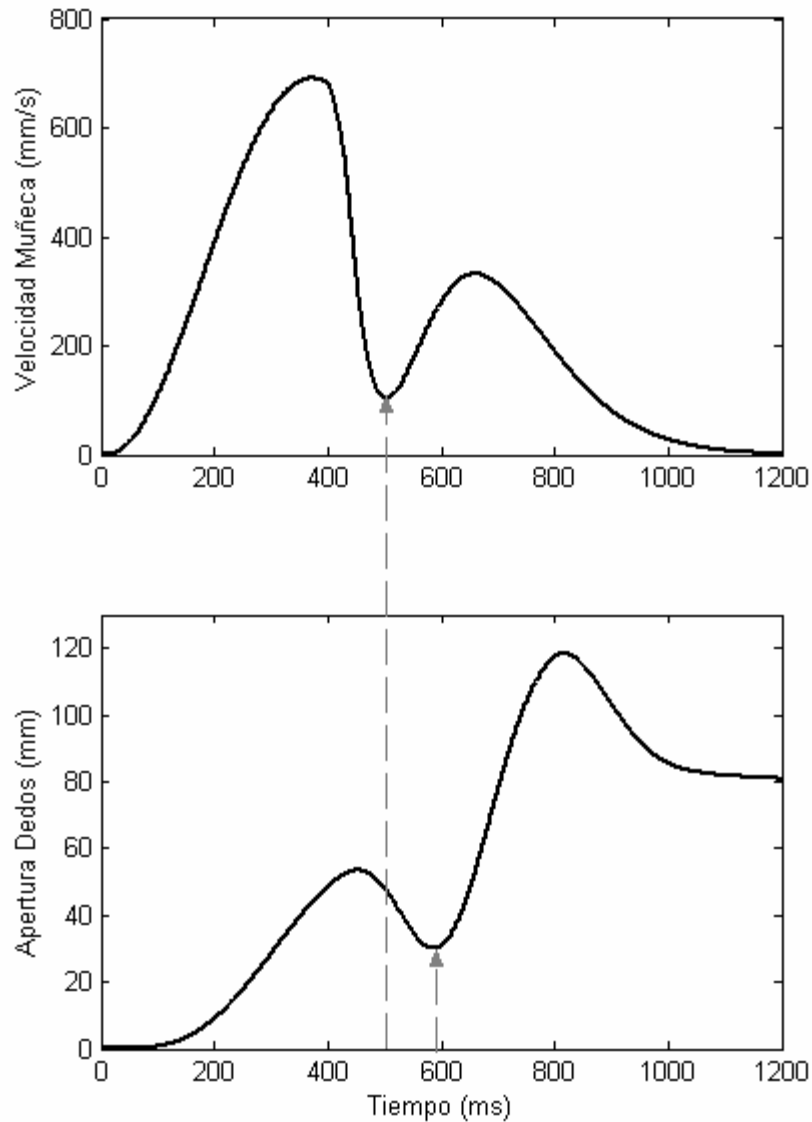


Figura 2.12. Experiencia de simulación de un agarre con doble perturbación. Las flechas grises indican los instantes en los que se detectan las máximas ‘pausas’ tanto en la velocidad de la muñeca (arriba) como en la apertura de la pinza de agarre (abajo).

3.3.6 Funcionamiento del modelo para un rango de amplitudes de la señal GO y de tamaños del objeto.

El modelo ha sido testeado para un rango de amplitudes de la señal GO y para distintos tamaños de los objetos. En dichas simulaciones se ha considerado que la fase

de transporte está finalizada cuando la velocidad de la mano desciende por debajo del valor de 5 mm/s (Ulloa y Bullock, 2003). La formación de la apertura de la pinza se considera terminada cuando el tamaño de la pinza de agarre iguala al tamaño del objeto. El tiempo de cierre ha sido calculado como el tiempo que transcurre desde la ocurrencia de la MGA hasta el instante de cierre final (Zaal y col, 1998).

Se ha determinado un rango de amplitudes de la señal GO para el que el modelo muestra una temporización de las aperturas máximas que es consistente con los datos experimentales reales (Figura 2.13). En las simulaciones los incrementos de la amplitud de la señal GO aumentan la velocidad de ejecución de las dos componentes del movimiento. Sin embargo, la ocurrencia relativa de la MGA se mantiene aproximadamente constante (~ 60% - 75%) a lo largo del rango de velocidades.

La Figura 2.13 muestra una propiedad de comportamiento que no ha sido explícitamente contemplada durante el diseño del modelo (se trata pues de una *propiedad emergente* del modelo) y que a su vez es consistente con los datos de experiencias reales: cuanto mayor es la velocidad de ejecución del movimiento, mayores son las MGA alcanzadas (Wing y col, 1986). La Figura 2.13 muestra una apertura máxima de 53.5 mm para el movimiento simulado más lento (amplitud de la señal GO es 10). Esta apertura máxima se incrementa gradualmente conforme aumentamos la velocidad del movimiento. Para el movimiento más rápido (amplitud de la señal GO igual a 20), se obtiene una amplitud máxima de 57 mm. En la simulación este efecto ocurre debido a que al aumentar la amplitud de la señal GO, la integración de V_A en P_A se hace más rápida, contrarrestando en parte, el efecto de una dinámica lenta en la especificación del objetivo en T_A y su consecuente efecto en la ralentización de la dinámica de D_A y V_A .

Para un rango completo de tamaños del objeto, el modelo posee un comportamiento en la ocurrencia de la MGA que es consistente con los datos reales (Figura 2.14). Se han llevado a cabo cuatro experiencias de agarre sobre cuatro objetos de tamaños 10, 20, 40, y 60 mm⁶ situados a 30 cm del sujeto. La Figura 2.14 muestra un rango de ocurrencias en la MGA (68% - 72%) que es consistente con los valores que encontramos en la literatura. Además, se observa una tendencia adicional en los datos de simulación. El tiempo de pre-agarre hasta alcanzar la MGA aumenta con el tamaño del objeto mientras que el tiempo necesario para completar el cierre final disminuye. Estos datos concuerdan con las observaciones de Hofsten y Ronquist (1998). Este hecho también ha sido detectado por Castiello y col (1993) que observaron que en el agarre de

⁶ En estas simulaciones se ha establecido que: $G_{A1} = G_{A2} + 25$ mm

objetos, el tiempo de ocurrencia de la apertura máxima es mayor cuanto mayor es el objeto. Dado que tras la ocurrencia de la máxima apertura, se inicia la fase de cierre, es posible contemplar los resultados de Castiello y col (1993) como una confirmación de que los tiempos de cierre para objetos pequeños son mayores que para objetos grandes.

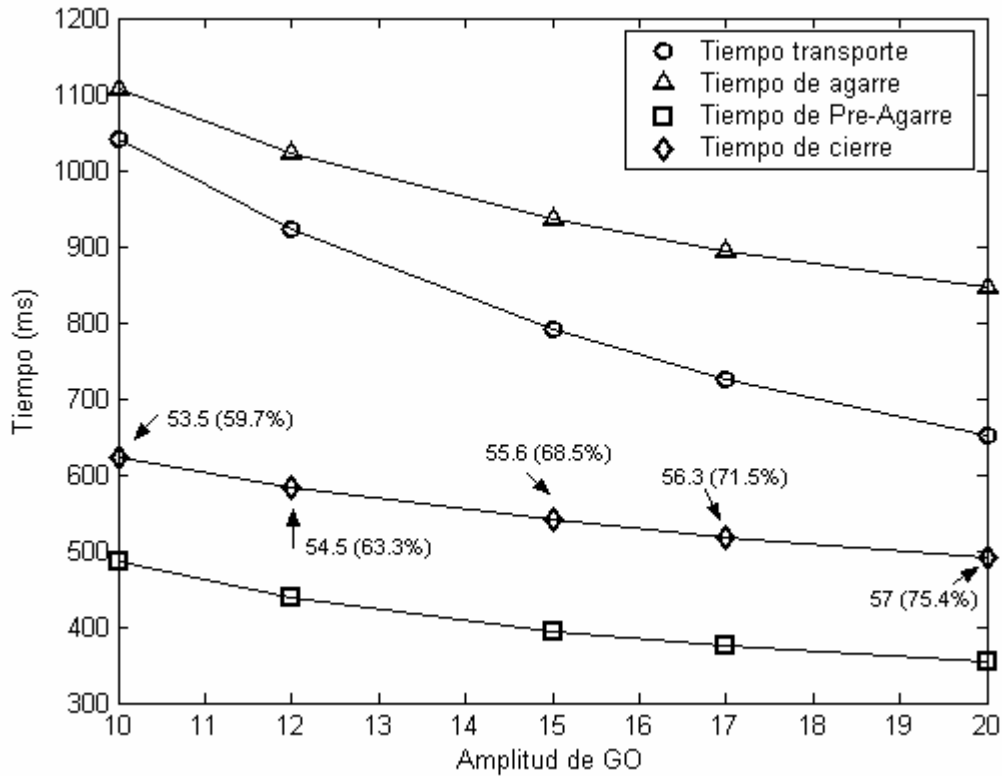


Figura 2.13. Duraciones del transporte, agarre, pre-agarre y cierre para un rango de amplitudes de la señal GO. Los números alrededor de los tiempos de pre-agarre corresponden a la MGA (en mm) y a su tiempo de ocurrencia con respecto al tiempo total de transporte (en paréntesis). La distancia de transporte es de 30 cm y el tamaño del objeto es de 2.5 cm. La fase de transporte se considera acabada cuando su valor es menor a 5 mm/s

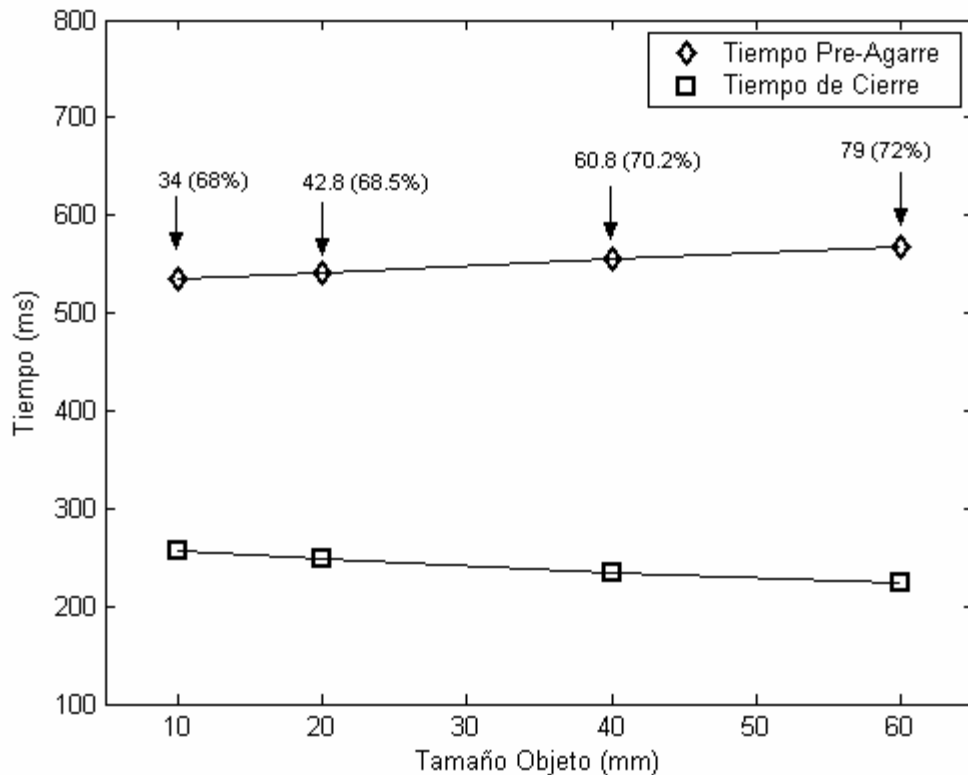


Figura 2.14. Duraciones del tiempo de pre-agarre y cierre para un rango de tamaños del objeto. Los números alrededor de los tiempos de pre-agarre corresponden a la MGA (en mm) y a su tiempo de ocurrencia con respecto al tiempo total de transporte (en paréntesis). La distancia de transporte es de 30 cm y los tamaños del objeto son de 1.0, 2.0, 4.0 y 6.0 cm. La amplitud de la señal GO es fijada aun valor de 15.

Hay que remarcar que este hecho, que se reproduce y observa en las simulaciones, es otra *propiedad emergente* del modelo, es decir, es una propiedad que no ha sido tomada en cuenta explícitamente durante el diseño del modelo y que se ha detectado a lo largo de la generación de resultados por simulación. En la Figura 2.15 se muestran los resultados de dos movimientos simulados, dirigidos al agarre de dos objetos de diferente tamaño, uno pequeño de 0.3 cm ($G_{A1} = 33 / G_{A2} = 3$ mm) y otro grande de 8 cm ($G_{A1} = 110 / G_{A2} = 80$ mm), situados a una distancia de 30 cm. La Figura 2.15 muestra los perfiles de apertura de la pinza de agarre (cuya representación neuronal en el modelo es P_A) y la velocidad de esa apertura (cuya representación neuronal en el modelo es V_A). En la Figura 2.15, la línea azul vertical denota el instante en el que se detecta la máxima deceleración en la fase de transporte y por lo tanto se produce la conmutación en la ejecución del subprograma motor de agarre. Las flechas negras verticales indican los instantes en los que las activaciones de V_A pasan de ser positivas (generando un aumento en la apertura de la pinza) a ser negativas (generando un cierre de la apertura

de la pinza). Se observa que, en el mismo instante en el que la pinza de agarre comienza a cerrarse durante el agarre del objeto de 0.3 cm (V_A pasa por cero y se hace negativa), la actividad de V_A es todavía elevada y de valor positivo cuando se agarra el objeto de 8 cm de tamaño. En este último caso, V_A continuará generando un aumento de la apertura de la pinza hasta el instante en el que pase por cero y se haga negativa, y por lo tanto, comience la fase de cierre. Es por esto, que en el modelo, las MGA relacionadas con el agarre de objetos grandes, ocurren más tarde que las MGA relacionadas con el agarre de objetos pequeños.

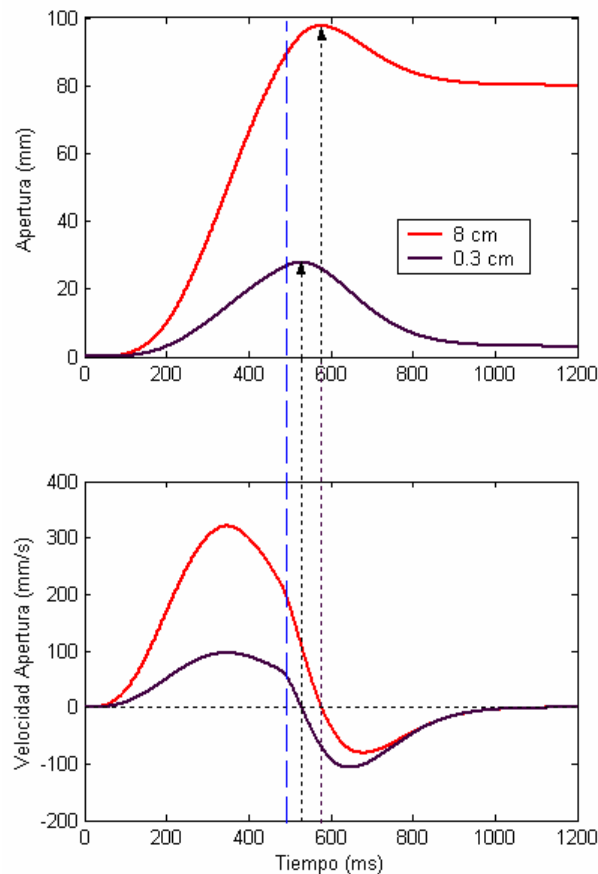


Figura 2.15. Tiempos de ocurrencia de la MGA según tamaño del objeto. Ver explicación en el texto.

3.4. Discusión

3.4.1 Propiedades operacionales y propiedades emergentes del modelo.

El modelo neuronal propuesto en los apartados 3.1 y 3.2 ha mostrado generar unos resultados en simulación que se ajustan a muchas observaciones empíricas acerca del movimiento de agarre. Concretamente;

- Las dos componentes del movimiento están sincronizadas como consecuencia del uso de una señal de ganancia – paso común cuya magnitud crece progresivamente a lo largo del intervalo de movimiento;
- La velocidad de transporte exhibe perfiles acampanados típicos de movimientos punto a punto;
- La máxima apertura de la pinza de agarre ocurre entre el 60-80 % del tiempo de movimiento y está completamente correlacionada con el instante de máxima deceleración en la componente de transporte;
- La máxima apertura de la pinza de agarre es mayor cuanto mayor es la velocidad de transporte de la muñeca. Esto constituye una propiedad emergente del modelo debidamente analizada en la sección 3.3.6;
- El tiempo total de movimiento se ve incrementado cuando cualquiera de las dos componentes o las dos componentes del movimiento al mismo tiempo sufren una perturbación, debido a la inclusión del sistema neuronal encargado de la detección de discrepancias entre la codificación espacial interna de los objetivos y la representación perceptual instantánea de esos objetivos, sistema que induce la inhibición transitoria de la señal GO;
- La apertura de la pinza de agarre decrece cuando el movimiento de agarre se inicia con una apertura superior a cierta cantidad, lo cual es otra propiedad que emerge del modelo y que concuerda con resultados empíricos reales;
- El tiempo de cierre de la pinza resulta ser más corto cuando se realiza el agarre de un objeto grande que cuando se lleva a cabo el agarre de un objeto pequeño.

Como comentario adicional, es importante remarcar el hecho de que en el establecimiento de los subprogramas motores de agarre durante las simulaciones, y más concretamente, en el establecimiento del subprograma motor relacionado con la formación de la MGA (G_{A1}), no se ha seguido un criterio único para fijar el factor adicional que se añade al tamaño del objeto (G_{A2}) a la hora de definir (G_{A1}). Lo único que se establece como principio invariable es que G_{A1} covaría linealmente con G_{A2} , y la elección de ese término adicional se ha ajustado en cada una de las simulaciones, al objeto de reproducir ciertos datos empíricos de la manera más aproximada posible. En

la Tabla 3 se muestra resumidamente cómo se han elegido los subprogramas motores de agarre que se han empleado a lo largo de las simulaciones que hemos presentado. Se remarca que esta arbitrariedad en la elección de G_{A1} , se debe a una variabilidad evidente en los datos empíricos. En subsiguientes apartados se emplea un criterio único en la selección de G_{A1} que es el determinado por la ecuación (2.15)

$$G_{A1} = G_{A2} + 2.5 \text{ cm} \quad (2.15)$$

Tabla 3. Subprogramas motores G_{A1} empleados en los distintos apartados

<i>Apartado</i>	G_{A1}
3.3.1	$G_{A1} = G_{A2} + 3.0 \text{ cm}$
3.3.2	$G_{A1} = G_{A2} + 4.0 \text{ cm}$
3.3.3	$G_{A1} = G_{A2} + 3.5 \text{ cm}$
3.3.4	$G_{A1} = G_{A2} + 3.5 \text{ cm}$ (PEQUEÑO) $G_{A1} = G_{A2} + 1.5 \text{ cm}$ (GRANDE)
3.3.5	$G_{A1} = G_{A2} + 5.0 \text{ cm}$ (PEQUEÑO) $G_{A1} = G_{A2} + 4.0 \text{ cm}$ (GRANDE)
3.3.6	$G_{A1} = G_{A2} + 2.5 \text{ cm}$ (Figura 2.14) $G_{A1} = G_{A2} + 3.0 \text{ cm}$ (Figura 2.15)

3.4.2 Comparación con otros modelos.

Hasta el momento hemos investigado la dinámica espacio – temporal asociada al movimiento de agarre en términos de un modelo neuronal que constituye una representación neuronal plausible para los programas motores relacionados con el agarre. En este apartado nos proponemos hacer una breve comparativa entre nuestro modelo y otros modelos presentes en la literatura cuyas estrategias para la codificación o parametrización de los aspectos cinemáticos del movimiento, difieren notablemente del propuesto. Aparte de nuestro modelo, se han simulado tres modelos para la coordinación del movimiento de agarre.

Modelo Sensomotor de Haggard y Wing

Este modelo sugiere que la organización del movimiento de agarre que subyace a su coordinación es básicamente espacial más que temporal. En este modelo, los procesos de transporte y control de apertura manual tienen acceso a la información espacial sobre el otro canal en todo momento del proceso. Se ha simulado el modelo en el agarre de cuatro objetos de diferentes tamaños ($S1 = 10$, $S2 = 20$, $S3 = 40$, $S4 = 60$, mm) situados a una distancia de 30 cm. Las simulaciones se llevan a cabo en condiciones de

apertura inicial nula entre los dedos índice y pulgar y en condiciones de apertura inicial no nula (80 mm). Las matrices de acoplamiento del modelo de Haggard y Wing (1995) para cada uno de los objetos están definidas por;

$$S1 = \begin{pmatrix} 0.02 & 0.0 \\ 0.004 & 0.01 \end{pmatrix}; S2 = \begin{pmatrix} 0.02 & 0.0 \\ 0.005 & 0.01 \end{pmatrix}; S3 = \begin{pmatrix} 0.02 & 0.0 \\ 0.006 & 0.01 \end{pmatrix}; S4 = \begin{pmatrix} 0.02 & 0.0 \\ 0.007 & 0.01 \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

Además, siguiendo una sugerencia aparecida en el trabajo original de Haggard y Wing (1995), hemos llevado a cabo la simulación de una versión extendida del modelo, que incluye una noción explícita del tiempo haciendo uso del modelo VITE. Esto hace que los perfiles de velocidad que proporciona este nuevo modelo sean mucho más realistas que las proporcionadas por el modelo original. La simulación viene descrita por las ecuaciones:

$$\begin{bmatrix} \Delta P_T \\ \Delta P_A \end{bmatrix} = GO(t) \begin{bmatrix} \alpha & \beta \\ \gamma & \delta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} D_T \\ D_A \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

$$P_{T,A}(t+1) = P_{T,A}(t) + \Delta P_{T,A}$$

donde la señal $GO(t)$ tiene la misma expresión que la definida por la ecuación (2.6), con una ganancia g de 0.2. En esta nueva versión del modelo, las matrices $S1, S2, S3, S4$ son iguales a las empleadas en la simulación del modelo original de Haggard y Wing pero en este caso, todos los elementos de cada una de las matrices aparecen multiplicados por un factor de 10.

En las Figuras 2.16 y 2.17 se muestran los resultados de la simulación de las dos versiones del modelo de Haggard y Wing. La Figura 2.16 muestra los resultados de la simulación del modelo de Haggard y Wing en su versión original. Como puede observarse, el desarrollo temporal de la apertura de los dedos no se ajusta mucho a los datos empíricos, aunque esto no sorprende mucho ya que este modelo se basa en los acoples de entre errores de posición de los efectores finales del movimiento y no posee ninguna restricción o imposición temporal. Además, en las simulaciones de agarre de objetos partiendo de una apertura inicial de la pinza de agarre bastante abierta, el modelo no es capaz de producir el cierre inicial de la pinza de agarre, previo a la fase de apertura hasta la MGA que se observa en los datos reales con humanos.

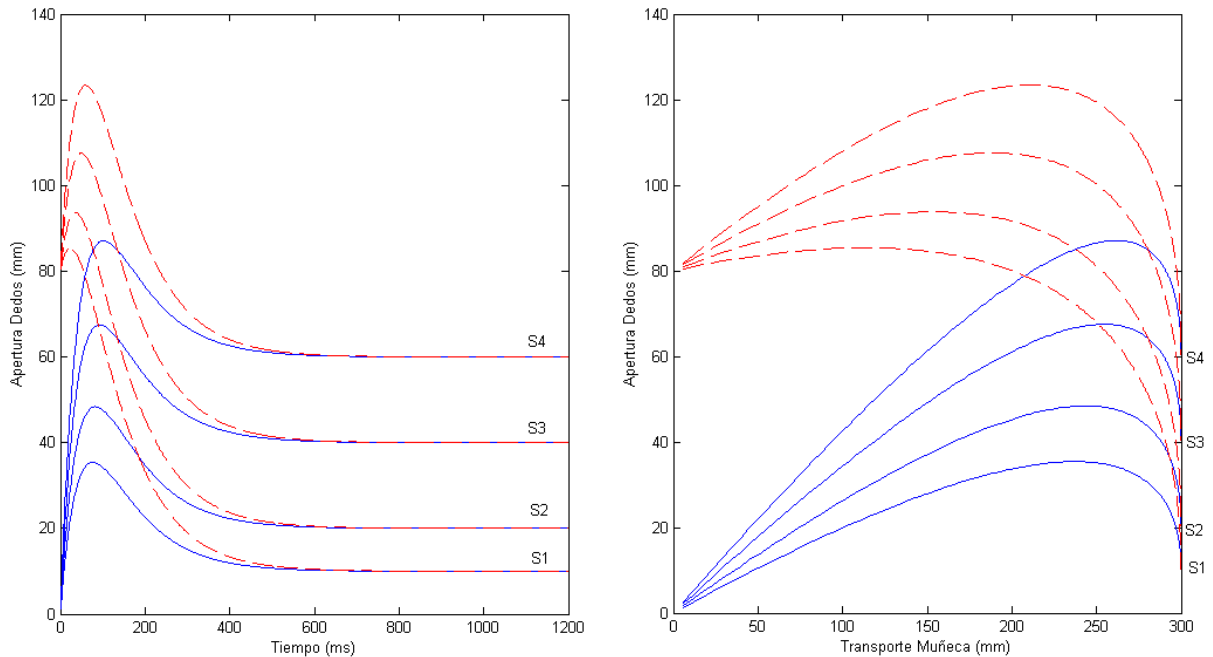


Figura 2.16. Apertura de la pinza a lo largo del movimiento (izquierda) y relación espacial entre desplazamiento de la muñeca y apertura de la pinza dada por el modelo en experiencias con condiciones iniciales de apertura (línea azul continua) y en condiciones de apertura inicial de la pinza (línea roja discontinua)

En la versión modificada del modelo, la introducción de una modulación temporal del proceso de generación de trayectorias por parte de la señal $GO(t)$, permite la obtención de unos perfiles cinemáticos muchísimo más realistas, aunque el cierre inicial de la pinza en la condición inicial de apertura alterada sigue sin ser replicado por el modelo. Aún así, es interesante resaltar el hecho de que, a partir de esta versión del modelo, y realizando unas simples modificaciones, es posible obtener un algoritmo similar al obtenido por Ulloa y Bullock (2003).

Modelo de Hoff – Arbib

Este modelo propone una coordinación del movimiento de agarre basada en la idea de fijar un tiempo constante para el cierre de la pinza de agarre. El modelo emplea estimaciones para la duración del tiempo de movimiento en lugar de variables dinámicas o cinemáticas a la hora de coordinar las componentes de transporte y de agarre del movimiento. El modelo de Hoff y Arbib emplea un criterio de optimización para el controlador de la apertura de la pinza que establece un toma y daca entre el coste que supone mantener la mano en una postura abierta y el coste que supone variar la velocidad de cambio en la apertura de la pinza. Las ecuación para la aceleración de la fase de transporte es:

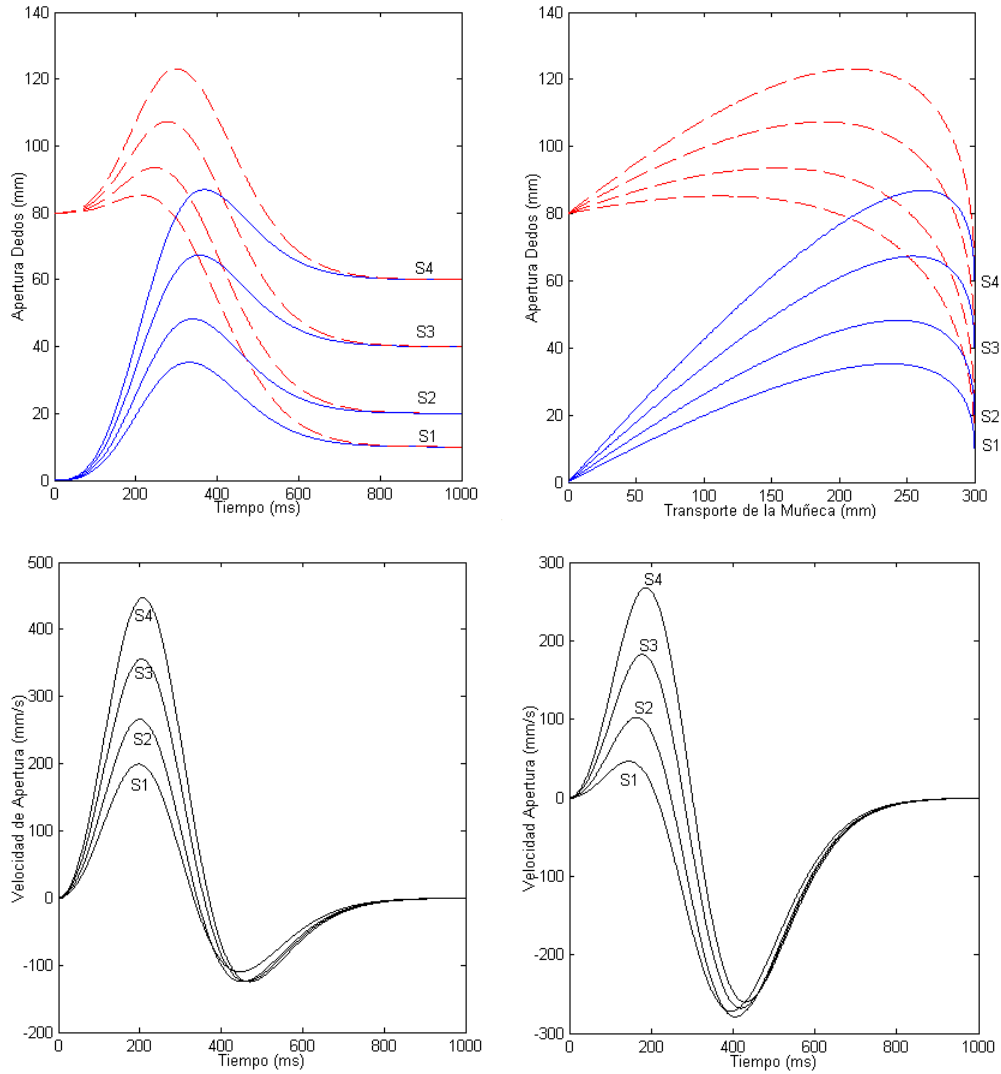


Figura 2.17. Simulación del agarre de cuatro objetos distintos con el modelo híbrido Haggard – Wing – VITE. Arriba se muestra la apertura manual a lo largo del movimiento (izquierda) así como la relación espacial entre dicha apertura y el desplazamiento de la muñeca (derecha) en experiencias con condiciones iniciales de apertura (línea azul continua) y en condiciones de apertura inicial de la pinza (línea roja discontinua). Abajo se muestran las velocidades de apertura de la pinza en las experiencias con la mano inicialmente cerrada (izquierda) o con la mano inicialmente abierta (derecha).

$$\begin{aligned}
 \text{acc}_T &= a_0 (1 - 9 \cdot \tau + 18 \cdot \tau^2 - 10 \cdot \tau^3) + \dots \\
 v_0 &(-36 \cdot \tau + 96 \cdot \tau^2 - 60 \cdot \tau^3)/D + \dots \\
 (x_f - x_0) &\cdot (60 \cdot \tau - 180 \cdot \tau^2 + 120 \cdot \tau^3)/D^2;
 \end{aligned}
 \tag{2.18}$$

donde a_0 y v_0 se corresponden con las condiciones iniciales para la aceleración y velocidad de la muñeca respectivamente, por su parte, x_0 y x_f hacen referencia a la posición inicial y final del muñeca respectivamente y $D = t^f - t$ monitoriza en cada instante el tiempo restante para la finalización del movimiento. La variable τ representa al tiempo de evolución del movimiento normalizado respecto al valor del tiempo total de movimiento estimado. El controlador de pre-agarre y de cierre genera una aceleración que viene descrita por la ecuación:

$$\text{acc}_A = \left(\frac{2}{Pwt^2}\right) \cdot (\exp(DPwt)) \cdot (-c_1 \cdot \sin(DPwt) + c_2 \cdot \sin(DPwt) + \dots \quad (2.19)$$

$$c_3 \cdot \sin(DPwt) - c_4 \cdot \sin(DPwt));$$

donde c_1 , c_2 , c_3 y c_4 son coeficientes que se obtienen a partir del criterio de optimización antes mencionado y dependen del estado inicial y del objetivo establecido para la apertura de la pinza de agarre (la descripción de la obtención de estos coeficientes se encuentra detallada en Hoff y Arbib (1993)). Pwt es una variable que gobierna la forma que adopta el perfil de apertura y se fija aun valor de 0.5. $DPwt = (t - t_i)/Pwt$ donde t_i es el instante inicial para la apertura o el cierre respecto al tiempo total de movimiento. El establecimiento del valor objetivo para el controlador de apertura en la fase de pre-agarre se lleva a cabo mediante la ecuación (1). El paso de simulación es de 0.001 seg. En todas las simulaciones se establece un tiempo total de movimiento para la fase de transporte de 1.0 seg y un tiempo para el cierre de la pinza de $ET = 0.35$ seg, dejando el tiempo para la fase de pre-agarre en $PT = 0.65$ seg.

En la Figura 2.18 se muestran los resultados de las simulaciones del modelo de Hoff y Arbib. Para la condición de apertura inicial alterada, el modelo predice el cierre parcial inicial de la pinza y su posterior reapertura para los objetos de tamaños S1, S2 y de manera muy ligera para el objeto S3. Sin embargo, para el objeto de mayor tamaño (S4), este modelo predice una trayectoria para la apertura de la pinza que inicialmente y monótonamente crece hasta alcanzar la MGA para, llegados a ese punto, iniciar el cierre final hasta contactar con el objeto. Así pues, el modelo de Hoff y Arbib no es capaz de reproducir la cinemática de la pinza de agarre presente en los datos empíricos, bajo determinadas circunstancias iniciales del sistema.

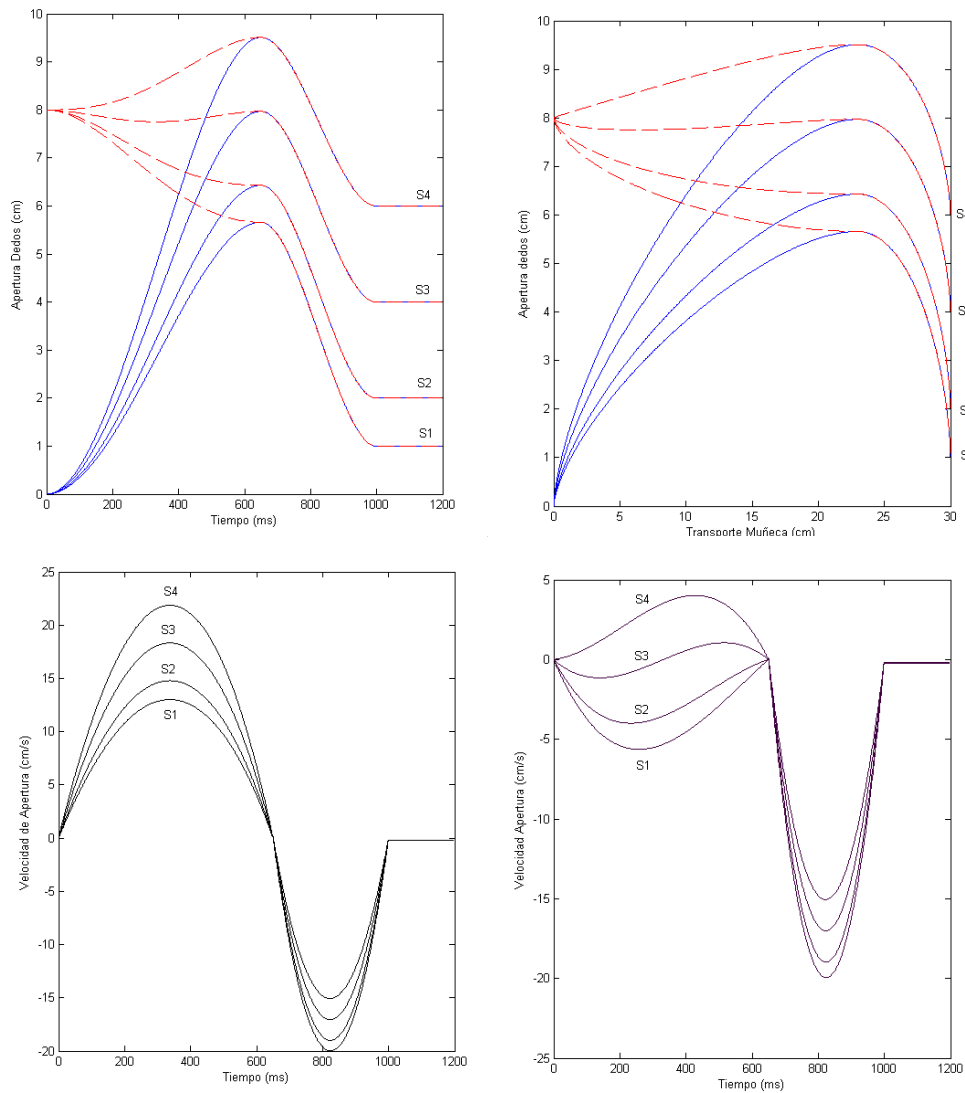


Figura 2.18. Simulación del agarre de cuatro objetos distintos con el modelo de Hoff – Arbib. Arriba se muestra la apertura manual a lo largo del movimiento (izquierda) así como la relación espacial entre dicha apertura y el desplazamiento de la muñeca (derecha) en experiencias con condiciones iniciales de apertura (línea azul continua) y en condiciones de apertura inicial de la pinza (línea roja discontinua). Abajo se muestran las velocidades de apertura de la pinza en las experiencias con la mano inicialmente cerrada (izquierda) o con la mano inicialmente abierta (derecha).

Modelo de Smeets – Brenner

Se ha llevado a cabo la simulación del modelo de Smeets y Brenner (1999) para el agarre de los objetos S1, S2, S3, y S4 en condiciones de apertura inicial normal y alterada. Este modelo emplea un criterio de optimización del ‘jerk’ a la hora de generar la trayectoria de los dedos índice y pulgar, ya que en este modelo, el agarre se reduce a

un movimiento de punto a punto para los extremos de los dedos. La ecuación que describe la apertura de los dedos a lo largo del movimiento es,

$$ap(t) = (a_p \cdot (\tau - 1)^2 + 2 \cdot r \cdot (6\tau^2 - 15\tau + 10)) \cdot \tau^3 \quad (2.20)$$

donde τ es la variable temporal de tiempo normalizado, r es el radio del objeto a ser agarrado (ver Figura 2.4) y a_p es un parámetro que controla la forma que adopta el perfil de apertura y se fija a un valor de 1.0.

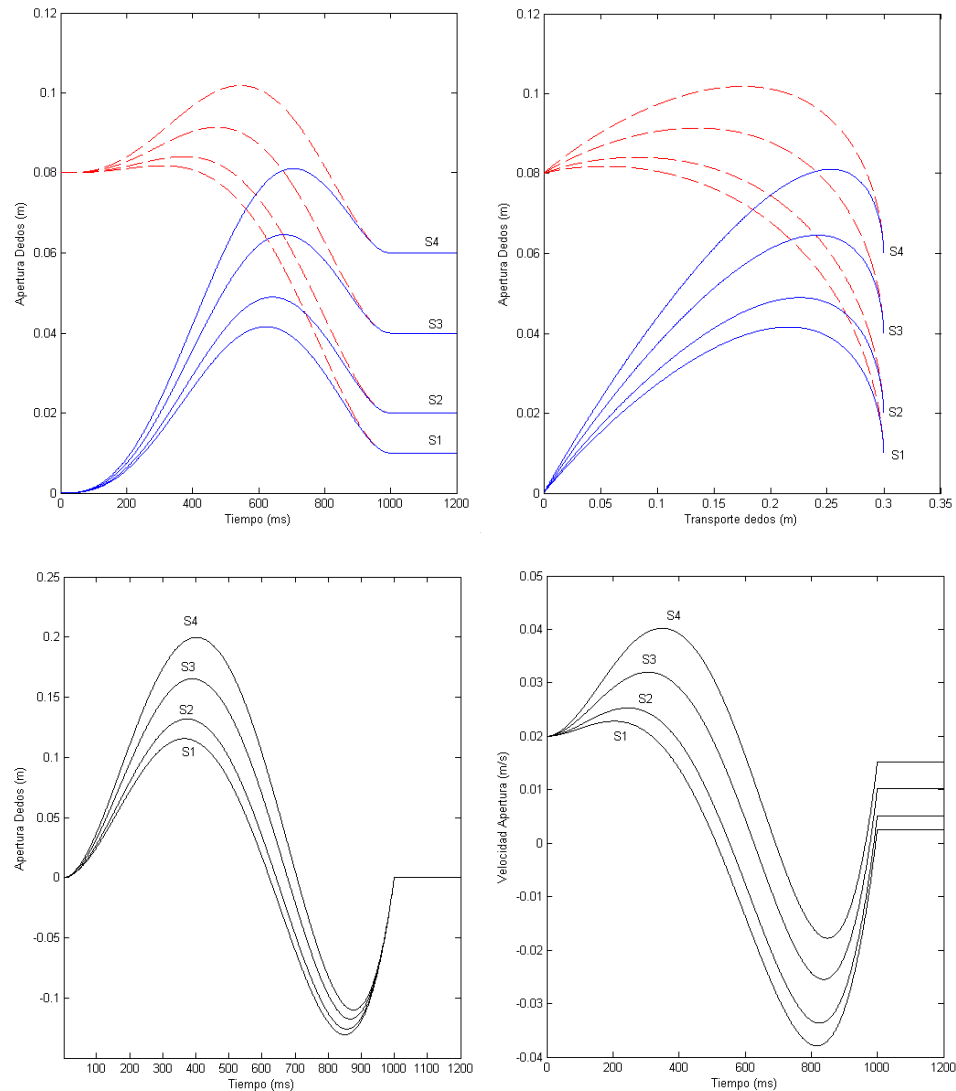


Figura 2.19. Simulación del agarre de cuatro objetos distintos con el modelo de Smeets - Brenner. Arriba se muestra la apertura manual a lo largo del movimiento (izquierda) así como la relación espacial entre dicha apertura y el desplazamiento de la muñeca (derecha) en experiencias con condiciones iniciales de apertura (línea azul continua) y en condiciones de apertura inicial de la pinza (línea roja discontinua). Abajo se muestran las velocidades de apertura de la pinza en las experiencias con la mano inicialmente cerrada (izquierda) o con la mano inicialmente abierta (derecha).

En la Figura 2.19 se muestran los resultados de las simulaciones del modelo de Smeets y Brenner. En dichos resultados puede observarse como los perfiles cinemáticos de apertura y velocidad de apertura en condiciones iniciales normales para la apertura de los dedos resultan ser muy realistas y concuerdan bien con los datos de los experimentos psicofísicos realizados con humanos. El problema surge cuando se trata de obtener resultados idénticos con condiciones iniciales alteradas para la apertura de dedos. Como se muestra en la Figura 2.19, el modelo no es capaz de reproducir el cierre inicial de la pinza y su posterior reapertura hasta alcanzar la MGA.

Modelo Propuesto

Los resultados de la simulación del modelo propuesto en esta Tesis se muestran en la Figura 2.21. El modelo es capaz de reproducir los perfiles cinemáticos de apertura y velocidad de apertura de la pinza para todos los objetos y en todas las condiciones iniciales de apertura. Además, estos perfiles y la relación espacial entre componentes es la más realista si se comparan los resultados con datos reales obtenidos de la experimentación con humanos (Contreras Vidal y col, 2001; Figura 2.20).

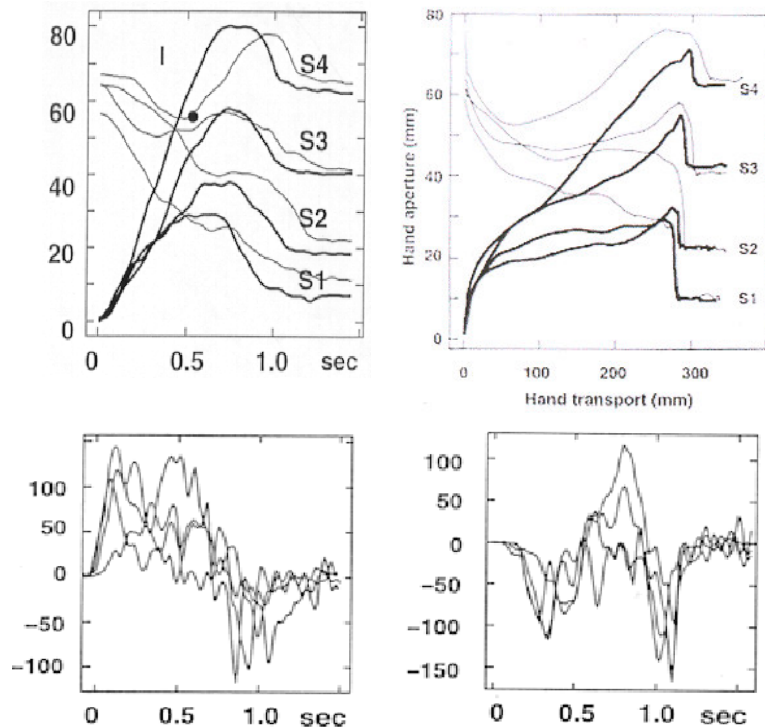


Figura 2.20. Resultados de experiencias reales durante el agarre en distintas condiciones iniciales de apertura manual de una serie de objetos de distintos tamaños.

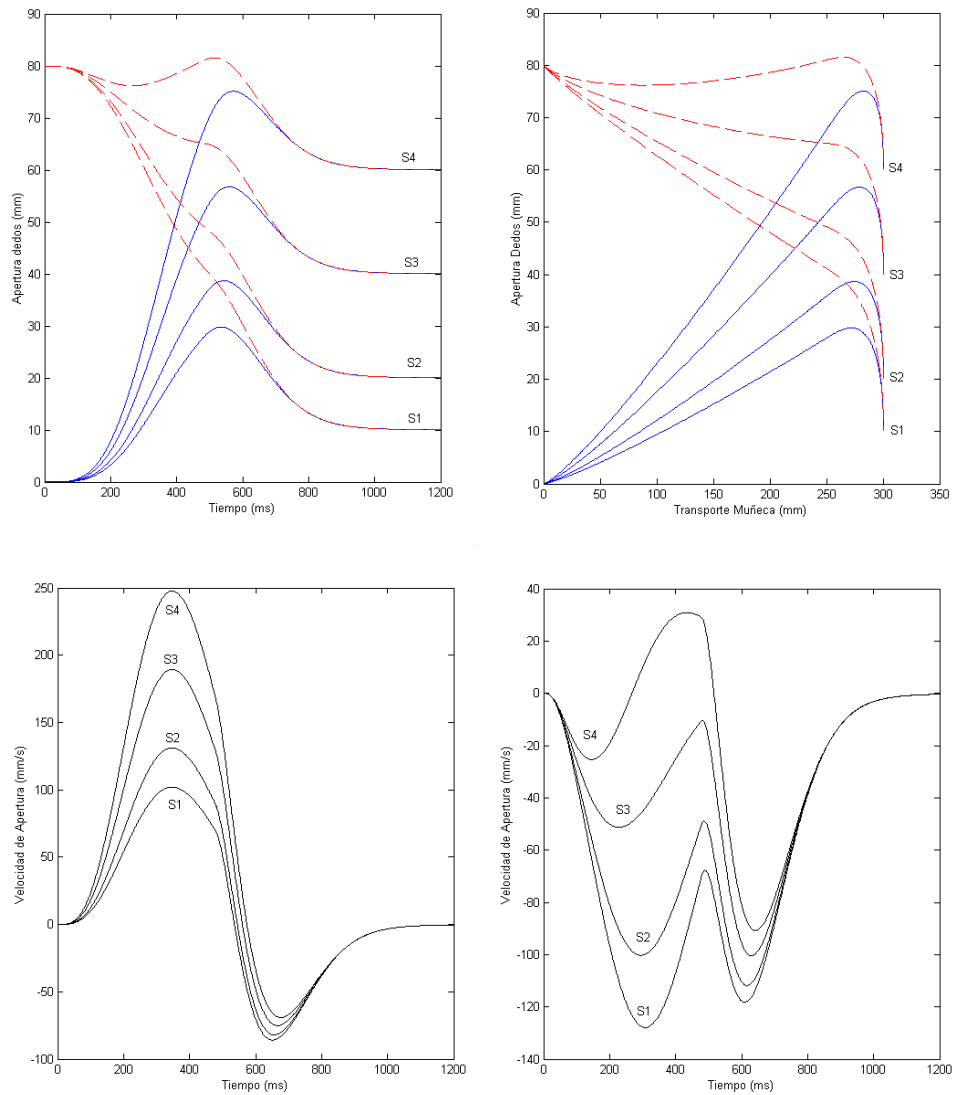


Figura 2.21. Simulación del agarre de cuatro objetos distintos con el modelo propuesto en este Capítulo. Arriba se muestra la apertura manual a lo largo del movimiento (izquierda) así como la relación espacial entre dicha apertura y el desplazamiento de la muñeca (derecha) en experiencias con condiciones iniciales de apertura (línea azul continua) y en condiciones de apertura inicial de la pinza (línea roja discontinua). Abajo se muestran las velocidades de apertura de la pinza en las experiencias con la mano inicialmente cerrada (izquierda) o con la mano inicialmente abierta (derecha).

Capítulo 3

El Movimiento de Agarre en la Enfermedad de Parkinson. Modelos Computacionales.

1. Introducción

En este Capítulo de la Tesis se estudia la fenomenología del movimiento de agarre que se presenta en situaciones de déficit motor provocadas por la Enfermedad de Parkinson (EP). La idea es utilizar esta fenomenología como un marco de referencia que nos permita validar las hipótesis que sustentan los modelos sobre el movimiento de agarre que se han desarrollado, y en caso de ser necesario, inspire el desarrollo de modelos mas completos y capaces de dar explicación a los datos que se obtienen tanto en situaciones de normalidad como en situaciones de déficit motor parkinsoniano. En esta fase de la Tesis, se hace uso de las técnicas de la neurociencia computacional para desarrollar modelos que dan cuenta de los patrones cinemáticos que aparecen cuando el movimiento de agarre es llevado a cabo por pacientes con EP. Empleando la metodología del Modelado Neuronal Dinámico expuesta la Introducción, se desarrollan unos modelos que constituyen, desde el punto de vista de esta investigación, una representación neuronal biológicamente plausible para los patrones espacio-temporales de movimiento asociados a las distintas componentes del movimiento de agarre.

2. Movimiento de agarre y Enfermedad de Parkinson. Análisis experimental del sistema biológico.

El número de déficits cognitivos y motores que han sido descritos en pacientes con la EP es grande. Entre los síntomas motores clásicos se encuentran la bradicinesia, el temblor, la rigidez y la pérdida de reflejos posturales. Sin embargo, un escrutinio más profundo de las manifestaciones fisiológicas y de comportamiento que se dan en la enfermedad, ha conducido a la caracterización de una serie de déficits de una naturaleza más fundamental, tales como los problemas en la coordinación, secuenciación y planificación de programas motores complejos (Benecke y col, 1987; Harrington y Halland, 1991; Weiss y col, 1997). Isenberg y Conrad (1994) encontraron que los pacientes con EP mostraban dificultades en la sincronización de segmentos de trayectoria cuando llevaban a cabo movimientos con diferente velocidad, hacia objetivos a distintas distancias en el espacio de trabajo, concluyendo que dichos pacientes presentan déficits en la especificación de parámetros de movimiento que son dependientes con el tiempo. Benecke y col (1987) en un estudio clásico, mostraron que los pacientes con EP exhiben deficiencias en la secuenciación de movimientos complejos compuestos de distintas partes, mientras que esas deficiencias no se hacen presentes cuando el movimiento ejecutado es lo suficientemente simple. Lo que se ha hecho progresivamente evidente a través de estos y otros estudios, es que la ejecución de movimientos complejos está especialmente afectada en la EP, y que la especificación temporal y la coordinación de las componentes del movimiento en acciones complejas se encuentran seriamente dañadas (Agostino y col, 1998; Alberts y col, 2000; Gentilucci y Negrotti, 1999).

En el estudio de la EP, el uso de un movimiento natural tan bien estudiado y perfectamente caracterizado como el movimiento de agarre presenta la innegable ventaja de que no es necesario desarrollar la habilidad necesaria antes de ejecutarlo, capacidad que se encuentra seriamente dañada en la EP (Graybiel, 1995). Las componentes del movimiento de agarre están perfectamente definidas como la componente de transporte o de alcance y la componente de agarre o manipulación (Jeannerod, 1984). Parte de la complejidad de ésta acción consiste en que la determinación de la postura final de agarre de los dedos se determina a partir de propiedades intrínsecas de los objetos tales como la forma o el tamaño, como ya se ha visto en el Capítulo 1. Así pues, para que un sujeto sea capaz de agarrar determinado objeto, no solo es necesario transformar la localización espacial de dicho objeto en un patrón de actividad muscular que permita las rotaciones de hombro y codo necesarias para acercar el brazo hacia la posición del objeto, además, tiene que transformar las

propiedades visuales del objeto tales como forma, tamaño y orientación en un patrón apropiado de movimiento de dedos y muñeca que permita el agarre del objeto.

El movimiento de agarre que involucra al dedo índice y al pulgar con pacientes de EP ha sido objeto de estudio reciente (Bonfiglioli y col, 1998; Castiello, 1999; Castiello y Bennett, 1997; Castiello y col, 2000; Castiello y col, 1994; Jackson y col, 1995). Castiello y col (1993), encontraron que los pacientes con EP presentan un retraso en el instante de inicio de la componente de agarre con respecto al instante de inicio de la fase de transporte, retraso que además varía con el tamaño del objeto. Más recientemente, Castiello (1999) ha examinado la modulación que sufre un movimiento de agarre efectuado por pacientes con EP cuando dicho movimiento sufre una perturbación tanto en la localización espacial del objeto como en el tamaño de dicho objeto. Los resultados indicaron que los pacientes con EP, además de resultar significativamente más lentos en la ejecución del movimiento con respecto a los sujetos normales de control, tanto en la fase de transporte como en la fase de agarre (bradicinesia), también mostraron deficiencias en la modulación espacial de ciertos parámetros asociados a la componente de agarre, como por ejemplo, la MGA, que se encontraba significativamente reducida en el grupo de pacientes con EP. Finalmente, los elementos del movimiento ejecutados de forma paralela por parte de los sujetos de control, eran ejecutados de manera secuencial por parte de los pacientes con EP. De la misma manera, Alberts y col (2000) encontraron deficiencias en la coordinación del transporte con el agarre en pacientes con EP.

En un trabajo reciente de Schettino y col (2003), se estudia el nivel de deficiencia que poseen enfermos de EP en la ejecución de la compleja, aunque natural, tarea de configurar la mano durante el agarre de objetos de distintas formas y tamaños. Como se ha comentado anteriormente, la especificación de la dirección del movimiento posee un periodo de establecimiento muy diferente al de la especificación de la configuración de la mano. Por otro lado, el acto de agarrar objetos de distintas formas y tamaños implica una coordinación más compleja de las articulaciones de brazo y dedos que la correspondiente al agarre de objetos de distinto tamaño, acción en la que la apertura de la pinza de agarre es el único parámetro a modular a lo largo del movimiento. Schettino y col (2003), partieron de la hipótesis de que pacientes de EP, con problemas de coordinación en la ejecución de programas motores en paralelo durante acciones complejas, mostrarían dificultad o imposibilidad a la hora de configurar la postura de agarre mientras ejecutaran la fase de alcance o transporte hacia el objeto. Los resultados de Schettino y col (2003), demostraron que más que una inhabilidad total para configurar una postura final de agarre correcta, los pacientes con EP exhiben un retraso en este proceso. Así pues, contrastando con su capacidad totalmente normal a la hora

de seleccionar y ejecutar el movimiento de transporte¹, los pacientes con EP muestran una capacidad anormal y deficiente a la hora de modular la postura de la mano durante el movimiento de agarre, iniciándose este proceso con un retraso significativo respecto al inicio en la ejecución de la componente de transporte del movimiento.

3. Ganglios Basales. Estudio de la Neurobiología del Sistema.

3.1 Anatomía y Funcionalidad básica de los circuitos neuronales de los Ganglios Basales

La Enfermedad de Parkinson (EP) es una enfermedad neurodegenerativa asociada a la muerte de las células dopaminérgicas de la Substancia Negra *pars compacta* (SN_{pc}). La desaparición de éstas células provoca un descenso en los niveles del neurotransmisor dopamina (DA) en los circuitos neuronales de los ganglios basales. Los ganglios basales son un conjunto de núcleos subcorticales relacionados principalmente con el control del movimiento. La información de entrada a estos núcleos proviene casi exclusivamente del córtex cerebral y, una vez ha sido procesada por la circuitería neuronal de los ganglios basales, la información resultante se envía de vuelta al córtex a través del tálamo. El procesamiento y flujo de esta información se lleva a cabo a través de lo que ha venido en denominarse, una serie de bucles *cortico-basales*. Estos bucles son circuitos neuronales paralelos que se encuentran segregados unos de otros tanto anatómicamente como funcionalmente (Alexander y Crutcher, 1990, Alexander, Crutcher y DeLong, 1990). Se supone que cada uno de estos bucles cortico-basales está asociado a un aspecto determinado del comportamiento cognitivo y motriz. La estructura en paralelo de estos circuitos, los hace especialmente adecuados para la implementación de movimientos complejos que requieren de la ejecución de programas motores paralelos y/o secuenciales. La Figura 3.1 muestra la estructura de uno de estos bucles cortico-basales.

El estriado (formado por el núcleo caudado y el putamen²) es la estructura que recibe la información de entrada proveniente del córtex. El estriado no es homogéneo en su composición. Su estructura principal se denomina 'matriz' y es la que recibe las entradas sensoriales y motoras de las correspondientes áreas corticales. Se ha demostrado que la inervación de la matriz por parte del córtex senso-motriz se lleva a

¹ Salvo una evidente ralentización del movimiento, los pacientes con EP muestran intacta su capacidad para seleccionar la dirección del movimiento y ejecutan éste con un perfil de velocidad acampanado típico de los movimientos punto a punto.

² El putamen es la parte del estriado directamente relacionada con el control motor. El núcleo caudado se encuentra más relacionado con aspectos cognitivos y de comportamiento. Así pues, cuando a partir de este momento nos refiramos al estriado, nos estaremos refiriendo implícitamente al putamen.

cabo de una manera parcheada (Gerfen, 1992, Aosaki, 1995). Estas distribuciones parcheadas en la conexión entre el córtex y el estriado se denominan ‘matriosomas’. Además, la matriz se encuentra salpicada por otra serie de ‘parches’ llamados ‘estriosomas’. Los estriosomas son estructuras que reciben información del sistema límbico (sistema asociado a la generación de información relativa al éxito o fracaso de las acciones motrices o cognitivas que son llevadas a cabo por el sujeto) y su actividad se encuentra modulada por el neurotransmisor dopamina proveniente de la SN_{pc} (Figura 3.2).

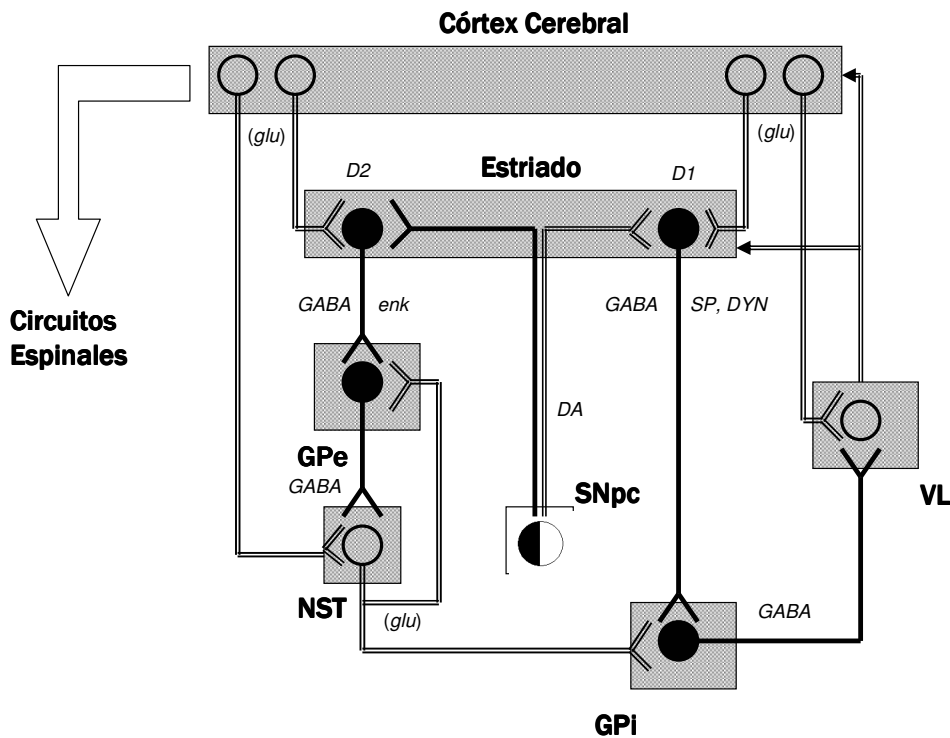


Figura 3.1. Estructura de uno de los múltiples bucles paralelos córtex-ganglios basales – tálamo – córtex. Ver descripción en texto.

La mayoría de neuronas estriatales se encuentran presentes en la matriz y son neuronas medianas, espinosas, GABAérgicas³ y de proyección. Estas neuronas reciben proyecciones glutamaérgicas (excitatorias) provenientes de áreas corticales sensoriales, motoras y premotoras. Existen dos poblaciones bien diferenciadas de este tipo de neuronas en el estriado. Cierta número de neuronas estriatales proyectan sobre neuronas del globo pálido interno (GPI) mientras que otras neuronas proyectan sobre el

³ Emplean el neurotransmisor ácido γ -aminobutírico GABA cuya acción es inhibitoria. Eso quiere decir que las neuronas que reciben proyecciones de estas neuronas estriatales, son fuertemente inhibidas siempre y cuando las neuronas de proyección estriatales se encuentren activas en ese momento.

globo pálido externo (GPe)⁴, pero nunca una misma neurona estriatal proyecta sobre los dos núcleos mencionados al mismo tiempo. Estas dos poblaciones de neuronas estriatales también se encuentran diferenciadas desde el punto de vista del subtipo de receptor dopaminérgico y del neuropéptido que contienen. Las neuronas estriatales que proyectan sobre el GPi contienen el receptor DA D1 y Substancia P (SP) y Dinorfina (DYN) como neuropéptidos, mientras que las neuronas estriatales que proyectan sobre el GPe expresan Encefalina (ENK) y el subtipo de receptor DA D2 (Gerfen y col, 1991,1992, Fink, 1993). La regulación de los niveles de neuropéptidos estriatales y la expresión de los distintos subtipos de receptores de dopamina son modulados de una manera diferenciada por parte de las entradas dopaminérgicas provenientes de las neuronas de la SN_{pc}.

Existen dos rutas principales para el flujo y procesamiento de la información dentro de uno de estos bucles cortico-basales-talámicos. La denominada '*vía directa*', que proyecta desde el putamen hacia el GPi a través de una proyección GABAérgica, y desde el GPi hacia el tálamo de nuevo a través de una proyección GABA, y la denominada '*vía indirecta*' que proyecta desde el putamen hacia el GPe a través de una proyección GABA, desde ahí al núcleo subtalámico (NST) mediante otra proyección GABA y desde el NST hacia el GPi a través de una proyección glutamaérgica excitatoria (Figura 3.1). Estas dos '*vías*' ejercen efectos contrapuestos sobre las neuronas situadas en la etapa de salida de los ganglios basales (GPi), que debido a su elevada tasa de disparo espontáneo, ejercen una acción inhibitoria tónica y mediada por neurotransmisor GABA sobre las neuronas del tálamo. La activación de la vía directa a través de las neuronas de proyección estriatales GABA/SP/DYN implica la inhibición del GPi y por consiguiente la desinhibición de la etapa talámica del circuito. La activación de la vía indirecta a través de las neuronas de proyección estriatales GABA/ENK reduce la fuerte actividad tónica del GPe, reduciendo la acción inhibitoria que el GPe ejerce sobre el NST. En otras palabras, la activación de la vía indirecta desinhibe el NST. Esta desinhibición del NST provoca que la entrada neta excitatoria que éste núcleo induce en el GPi se vea incrementada, produciendo así, un efecto de aumento en la actividad del GPi, o lo que es lo mismo, un aumento en la inhibición de la etapa talámica del circuito.

Durante la ejecución de actos motores concretos, las neuronas del GPi muestran descensos e incrementos fásicos en su elevada tasa de disparo espontáneo. Existe una evidencia enorme y contrastada de que estos descensos fásicos en la actividad de neuronas del GPi juegan un papel crucial en el control motor, desinhibiendo el tálamo ventrolateral (VL) y de esa manera facilitando y dando paso a información subcortical

⁴ El GPi y GPe son dos de los núcleos subcorticales que junto al estriado y núcleo subtalámico (NST) forman los ganglios basales.

que resulta determinante a la hora de especificar ciertos parámetros del movimiento. Los incrementos fásicos en la actividad del GPi tendrían el efecto contrapuesto (Alexander y Crutcher, 1990). Estos dos efectos contrapuestos equivalen a la existencia de una *'puerta pálido-talámica'* asociada cada uno de los bucles córtico – basales. Esta puerta pálido-talámica puede abrirse (mediante el efecto de la vía directa) o cerrarse (a través del efecto de la vía indirecta) permitiendo o no, el paso de información subcortical que module adecuadamente la actividad neuronal en las áreas corticales asociadas a la planificación y ejecución del movimiento. Según esta hipótesis, los ganglios basales actúan abriendo *'puertas'* hacia rutas tálamo-corticales normalmente cerradas, por medio de interrupciones fásicas de su acción inhibitoria normal sobre los núcleos talámicos. También se ha establecido que la actividad de los ganglios basales en relación a la evolución del movimiento ocurre demasiado tarde para que éstos ocupen un papel determinante en la planificación de éste. Por el contrario, la actividad en los ganglios basales se desarrolla aproximadamente en los mismos instantes en los que se detecta actividad muscular y continúa hasta la finalización del movimiento. Debido a esto, se ha propuesto que la actividad del GPi (etapa de salida de los ganglios basales) tiene una función predominantemente moduladora sobre ciertos aspectos del movimiento (Contreras Vidal y Stelmach, 1995, Contreras Vidal, 1999).

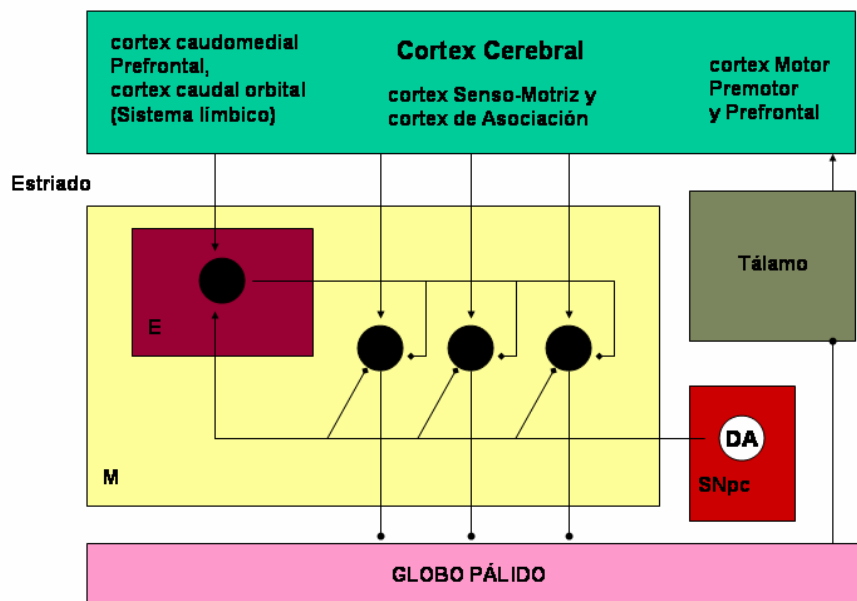


Figura 3.2. Compartimentación del estriado en *'matriz'* (M) y *'estriosomas'* (E). Las neuronas de proyección GABA se encuentran en la matriz y reciben entradas de neuronas corticales pertenecientes a distintas áreas, así como modulación dopaminérgica directa y modulación proveniente de los estriosomas.

La diferenciación anatómica entre las vías directa e indirecta se ve acrecentada por su diferenciación neuroquímica (Graybiel, 1990). Como se ha comentado anteriormente, el neurotransmisor ácido γ -aminobutírico (GABA) coexiste con los neuropéptidos Substancia P (SP) y Dinorfina (DYN) en la vía directa, mientras que el GABA coexiste con la Encefalina (ENK) en la vía indirecta (Gerfen y col, 1991, 1992). Además las neuronas estriatales que proyectan hacia la vía directa expresan el receptor dopaminérgico D1 mientras que las que proyectan hacia la vía indirecta expresan el receptor de dopamina D2 (Fink, 1993). Así pues, la modulación neuroquímica de la actividad neuronal en las vías directa e indirecta que lleva a cabo la dopamina (Gerfen y col, 1991, Nisembaum y col, 1994) genera un nivel adicional de procesamiento oponente dentro de los circuitos de los ganglios de la base. Es bien sabido que la modulación de los neuropéptidos estriatales por parte de la dopamina provoca efectos opuestos en la magnitud y temporización de la expresión de dichos neuropéptidos (Gerfen y col, 1991, Nisembaum y col, 1994, Contreras Vidal, 1998). Además, se sabe que la deflexión en los niveles de dopamina estriatal típica de la EP, provoca que los receptores D1 y el neuropéptido SP de la vía directa se vean decrementados en su expresión, mientras que el receptor D2 y la ENK se ven aumentados en su expresión. En otras palabras, la dopamina actúa de manera que facilita la activación de la vía directa y contiene (que no anula) la activación de la vía indirecta. De esta manera, un descenso en los niveles de dopamina estriatal (EP) provoca dificultades en la capacidad para desinhibir fásicamente el tálamo y facilita su inhibición a través de la vía indirecta. Este aumento en la inhibición de las rutas tálamo-corticales moduladas por los ganglios basales puede considerarse el origen de síntomas típicos de la EP tales como la bradicinesia o acinesia (ver Figura 3.3).

3.2 Aspectos anatómicos del procesado de la información por los ganglios basales en el estado normal y en el estado parkinsoniano.

Aunque el papel que juegan los ganglios de la base en la patogénesis de varios desórdenes del movimiento tales como la Enfermedad de Parkinson (EP) o la enfermedad de Huntington (EH), es crucial y bien conocido desde hace varios años, los mecanismos básicos del procesamiento de la información por parte de los ganglios basales en estados normales y de déficit motor, es un tema que se encuentra sometido aún hoy en día, a un fuerte debate.

El tipo de procesamiento de la información que puede llevar a cabo un sistema neuronal está sometido a la arquitectura anatómica subyacente (Bergman y col, 1998). Las redes neuronales de los ganglios basales poseen una arquitectura de red multicapa con conexiones hacia delante. La mayoría de neuronas en los núcleos subcorticales que conforman los ganglios basales son neuronas de proyección, mientras que las

interneuronas comprenden una pequeña fracción de la población total de neuronas en dichos núcleos.

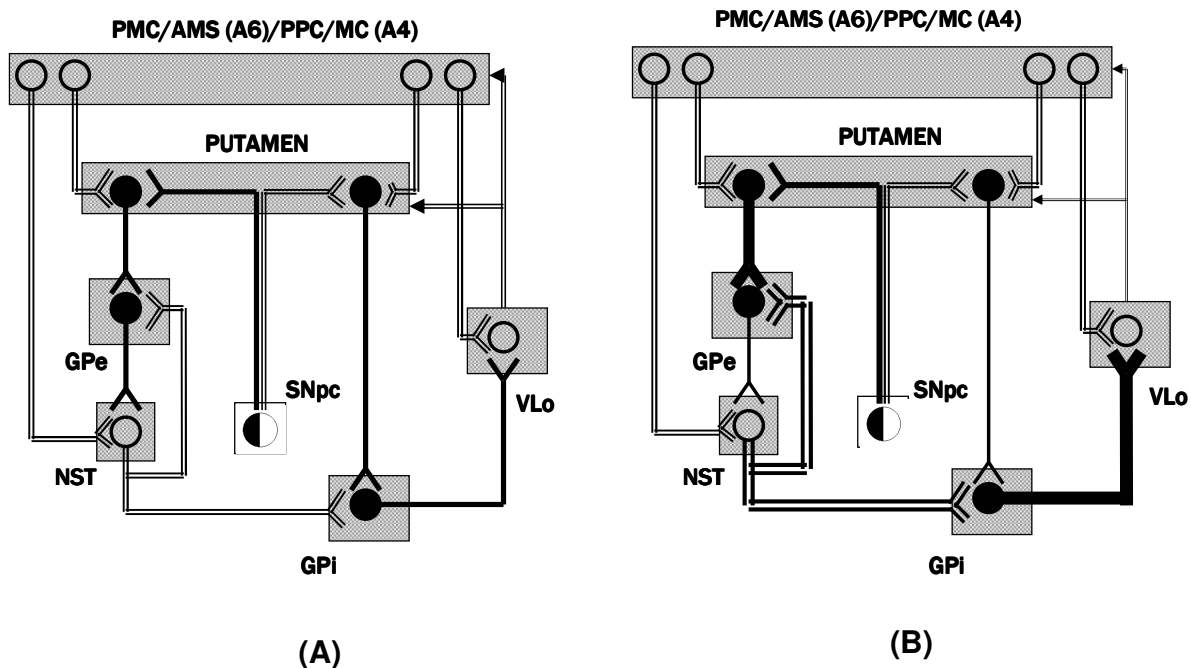


Figura 3.3. Modelo clásico de EP. Las neuronas de proyección del putamen reciben entradas del córtex motor (MC/A4), del córtex parietal posterior (PPC), del área motora suplementaria (AMS/A6) y otras zonas del córtex premotor (PMC). La modulación correcta de las vías directa e indirecta conduce a desinhibiciones fásicas del núcleo ventrolateral del tálamo (VLo) que facilitan la ejecución de los movimientos programados en el córtex motor (A). Las deflexiones de dopamina estriatal típicas de la EP, inducen una mayor inhibición talámica debido a una disminución en la actividad de la vía directa, favoreciendo la aparición de síntomas parkinsonianos típicos tales como la bradicinesia.

La manera en que los ganglios de la base y en concreto el estriado, procesa la enorme cantidad de información proveniente de todo el córtex senso-motriz y construye rutinas de comportamiento motor tales como el esquema motriz relacionado con el movimiento de agarre, es un tema que como ya se ha comentado, permanece sujeto a debate. Algo que parece claro es que los actores principales en este tipo de función motora son las neuronas medianas espinosas de proyección en el estriado. El hecho corroborado (Jaeger, Kita y Wilson 1994; Bergman y col, 1998) de que las neuronas de proyección estriatales no establecen entre ellas ningún tipo de conexión lateral inhibitoria o si lo hacen, estas conexiones son funcionalmente muy débiles, hace que actualmente se acepte el hecho de que el procesamiento de la información en los ganglios basales se lleve a cabo en circuitos paralelos, segregados funcional y anatómicamente. El grado de segregación entre estos circuitos en condiciones normales y en estados parkinsonianos ha sido estudiado recientemente en Bergman y col (1998),

Bar-Gad y Bergman (2001) y Morris y col (2003). Los resultados de éstas investigaciones sugieren que el funcionamiento normal de los ganglios basales está caracterizado por la actividad totalmente independiente de cada uno de sus circuitos funcionales y paralelos. Es decir, en el estado normal, los ganglios basales operan como un conjunto de redes neuronales paralelas. Además, se postula que la reorganización dinámica de la actividad de estas redes paralelas representa parte del substrato del aprendizaje motor innato. Tras el desarrollo de los síntomas parkinsonianos, las redes neuronales de los ganglios basales pierden su capacidad para mantener sin correlación alguna la actividad de las neuronas en los distintos subcircuitos paralelos. Las conexiones cruzadas entre dichos subcircuitos, inhibidas en la condición normal, se hacen funcionalmente más activas en la condición parkinsoniana. Los autores concluyen que la dopamina es un factor que modula y controla las conexiones funcionales cruzadas entre distintos módulos cortico-estriatales, facilitando la acción independiente de los módulos pálido-estriatales en el estado normal (Figura 3.4).

En esta Tesis Doctoral, a través de modelos desarrollados mediante técnicas de la neurociencia computacional, se ha explorado la posibilidad de que las redes de interneuronas colinérgicas⁵ estriatales, bajo la acción y control del sistema dopaminérgico, puedan contribuir significativamente a la organización de del procesamiento neuronal en el estriado en los estados normales y parkinsonianos. El desarrollo de estos modelos y su integración en modelos previos relativos al control y ejecución del movimiento de agarre, ofrece una ventana para el estudio teórico de las estructuras de control cerebral involucradas en el control motor del movimiento agarre.

3.3 Redes estriatales de interneuronas colinérgicas

Como se ha visto en el apartado anterior, cuando el sistema dopaminérgico está intacto, la estructura entrada-salida del estriado senso-motriz atiende a un diseño modular que mapea las entradas corticales en una serie de módulos distribuidos de neuronas de proyección estriatales. Aosaki (1995) ha encontrado evidencias que sugieren que bajo la acción y el control del sistema dopaminérgico, ciertas redes de interneuronas estriatales muy espaciadas y ampliamente distribuidas a lo largo del estriado, participan en la organización de la actividad de las redes neuronales modulares que conforman los ganglios basales.

⁵ Las interneuronas colinérgicas son neuronas que modulan la actividad de otras neuronas (normalmente neuronas de proyección) mediante la acción del neurotransmisor acetilcolina (ACh).

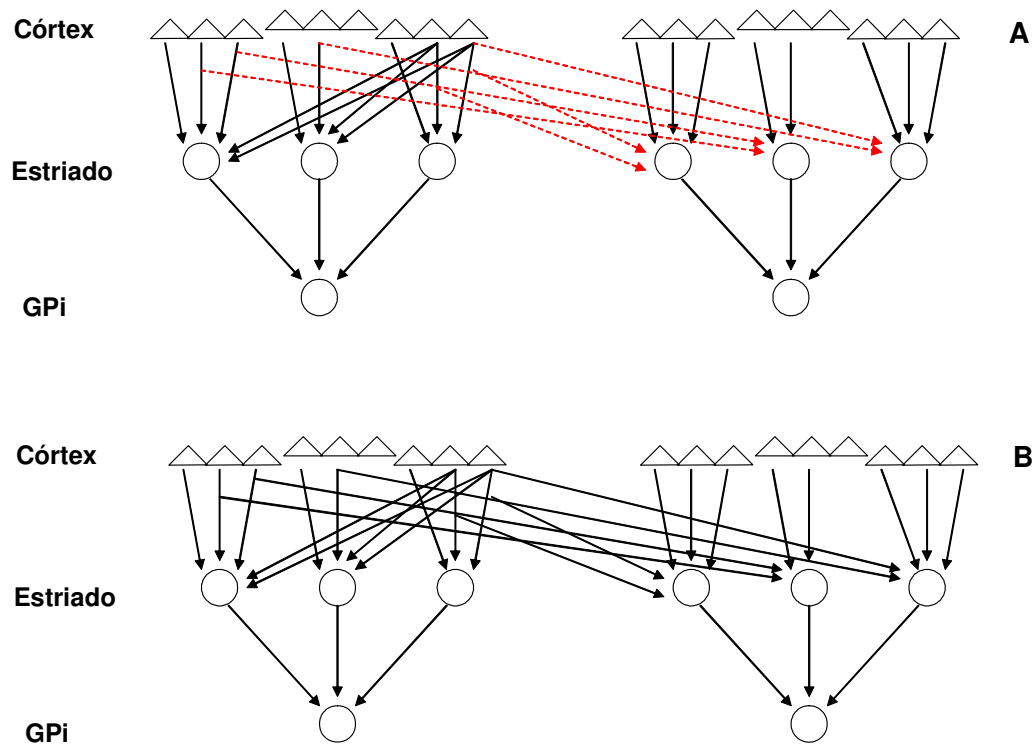


Figura 3.4. Modulación dopaminérgica de la conectividad funcional en los ganglios basales. Según la hipótesis de Bergman y col (1998), una función básica de la dopamina sería la regulación del nivel de acoplamiento entre los distintos subcircuitos que forman los ganglios basales. En el estado normal (A), la acción dopaminérgica reduce la eficacia de las conexiones cruzadas que acoplan la actividad de las neuronas pertenecientes a distintos subcircuitos segregados en los ganglios basales. Las líneas punteadas rojas representan estas conexiones entre subcircuitos con su eficacia reducida. Tras una deflexión en los niveles de dopamina estriatal, aumenta la correlación entre la actividad de las neuronas de los distintos canales debido a la incapacidad del sistema dopaminérgico para mantener la segregación funcional entre subcircuitos.

Desde el punto de vista electrofisiológico, el estriado de los primates está compuesto de dos tipos de neuronas. Las neuronas de Tipo I o neuronas tónicamente activas (TANs) y neuronas de Tipo II. Las neuronas de Tipo II son neuronas que únicamente disparan de manera fásica cuando se está llevando a cabo cierto movimiento, por lo que es fácil relacionarlas con las neuronas medianas espinosas de proyección estriatales. Por el contrario, las TANs únicamente disparan de manera tónica y se las asocia a algún tipo de interneuronas estriatales. Los resultados de las investigaciones de Graybiel y col (1994) y Aosaki (1995), relacionan a las TANs con interneuronas estriatales colinérgicas. Estos mismos autores han demostrado que la actividad de estas interneuronas está fuertemente modulada por entradas provenientes del sistema dopaminérgico. Atendiendo a su distribución espacial en el interior del estriado, las TANs poseen una tendencia muy pronunciada a encontrarse en los bordes

de separación entre compartimentos de la matriz y los estriosomas. Estos resultados sugieren que la distribución espacial de las TANs, aunque muy espaciada, no es aleatoria y se encuentra íntimamente relacionada con la organización modular del estriado. El hecho de que las TANs posean una distribución espacial tan característica, unido al hecho de que tras una etapa o proceso de condicionamiento, la respuesta de estas neuronas se encuentre altamente coordinada en el tiempo (Graybiel y col, 1994, Graybiel y Kimura, 1995), sugiere la posibilidad de que redes neuronales de TANs distribuidas a lo largo y ancho del estriado, podrían facilitar la actividad coordinada de las neuronas de proyección estriatales y por ende, la actividad de los distintos módulos o canales neuronales segregados en los ganglios basales. Esta organización permitiría la construcción de bloques coordinados de comportamiento motor tales como el patrón motriz observado en el movimiento de agarre.

La distribución espacial característica de las TANs es altamente compatible con el hecho de que sean interneuronas colinérgicas. Al contrario de las TANs, las neuronas de proyección estriatales solamente disparan fásicamente durante la ejecución del movimiento. En el instante en el que estas neuronas superan su umbral de disparo, su actividad pasa de un estado 'silencioso' a un estado 'activo'. Está claro que el disparo de las neuronas de proyección estriatal es el que contribuye en mayor medida a la transferencia inmediata de la información cortical hacia las etapas de salida en el globo pálido interno. La acción colinérgica ejercida por las TANs sobre las neuronas de proyección estriatal, está relacionada con un control modulador sobre el valor de los umbrales de disparo de las neuronas de proyección, umbrales que resultan ser de gran importancia a la hora de determinar cómo y cuando se produce el disparo en la actividad de estas neuronas normalmente silenciosas. Además, la acetilcolina liberada por las interneuronas colinérgicas, (presumiblemente las TANs) tiende a estabilizar la actividad o estado de disparo de las neuronas de proyección estriatal a través de la modulación muscarínica de corrientes *A* (Aosaki, 1995). En otras palabras, las neuronas de proyección estriatales modifican su estado de disparo hacia el estado 'activo' o hacia su estado 'silencioso' ayudadas por la modulación colinérgica que sobre ellas ejercen las interneuronas estriatales TANs.

Estos resultados sugieren que las TANs en el estriado de los primates, localizadas en los bordes entre la matriz y los estriosomas, ejercen la función de organizar la actividad estriatal permitiendo la actividad de ciertos módulos de neuronas de proyección e inhabilitando la actividad de otros módulos, dependiendo del movimiento a ejecutar o del comportamiento motor que se pretende llevar a cabo (Figura 3.5). Esta función de las TANs se lleva a cabo bajo una fuerte influencia del sistema dopaminérgico estriatal. La predicción de estos análisis es que, cuando se produce una deflexión en la dopamina estriatal (EP), se produce una disrupción en la capacidad de

las redes de interneuronas estriatales para organizar una actividad neuronal coordinada entre los distintos circuitos modulares de los ganglios basales. Esta disrupción repercute en la capacidad para ejecutar y coordinar movimientos complejos que requieren de la implementación en serie o en paralelo de diversos segmentos motores.

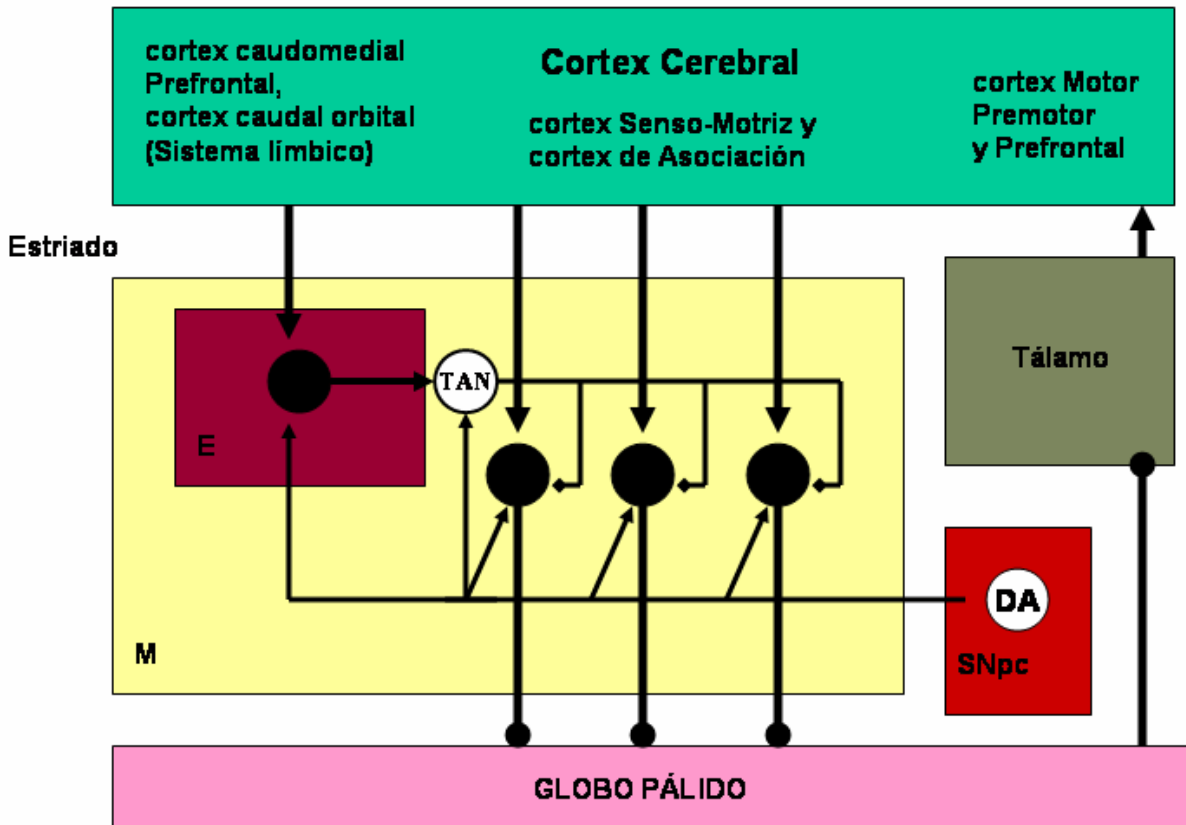


Figura 3.5. Modelo de localización y funcionalidad de las células TANs sobre la actividad del estriado.

Una de las hipótesis desarrolladas en esta investigación doctoral consiste en que esta pérdida en la capacidad para organizar una actividad estriatal coordinada por parte de las redes interneuronales estriatales, puede estar relacionada con los hechos expuestos en la sección 3.2. Es decir, ante una deflexión dopaminérgica en el estriado (EP), los circuitos neuronales modulares en los ganglios basales pierden su capacidad para mantener sin correlación alguna la actividad de las neuronas en los distintos subcircuitos paralelos. Las conexiones cruzadas entre dichos subcircuitos, inhibidas en la condición normal, se hacen funcionalmente más activas en la condición parkinsoniana. La dopamina es el factor principal que modula y controla las conexiones funcionales cruzadas entre los distintos módulos cortico-estriatales. La hipótesis

empleada en esta investigación sugiere que esta capacidad para mantener segregada la actividad funcional entre los distintos circuitos modulares paralelos de los ganglios basales, está implementada neuronalmente a través de las redes de interneuronas colinérgicas estriatales descritas en el apartado 3.3. Bajo la influencia de un sistema dopaminérgico intacto, estas redes interneuronales son capaces de establecer una actividad coordinada aunque funcionalmente segregada entre los distintos circuitos modulares. Cuando el sistema dopaminérgico se ve afectado, como ocurre en la EP, las interacciones interneuronales en el estriado se ven alteradas. Esta alteración en la dinámica de la red interneuronal estriatal facilita la manifestación de influencias cruzadas, inhibidas en el estado normal, que ahora resultan ser funcionalmente importantes. Como resultado de este proceso, el procesamiento de la información en los distintos submódulos de los ganglios basales deja de ser un proceso segregado para convertirse en un proceso 'acoplado'.

Los modelos computacionales que se han desarrollado y que serán expuestos en secciones posteriores, tratan de analizar la viabilidad de ésta hipótesis. Para ello, se construyen modelos matemáticos dinámicos que implementen las características computacionales del procesamiento de la información en los ganglios basales descritas en apartados anteriores y, explícitamente, la hipótesis teórica desarrollada en el párrafo anterior. Posteriormente, estos modelos se insertan en el seno de un modelo neuronal para la coordinación del movimiento de agarre. Las simulaciones del modelo resultante, en el estado normal y en una emulación computacional del estado parkinsoniano, se comparan con los resultados de experiencias psicofísicas realizadas con humanos o primates. Esta comparación nos permite establecer la posible validez o rango de validez de nuestras hipótesis de partida. El desarrollo de este tipo de análisis, pretende ofrecer una ventana para el estudio teórico de las estructuras de control cerebral involucradas en el control motor del movimiento agarre.

4. Modelo computacional dinámico de los circuitos de los ganglios basales.

En este apartado se describe un modelo matemático que describe la dinámica de funcionamiento de los circuitos de los ganglios basales en condiciones normales y en condiciones parkinsonianas. El modelo está basado en la anatomía, fisiología y neuroquímica conocidas de los ganglios basales. El modelo matemático dinámico que se presenta en este apartado, está inspirado en el modelo que recientemente ha sido presentado por Contreras Vidal y Stelmach (1995), Contreras Vidal y col, 1998, Contreras Vidal (1999). En estos trabajos, los autores proponen un modelo en el que los circuitos de los ganglios basales actúan como generadores de señales GO para la modulación del movimiento (Figura 3.6). En este modelo, el papel de los ganglios basales consiste en generar señales pálido-talámicas de paso-ganancia hacia un modelo teórico (el modelo VITE) que continuamente computa la diferencia entre la representación espacial interna del objetivo y la representación espacial interna de la posición actual del efector del movimiento. La señal de salida pálido-talámica en este modelo de los ganglios basales, modula la tasa de integración entre estas dos representaciones a lo largo del movimiento.

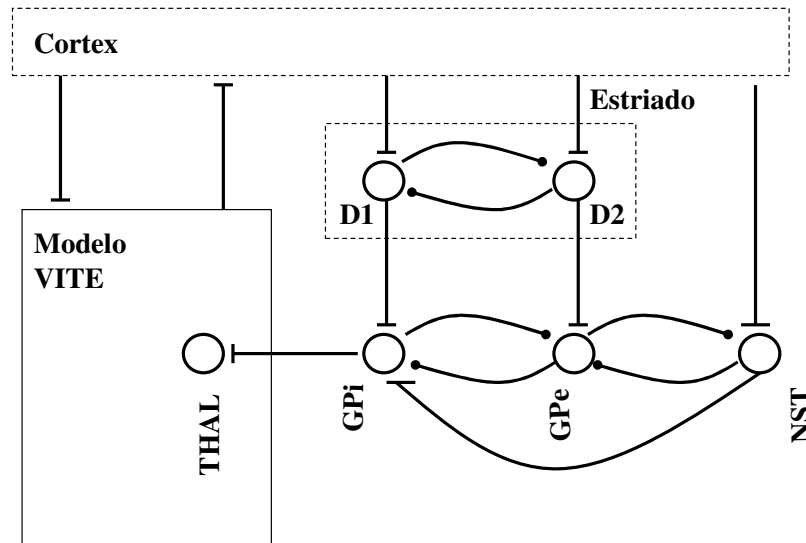


Figura 3.6. Diagrama esquemático indicando la conectividad en el modelo de Contreras Vidal y Stelmach, (1995). La unidad talámica (THAL) juega el papel de compuerta en un modelo VITE que controla el movimiento de un efector determinado. Las líneas que finalizan en un círculo representan conexiones inhibitorias y las que finalizan en una barra representan conexiones excitatorias.

Las condiciones parkinsonianas simuladas con el modelo de Contreras Vidal y Stelmach (1995), inducen una disminución en la actividad estriatal relacionada con la

vía directa y un aumento de la actividad estriatal relacionada con la vía indirecta (Figura 3.7). Bajo estas condiciones, el modelo reproduce varios síntomas parkinsonianos durante la ejecución de movimientos simples. Por ejemplo, a medida que disminuye el nivel de dopamina estriatal, el tiempo de reacción y el tiempo de movimiento aumentan (Contreras Vidal y Stelmach, 1995). En el modelo, con niveles muy bajos de dopamina, las señales ‘compuerta’ pálido-talámicas no poseen ni la magnitud ni el rango dinámico suficiente como para ejercer una modulación correcta del movimiento, llegando incluso a no producirse movimiento alguno. El modelo, propone de esta manera, un mecanismo único para la bradicinesia y para la acinesia.

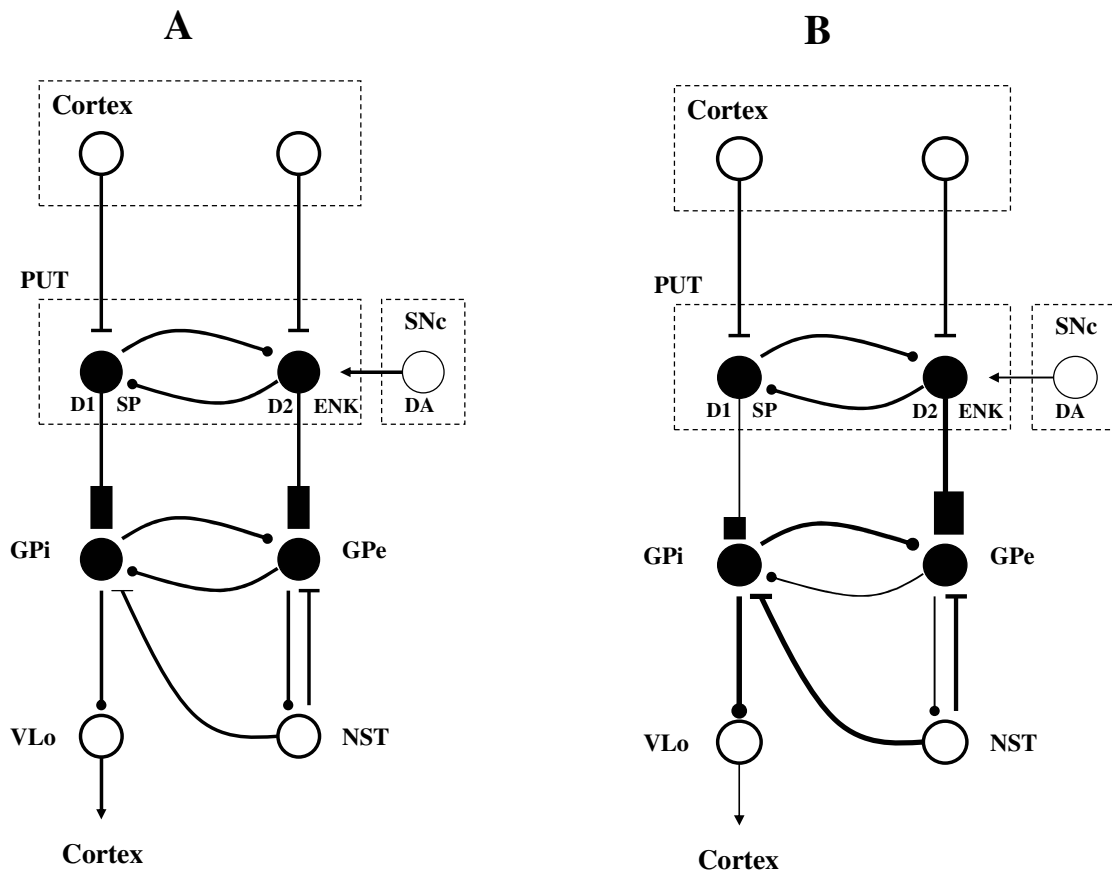


Figura 3.7. Modelo de Contreras Vidal y Telmach (1995) para describir la dinámica en la actividad de los distintas poblaciones de neuronas presentes en uno los bucles cortico - basales. Izquierda: circuito funcionando con niveles adecuados de dopamina estriatal. Derecha: Funcionamiento del circuito cuando se produce una deflexión dopaminérgica estriatal típica de la EP. El grosor de las líneas indica la intensidad de la proyección desde la célula de origen sobre la célula que proyecta.

En esta Tesis, siguiendo la idea original de Contreras Vidal y Stelmach (1995), se ha desarrollado un modelo neuronal dinámico de los circuitos de los ganglios basales que incorpora hallazgos recientes relativos a la neuroanatomía y neurofisiología de

éstos circuitos (Herrero y col, 1996, Vila y col 1997, Levy y col, 1996) además de las hipótesis expuestas a lo largo de la sección 3. La idea es desarrollar un modelo de funcionamiento de los circuitos de los ganglios basales que de cuenta del comportamiento motor observado durante la ejecución de movimientos complejos tales como el movimiento de agarre, en condiciones normales y condiciones parkinsonianas.

En el apartado 4.1 se describe un modelo matemático dinámico que emula la actividad neuronal que se presenta en un subcircuito motor cualquiera de los ganglios basales, cuando éste opera en el estado normal o en el estado parkinsoniano. En la sección 4.2 se describe el modelo para la coordinación de varios de estos subcircuitos modulares mediante una red neuronal de interneuronas estriatales.

4.1 Descripción del modelo neuronal dinámico del funcionamiento de los circuitos de los ganglios basales.

En el modelo desarrollado en esta Tesis, al igual que en el modelo original de Contreras Vidal y Stelmach (1995), las principales relaciones anatómicas, neurofisiológicas y neuroquímicas existentes en los circuitos cortico-basales-talámicos, se modelan mediante sistemas de ecuaciones diferenciales no lineales. En dicho modelo (Figura 3.8), se define el escalar DA que define el nivel de dopamina estriatal disponible. DA toma valores en el rango $[0, 1]$, correspondiendo el valor de 0 a una ausencia total de dopamina estriatal mientras que el valor de 1 se corresponde con un estado normal. Los valores intermedios representan deflexiones dopaminérgicas de diferente severidad.

Los niveles de neuropéptidos estriatales se encuentran modulados por la cantidad de dopamina estriatal. Se ha modelado esta modulación como un efecto a medio – plazo sobre la cantidad de neurotransmisor disponible. En la vía directa,

$$\frac{d(SP)}{dt} = b \cdot (B_{SP}(DA) - SP) - c \cdot (PUT_D) \cdot SP \quad (3.1)$$

y en la vía indirecta,

$$\frac{d(ENK)}{dt} = b \cdot (B_{ENK}(DA) - ENK) - c \cdot (PUT_I) \cdot ENK \quad (3.2)$$

donde SP y ENK son variables que representan la cantidad de neuropéptido disponible en la vía directa (GABA/SP) y en la vía indirecta (GABA/ENK), de un subcircuito motor cualquiera; y las constantes $b = 2.0$ y $c = 8.0$ representan las tasas de acumulación y de deflexión de neurotransmisor respectivamente.

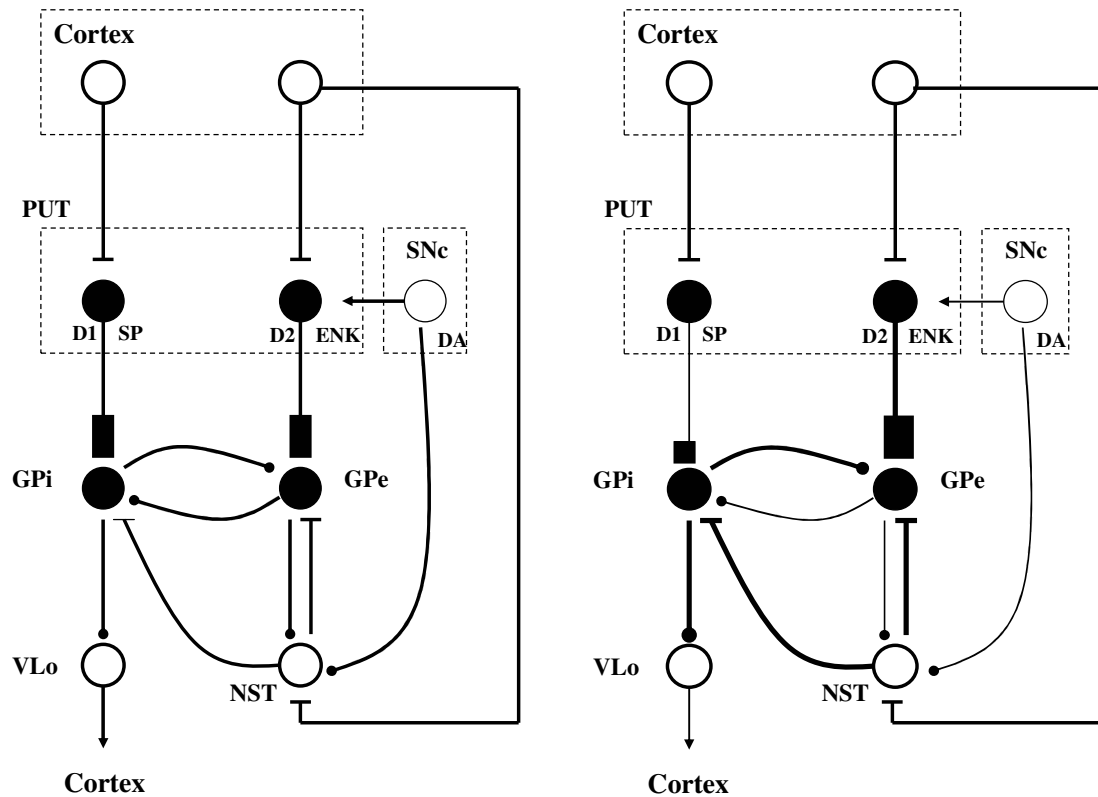


Figura 3.8. Modelo desarrollado en esta Tesis para describir la dinámica en la actividad de los distintas poblaciones de neuronas presentes en uno los bucles cortico - basales. Izquierda: circuito funcionando con niveles adecuados de dopamina estriatal. Derecha: Funcionamiento del circuito cuando se produce una deflexión dopaminérgica estriatal típica de la EP. El grosor de las líneas indica la intensidad de la proyección desde la célula de origen sobre la célula que proyecta. La principal diferencia de éste modelo con el de Contreras Vidal y Stelmach (1995) radica en que no existe inhibición contralateral entre las neuronas de proyección del putamen. Esta y otras diferencias se detallan en el texto.

Las ecuaciones (3.1) y (3.2) establecen que los niveles de neurotransmisor decaen con una velocidad que es proporcional a $c*(PUT_D)*SP$ en la vía directa y a $c*(PUT_I)*ENK$ en la vía indirecta. En otras palabras, los descensos en la cantidad de neurotransmisor disponible se deben a que las vías estriato-palidales (PUT_D, PUT_I) están activas. Por otro lado, los niveles de neuropéptido mensajero RNA (mRNA) en las vías estriato-palidales se acumulan o incrementan con una tasa de $b*(B_{SP}(DA) - SP)$ en la vía directa y de $b*(B_{ENK}(DA) - ENK)$ en la vía indirecta. Los niveles máximos y

mínimos de neurotransmisor vienen dados por $B_{SP/ENK}(DA)$ y cero respectivamente. Los niveles máximos dependen de la cantidad de dopamina estriatal DA (Fink, 1993). En condiciones normales, estos niveles se encuentran nivelados en la vía directa e indirecta ($B_{SP}(DA) = B_{ENK}(DA) = 1$); sin embargo, en la enfermedad de Parkinson, los niveles de neurotransmisor se encuentran desnivelados respecto a sus valores normales. Los niveles máximos de neuropéptido mRNA en el estado parkinsoniano han sido modelados como funciones no – lineales de DA .

$$B_{SP}(DA) = \frac{1}{1 + \exp(-10(DA - 0.5))} \quad (3.3)$$

$$B_{ENK}(DA) = 1 + \exp(-4 \cdot DA) \quad (3.4)$$

La dinámica simulada para los niveles de neuropéptido está cualitativamente de acuerdo con los cambios en los niveles de neuropéptido mRNA en el estriado que siguen a una deflexión dopaminérgica inducida por una inyección unilateral de 6-hidroxidopamina en la sustancia negra de ratas (Nisembaum, 1994). En este sentido, la Figura 3.9 muestra cómo el nivel máximo de encefalina no queda notablemente modificado hasta que no se produce una deflexión dopaminérgica de un 70 %. Mientras, el nivel máximo de sustancia P, varía poco cuando los descensos en la dopamina estriatal son poco significativos (0 – 30%), y descienden rápidamente a partir de porcentajes de deflexión en la dopamina estriatal del 40%. En el modelo, la expresión conjunta de los neuropéptidos descrita por las ecuaciones (3.3) y (3.4), actúa como un mecanismo que permite a la dopamina ejercer efectos diferenciados sobre los depósitos de neurotransmisor disponible en las vías directa e indirecta.

En nuestro modelo, la actividad de las neuronas de proyección estriatales en las vías directa (PUT_D) e indirecta (PUT_I) es la misma, de manera que, la actividad estriatal será denominada a partir de ahora por la variable $S = PUT_D = PUT_I$. La diferencia funcional entre los dos tipos de neuronas viene caracterizada por la acción dopaminérgica diferencial sobre las vías directa e indirecta descrita en el párrafo anterior. Así pues la evolución de la actividad estriatal a lo largo del tiempo viene descrita por,

$$\frac{dS}{dt} = -A_s \cdot S + (B_s - S) \cdot (I_{CTX} + I_{CS} + f_a(S)) \quad (3.5)$$

donde A_s es una tasa de relajación pasiva de la actividad neuronal; B_s es el límite superior de actividad de las células estriatales; I_{CTX} representa la actividad fásica de entrada procedente del córtex; I_{CS} está es una entrada tónica proveniente del córtex y $f_a(x) = x^3/(0.25 + x^3)$ es una función sigmoideal de la actividad neuronal.

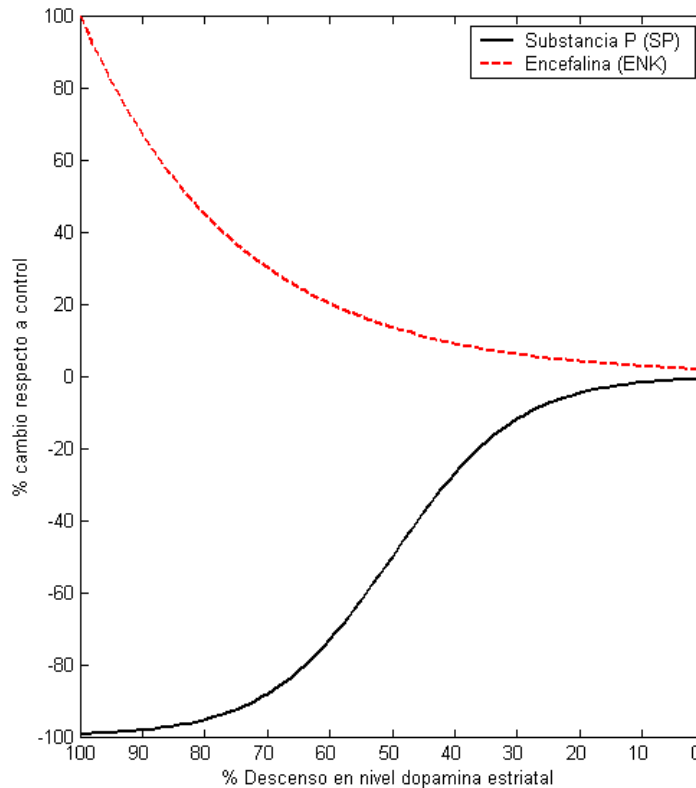


Figura 3.9. Cambios en los niveles máximos de encefalina y sustancia P en el estriado en respuesta a una deflexión dopaminérgica en el modelo. Las curvas expresan el tanto por ciento de cambio respecto a los niveles de control (100%). El nivel máximo de encefalina no queda notablemente modificado hasta que no se produce una deflexión dopaminérgica de un 70 %, mientras que el nivel máximo de sustancia P varía poco cuando los descensos en la dopamina estriatal son poco significativos (0 – 30%) para descender rápidamente a partir de porcentajes de descenso en la dopamina estriatal de 40%. Cualitativamente, esta respuesta diferencial está de acuerdo con los cambios en los niveles de neuropéptido mRNA en el estriado que siguen a una deflexión dopaminérgica inducida por una inyección unilateral de 6-hidroxidopamina en la sustancia negra de ratas. (Nisembaum, 1994)

Lo que nos dice la ecuación (3.5) es que las neuronas S se excitan con una velocidad de cambio en su activación de $(B_s - S)$ debido a la influencia de la entrada cortico-estriatal tanto fásica como tónica.

Hay que hacer notar que en este modelo no se ha introducido ningún tipo de interacción lateral GABAérgica (inhibitoria) entre las neuronas de proyección estriatales tal y como aparece en el modelo de Contreras Vidal y Stelmach (1995). Esto se debe a que, aunque tradicionalmente se haya aceptado la existencia de una actividad inhibitoria (GABAérgica) lateral mútua entre las neuronas de proyección estriatales (Wilson y Groves, 1980), recientemente, un estudio llevado a cabo por Jaeger, Kita y Wilson (1994), ha aportado evidencias de que esta forma de interacción es funcionalmente muy débil, por no decir inexistente, en el estriado. Esto ha llevado al establecimiento de hipótesis alternativas, relacionadas con la circuitería interneuronal del estriado (Koós y Tepper, 1999, Tepper, Koós y Wilson, 2004) para explicar la acción inhibitoria sobre las células de proyección estriatales. En la siguiente sección, se describe un modelo dinámico de interacción entre las neuronas de proyección estriatales y la circuitería interneuronal del estriado. Dicho modelo, implementa un mecanismo que permite una interacción entre neuronas de proyección que pertenecen a distintos circuitos modulares sin recurrir a las funcionalmente débiles o inexistentes, interacciones inhibitorias mútuas entre distintas neuronas de proyección.

Como ya se ha comentado, la actividad del ácido γ aminobutírico (GABA) está modulada de manera diferencial por los niveles de neuropéptido en cada vía, afectando de manera diferenciada a los dos segmentos del globo pálido. Para las neuronas del GPi,

$$\frac{d(GP_i)}{dt} = 2 \cdot (-A_g GP_i + (B_g - GP_i) \cdot (4NST + f_a(GP_i) + 0.5) - (D_g + GP_i) \cdot (50SP \cdot S + 0.7GP_e)) \quad (3.6)$$

dónde A_g es un término de relajación pasiva; B_g y D_g son los límites máximos y mínimos para la actividad neuronal respectivamente; NST representa la entrada excitatoria procedente del núcleo subtalámico (NST); $f_a(GP_i)$ representa un feedback positivo de la neurona GPi sobre sí misma; $S \cdot SP$ representa la coexistencia de los transmisores GABA/SP en la vía directa; GP_e es una entrada inhibitoria desde las neuronas del segmento externo del globo pálido. Para las neuronas del GPe tenemos,

$$\frac{d(GP_e)}{dt} = -A_h GP_e + (B_h - GP_e) \cdot (4NST + f_a(GP_e) + 1.5) - (D_h + GP_e) \cdot (50ENK \cdot S + 0.2GP_i) \quad (3.7)$$

dónde A_h es un término de relajación pasiva; B_h y D_h son los límites máximos y mínimos para la actividad neuronal respectivamente; NST representa la entrada excitatoria procedente del núcleo subtalámico (NST); $f_a(GP_e)$ representa un *feedback* positivo de la

neurona GPe sobre sí misma; S^*ENK representa la coexistencia de los transmisores GABA/ENK en la vía indirecta; GPi es una entrada inhibitoria desde las neuronas del segmento interno del globo pálido.

Con el actual modelo de organización de los ganglios basales se asume que el aumento en la inhibición de las células del GPe es la responsable de la hiperactividad de las neuronas del NST en situaciones de parkinsonismo. Sin embargo, en Herrero y col, 1996, Vila y col, 1997 y Levy y col, 1996, se presentan una serie de experiencias con cerebros de humanos y primates, cuyos resultados indican una ausencia de hipoactividad en las neuronas del GPe en situaciones de parkinsonismo. En estos trabajos se sugiere que la hiperactividad del NST en el parkinsonismo (denervación dopaminérgica) no depende únicamente de su interacción con el GPe. De acuerdo a los datos anatómicos y bioquímicos que se poseen, los autores proponen diversas alternativas a estudiar para dar explicación a estos datos. Puede hipotizarse que la conexión excitatoria córtico-subtalámica podría contribuir a la hiperactividad del NST después de una denervación dopaminérgica (Hassani y col, 1996). También se ha especulado con la posibilidad de que la deflexión dopaminérgica afecte directamente a la actividad del NST (Delfs y col, 1995, Chesselet y Delfs, 1996, Levy y col, 1996). Además, los datos anatómicos y farmacológicos indican que las neuronas del NST podrían estar reguladas por una conexión dopaminérgica directa desde la SN_{pc} (Parent y Lavoie, 1993, Johnson y col, 1994, Kreiss y col, 1996); aunque el efecto de esta acción dopaminérgica aún permanece bajo discusión. En el modelo que se ha desarrollado en esta Tesis, se adopta ésta última hipótesis, es decir, se ha introducido una acción directa sobre las neuronas del NST por parte de la SN_{pc} . La hipótesis de este modelo consiste en adjudicar a esa conexión un carácter inhibitorio. De esa manera, en el modelo, para valores normales de DA , ésta conexión ejerce una acción inhibitoria sobre la actividad del NST que se ve reducida ante una deflexión dopaminérgica (i.e, cuando DA disminuye en el modelo), induciendo así un aumento considerable en la actividad del NST. Además, las conexiones mutuas entre GPe y NST, se han calibrado de manera tal que, la actividad del GPe varía muy poco ante denervaciones dopaminérgicas. La implementación de ésta hipótesis viene descrita por la ecuación,

$$\frac{d(NST)}{dt} = -A_j NST + (B_j - NST) \cdot (I_{CTX} + f_a(NST)) - 2.5(D_j + NST) \cdot (GP_e + DA) \quad (3.8)$$

dónde A_j es un término de relajación pasiva; B_j y D_j son los límites máximos y mínimos para la actividad neuronal respectivamente; I_{CTX} representa la entrada excitatoria procedente del córtex; $f_a(NST)$ representa un feedback positivo de la neurona NST sobre sí misma; GP_e es la entrada inhibitoria desde las neuronas del segmento externo

del globo pálido; y DA representa la conexión inhibitoria directa desde la substancia negra comentada más arriba.

Las neuronas que actúan como capa de salida de los ganglios basales (GPi) envían proyecciones GABAérgicas hacia el tálamo ventrolateral (VL) que a su vez envía proyecciones excitatorias de nuevo hacia el córtex,

$$\frac{d(VL)}{dt} = 2(-A_p VL + (B_p - VL)I_{tonic} - 1.5(D_p + VL) \cdot (GP_i)) \quad (3.9)$$

dónde A_p es un término de relajación pasiva; B_p y D_p son los límites máximos y mínimos para la actividad neuronal respectivamente; I_{tonic} representa una entrada excitatoria tónica procedente del córtex; y GPi es la entrada inhibitoria desde las neuronas del segmento externo del globo pálido.

El sistema de ecuaciones diferenciales no lineales establecido por las ecuaciones (3.1)-(3.9), conforma un modelo matemático que representa la dinámica interna de uno de los múltiples subcircuitos paralelos que forman el circuito encargado del control motor en los ganglios basales. En la Figura 3.10 se muestra la actividad de las distintas poblaciones neuronales presentes en el modelo, incluyendo los niveles de neurotransmisor disponibles, cuando se produce una entrada fásica córtico-estriatal de valor $I_{CTX} = 15$ que dura 100 ms. La simulación se ha llevado a cabo en la condición normal ($DA = 1$) y en una condición parkinsoniana emulada por $DA = 0.5$. Las ecuaciones (3.1) – (3.9) se integran empleando el método de Runge – Kutta de cuarto orden durante un tiempo simulado de 1 seg. El paso de integración es de $h = 0.001$ seg, con lo que cada paso de simulación equivale a 1 ms. Los parámetros empleados en la simulación se muestran en la Tabla 1. El valor empleado en las simulaciones para las entradas tónicas corticales viene descrito en la Tabla 2. Los parámetros descritos en dichas tablas han sido determinados basándonos en el comportamiento y en las propiedades fisiológicas de las neuronas pertenecientes a cada una de las poblaciones presentes en el modelo. Las constantes de relajación, los valores de actividad base, y los límites máximos y mínimos para la actividad, han sido escogidos para reproducir la forma que posee la respuesta de cada tipo de neurona en el modelo.

Tabla 1. Parámetros de la simulación

	A	B	D
PUTAMEN (S)	$A_s = 10$	$B_s = 1$	
GPI	$A_g = 1$	$B_g = 3$	$D_g = 0.8$
GPe	$A_h = 1$	$B_h = 2$	$D_h = 0.8$
NST	$A_j = 10$	$B_j = 2$	$D_j = 0.8$
VL	$A_p = 2$	$B_p = 2$	$D_p = 0.8$

Tabla 2. Entradas Tónicas

I_{cs}	0.5
I_{CTX}	25
I_{tonic}	0.95

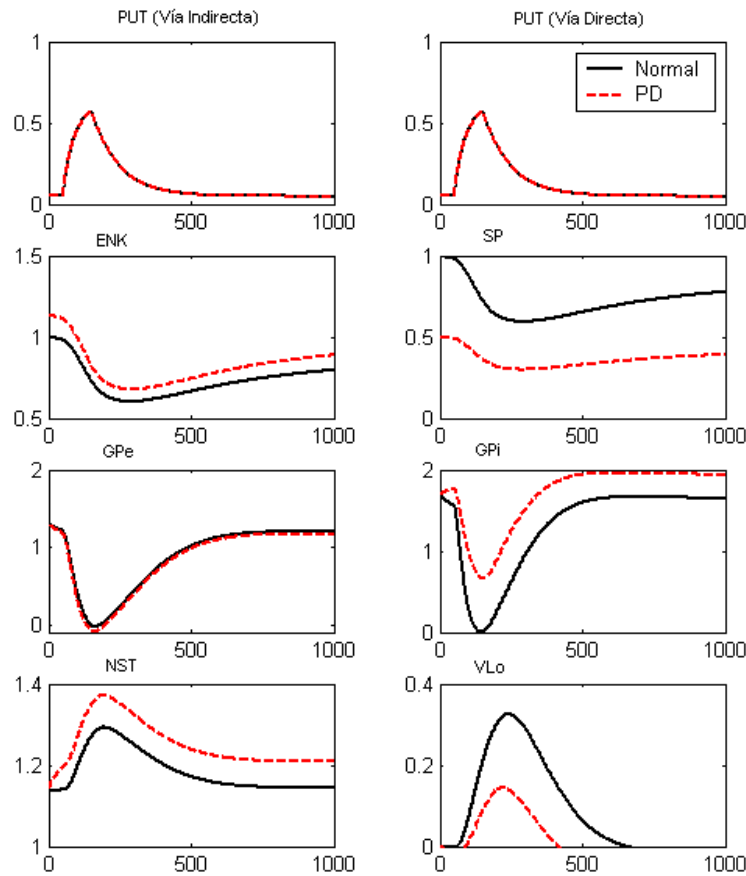


Figura 3.10. Actividad de las diferentes neuronas que conforman el modelo así como los niveles de neurotransmisor disponible a lo largo de la evolución de la simulación. Detalles en texto.

En la Figura 3.10 puede observarse la actividad de las diferentes neuronas que conforman nuestro modelo así como los niveles de neurotransmisor disponible a lo largo de la evolución de la simulación. En dicha simulación se muestra que la desinhibición fásica de la neurona del GPi resulta en una desinhibición fásica del tálamo (VL), punto en el que se genera una señal que posteriormente permitirá el inicio y la ejecución modulada del movimiento especificado en las zonas corticales. En el parkinsonismo ($DA = 0.5$), la hiperactividad y reducción en el rango dinámico de la actividad del GPi debido a la sobreactividad de la vía indirecta, causa una desinhibición talámica anormalmente baja en rango, magnitud y duración, lo cual dificultará la iniciación y ralentizará la ejecución del movimiento (bradicinesia). También puede destacarse cómo la hiperactividad del NST en la condición parkinsoniana, y la desnivelación de los niveles de neurotransmisor en las vías directa e indirecta, deja prácticamente invariable la actividad de la neurona del GPe, hecho que concuerda con los resultados ya mencionados de Herrero y col, 1996, Vila y col, 1997 y Levy y col, 1996.

En la Figura 3.11 se muestran estos mismos efectos con deflexiones de dopamina más graduales.

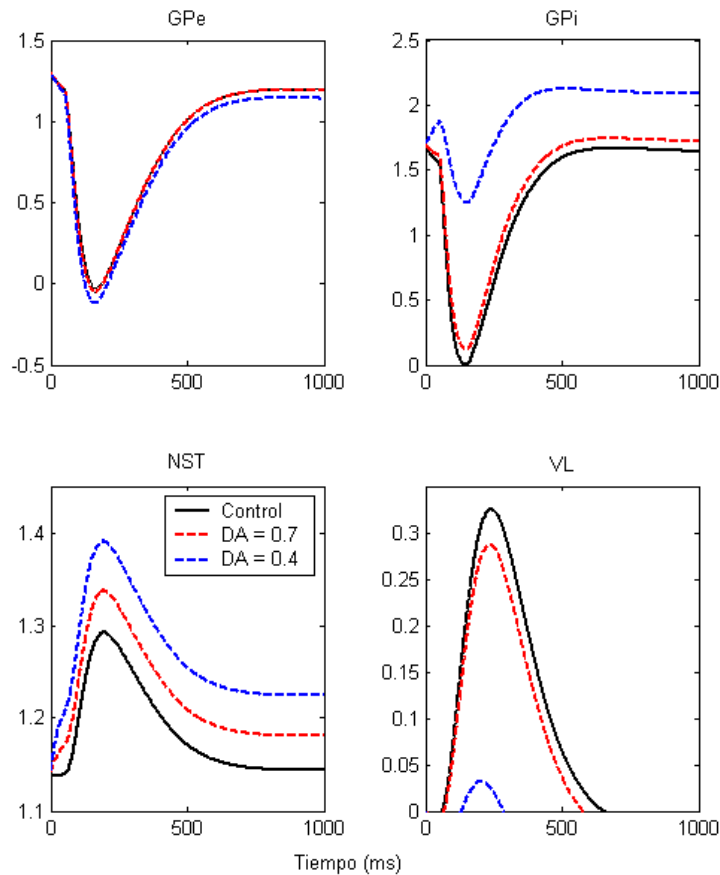


Figura 3.11. Actividad del GPe, GPi, NST y VL en el modelo ante distintas situaciones de deflexión dopaminérgica estriatal. Al contrario del modelo original de Contreras Vidal y Stelmach (1995), la actividad en el GPe permanece invariable ante las distintas deflexiones de dopamina, de acuerdo a los resultados de Herrero y col, 1996, Vila y col, 1997 y Levy y col, 1996.

4.2 Descripción del modelo neuronal de interacción entre distintos circuitos en los ganglios basales mediante redes neuronales de interneuronas estriatales.

Las interneuronas TANs se encuentran ampliamente distribuidas a lo largo del estriado (Aosaki y col, 1994). Dada la estimación de la distribución de densidad de TANs, unas 300 de ellas pueden cubrir varios módulos estriatales (matriosomas y estriosomas, Flaherty y Graybiel, 1994, Figura 3.1). Así pues, las TANs pueden sintonizar localmente la función y actividad de la red estriatal.

Dado el espaciado entre TANs, y que éstas pueden adquirir fácilmente respuestas sincronizadas, se ha sugerido que estas interneuronas estriatales podrían tener una doble función. Pueden actuar como un mecanismo de 'reset' o como 'cerrojo estabilizador' de la actividad de las neuronas de proyección del estriado, contribuyendo de esta manera a la generación de rutinas completas de comportamiento cognitivo o motriz (Graybiel 1997, Graybiel y col, 1994).

Cuantificar exactamente la modulación que ejerce la actividad de la red de TANs sobre la función de la red estriatal es todavía un tema abierto ya que las neuronas objetivo sobre las que las TANs proyectan su salida no han sido fisiológicamente identificadas. Sin embargo, si existe numerosa evidencia experimental acerca de las neuronas objetivo de las proyecciones de salida de las interneuronas colinérgicas estriatales, las cuales se presupone corresponden con las TANs, y acerca de los efectos potenciales de la acetilcolina estriatal que tan profusamente es liberada por estas interneuronas (Akins y col, 1990, Bennet y Wilson, 1998, 1999, Calabresi y col, 2000a, 2000b, DiChiara y col, 1994, Kaneko y col, 2000, Kawaguchi y col, 1995). La actividad de las interneuronas colinérgicas (y por ende las TANs) puede influir tanto sobre las neuronas de proyección como sobre las interneuronas estriatales a través de la interacción con receptores postsinápticos. También pueden influenciar las aferencias cortico-estriatales a través de los receptores presinápticos (Akins y col, 1990; Alcantara y col, 2001; Howe y Surmeier, 1995). Así pues, dependiendo de los subtipos de receptores colinérgicos involucrados, las interneuronas colinérgicas pueden modificar las funciones glutamérgicas y dopaminérgicas en el estriado así como las propiedades de respuesta de las neuronas de proyección.

Resultan de particular interés desde el punto de vista de las hipótesis de esta Tesis, el reciente descubrimiento de que la acetilcolina estriatal afecta fuertemente a la actividad de las interneuronas de disparo rápido (FS) del estriado (Chang y Kita, 1992; Kita y col, 1990; Koós y Tepper, 2002). Estas interneuronas FS son células GABAérgicas electrotónicamente acopladas capaces de inhibir la actividad de un gran número de neuronas de proyección estriatales (Koós y Tepper, 1999). Lo que se ha observado es que la acetilcolina es capaz, dependiendo de los receptores involucrados, de activar o inhibir a las neuronas FS (Koós y Tepper, 2002). Así, en teoría, las interneuronas colinérgicas del estriado (las TANs del estriado) pueden aumentar o disminuir básicamente los niveles de inhibición de las neuronas de proyección induciendo cambios duraderos en la función de la red estriatal (Blázquez y col, 2003).

Lo que se ha planteado en esta Tesis Doctoral es un modelo matemático simple que describe la interacción entre las redes interneuronales de TANs y las redes de interneuronas FS-GABA en el estriado. La hipótesis del modelo es que esta interacción

permite establecer estados dinámicos funcionalmente segregados en las neuronas de proyección pertenecientes a distintos submódulos estriatales. Dichos estados dinámicos ejercen una influencia decisiva a la hora de establecer el orden temporal de las salidas estriatales y como consecuencia, en la construcción dinámica de rutinas de comportamiento motriz. Cuando se produce una denervación dopaminérgica, la interacción entre las distintas subredes interneuronales estriatales que propone el modelo, se ve modificada de manera tal que, dichas redes pierden la capacidad de mantener funcionalmente segregada la información entre los distintos módulos, afectando así al establecimiento dinámico de rutinas motrices estereotipadas tales como la del movimiento de agarre.

En la Figura 3.12 se muestra la estructura neuronal del modelo propuesto. Los subíndices k y j hacen referencia a neuronas e interneuronas supuestamente pertenecientes a distintos submódulos estriatales. Con ACh se representa a las interneuronas colinérgicas o TANs, con FS se denomina a las interneuronas GABAérgicas de disparo rápido y con P se denota a las neuronas de proyección estriatales. En el modelo que se ha propuesto, las neuronas ACh, bajo una fuerte influencia del sistema dopaminérgico, en condiciones normales ejercen una fuerte actividad inhibitoria sobre las interneuronas FS del módulo estriatal asociado. Esta fuerte inhibición sobre las interneuronas FS provoca que las interacciones inhibitorias cruzadas entre neuronas FS asociadas a diferentes submódulos estriatales sean mínimas o despreciables. La baja actividad de éstas neuronas en las condiciones normales del modelo, facilita la actividad de las neuronas de proyección estriatales P en cada submódulo.

Como se describe gráficamente en la Figura 3.12, en condiciones de denervación dopaminérgica compatibles con la EP, nuestro modelo propone la aparición de alteraciones en la actividad de las neuronas ACh que dependen del *input* cortical asociado a cada submódulo estriatal. Esta alteración consiste en que, en estas nuevas condiciones, la actividad de las ACh se encuentra fuertemente modulada por la intensidad de la entrada cortical a cada submódulo estriatal, mientras que en condiciones normales, la actividad de las interneuronas ACh es muy similar en todos los submódulos debido a la fuerte influencia del sistema dopaminérgico que actúa de manera idéntica sobre cada uno de estos módulos. Las alteraciones en la actividad de las TANs producidas por la denervación dopaminérgica, provocan alteraciones en la actividad de las FS cuya consecuencia es la aparición de fuertes interacciones GABAérgicas cruzadas entre interneuronas FS pertenecientes a distintos submódulos estriatales. Como resultado de éstas interacciones, las neuronas de proyección en los distintos submódulos ven alterada su actividad de manera crítica a consecuencia de la interacción cruzada y pérdida de independencia en el procesamiento de la información

en los distintos submódulos de los ganglios basales, tarea que deja de ser un proceso segregado para convertirse en un proceso ‘acoplado’ inducido por una denervación dopaminérgica.

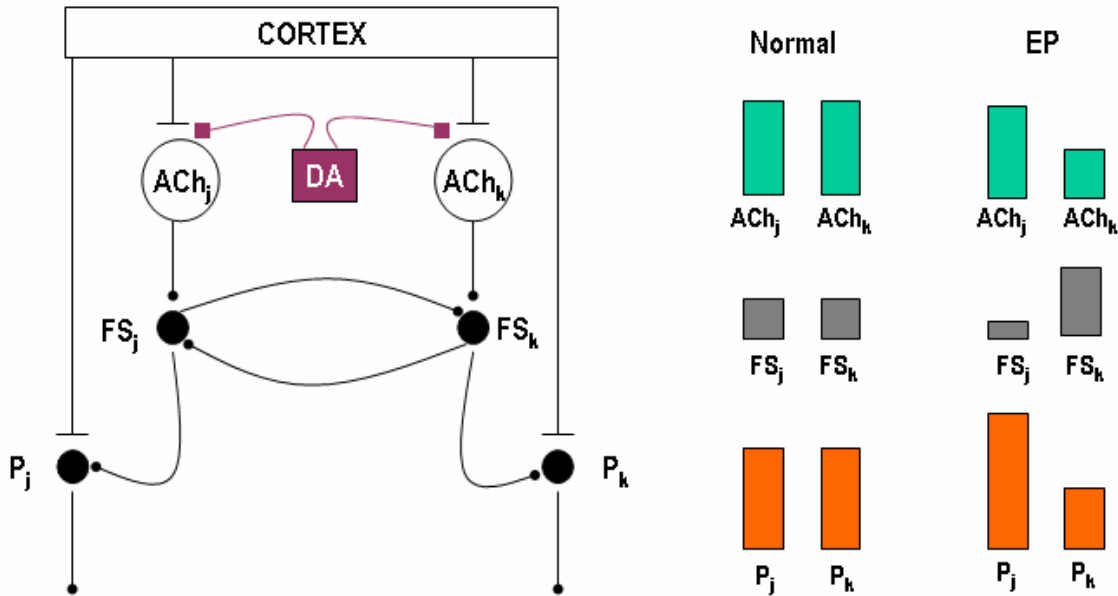


Figura 3.12. Modelo neuronal de interacción entre distintos circuitos en los ganglios basales mediante redes neuronales de interneuronas estriales. Ver detalles en texto.

La interacción entre redes de interneuronas estriales y neuronas de proyección pertenecientes a distintos módulos estriales propuesta en esta Tesis y descrita en el párrafo anterior, ha sido modelada de manera sintética a través de las ecuaciones (3.10 - 3.11),

$$\frac{d(IE_k)}{dt} = g_0(-A \cdot IE_k + g_1(B - IE_k) \cdot (f_a(IE_k) + \phi \cdot I_C) - g_2(D + IE_k)IE_j) \quad (3.10)$$

$$IE_k = \begin{cases} 1 \rightarrow IE_k > \zeta \\ 0 \rightarrow IE_k \leq \zeta \end{cases} \quad (3.11)$$

ecuaciones que equivalen al sistema neuronal de la Figura 3.13 donde $g_0 = 2$, $g_1 = 1$, $g_2 = 1$, $A = 0.001$, $B = 1$, $D = 0.8$ y ϕ representa la influencia del sistema dopaminérgico sobre la actividad de las interneuronas *sintéticas* IE .

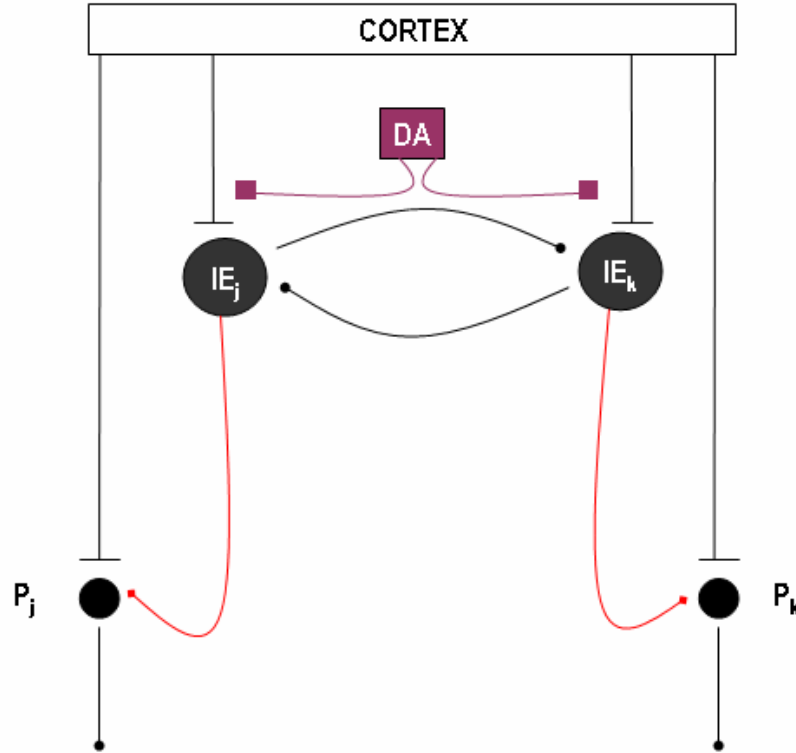


Figura 3.13. Modelo computacional descrito en las ecuaciones 3.10 – 3.11 y equivalente al de la Figura 3.12.

En las ecuaciones (3.10-3.11) y en la Figura 3.13 se plantea un sistema neuronal funcionalmente equivalente al sistema propuesto en la Figura 3.12. En este sistema se plantea la interacción entre un tipo de interneurona estriatal *sintética* denominada *IE* y las neuronas de proyección GABAérgicas del estriado. Estas interneuronas comprimen la dinámica del sistema propuesto en la Figura 3.12 ya que,

1) Estas neuronas poseen una fuerte influencia del sistema dopaminérgico ($\phi * I_c$, $\phi > 1$), influencia que anula o hace prácticamente irrelevantes las interacciones inhibitorias cruzadas entre las neuronas *IE* en condiciones normales ($-g_2(D + IE_k)IE_j$). Lo que nos dice la ecuación (3.10) es que ante una denervación dopaminérgica ($\phi < 1$ en nuestras simulaciones), el término relacionado con las interacciones mutuas entre interneuronas *IE* se hace más relevante a la hora de establecer la actividad de éstas. Además, la denervación dopaminérgica provoca que la capacidad de excitación de las interneuronas sea mucho más sensible a la amplitud del *input* cortical concreto que reciben, sensibilidad que queda totalmente anulada en la condición Normal en la que el sistema dopaminérgico es la principal fuente de excitación de las interneuronas *IE*;

2) Ejercen una influencia moduladora sobre las neuronas de proyección estriatales. Una particularidad de este modelo es que dicha actividad moduladora es del tipo TODO-NADA (emulando la función ‘cerrojo’ – ‘reset’ comentada anteriormente). Según la ecuación (3.11) la salida de una interneurona estriatal IE es 1 si la actividad de IE determinada por la ecuación (3.10) supera un umbral ξ ($\xi = 0.6$ en las simulaciones) y es cero en caso contrario. La modulación que estas interneuronas ejercen sobre las neuronas de proyección estriatal viene descrita por,

$$P_k = IE_k \cdot S_k \quad (3.12)$$

donde S_k es la actividad de la neurona de proyección P_k descrita por la ecuación (3.5). Está claro que esta modulación de las neuronas de proyección por parte de las interneuronas estriatales puede hacerse más compleja, pero para los objetivos de ésta Tesis, esta modelización es suficiente a la hora de llevar a cabo simulaciones que permitan verificar, en parte, la validez de las hipótesis empleadas a la hora de construir los modelos. En la Figura 3.14 se muestra un sistema neuronal formado por dos submódulos ganglio basales que interactúan a través del sistema interneuronal estriatal descrito en la Figura 3.13.

El sistema de la Figura 3.14 ha sido simulado con entradas arbitrarias y los resultados de dicha simulación se muestran en la Figura 3.15. Estos resultados muestran la actividad inducida en los módulos ganglio – basales por parte de las interacciones cruzadas entre interneuronas estriatales. Como se observa en la Figura 3.15, estas interacciones cruzadas se manifiestan principalmente en una situación de denervación dopaminérgica ($DA = 0.5$, $\phi = 0.15$), mientras que su influencia sobre la actividad del sistema queda prácticamente anulada en la condición Normal ($DA = 1$, $\phi = 3.0$). En la simulación, la entrada cortical fásica I_{CTX} a las neuronas de proyección estriatales del módulo 1 consiste en una señal de amplitud 10 constante a lo largo de 150 ms y nula durante el resto de instantes de simulación (1000 ms en total). La entrada I_{CTX} a las neuronas de proyección estriatales del módulo 2 consiste en una señal de amplitud 2.5 durante los 350 ms iniciales y nula durante el resto de instantes de simulación. Las interneuronas IE reciben como entrada cortical, señales tónicas⁶ arbitrarias de valor $I_c(IE_1) = 300$ y $I_c(IE_2) = 40$.

⁶ En nuestro modelo no se establece en ningún momento que las aferencias corticales a las interneuronas estriatales sean las mismas que reciben las neuronas de proyección estriatales. Esta libertad facilita el ensamblaje del modelo dentro de un modelo extendido para la generación del movimiento de agarre.

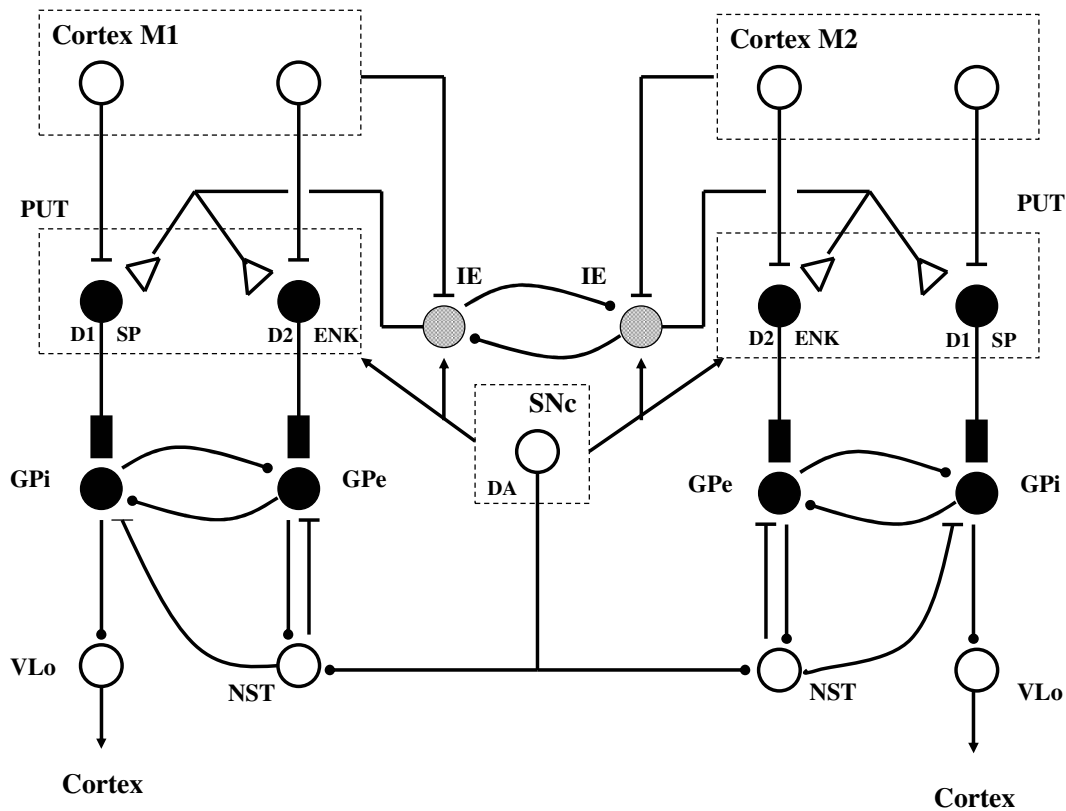


Figura 3.14. Modelo computacional propuesto para la interacción entre distintos módulos o bucles cortico - basales a través redes estriales de interneuronas.

En el siguiente apartado se presenta la integración del modelo matemático descrito en este apartado, con el modelo para la generación y coordinación del movimiento de agarre expuesto a lo largo del Capítulo anterior. En este apartado, se plantearán unos modelos, que den cuenta de los patrones cinemáticos que aparecen cuando el movimiento de agarre es llevado a cabo por pacientes con EP. Dichos modelos constituyen, desde el punto de vista de esta investigación, una representación neuronal biológicamente plausible para los patrones espacio-temporales asociados a las distintas componentes del movimiento de agarre, tanto en condiciones normales como en condiciones asociadas a la sintomatología parkinsoniana.

Capítulo 3. El Agarre en la EP. Modelos Computacionales.

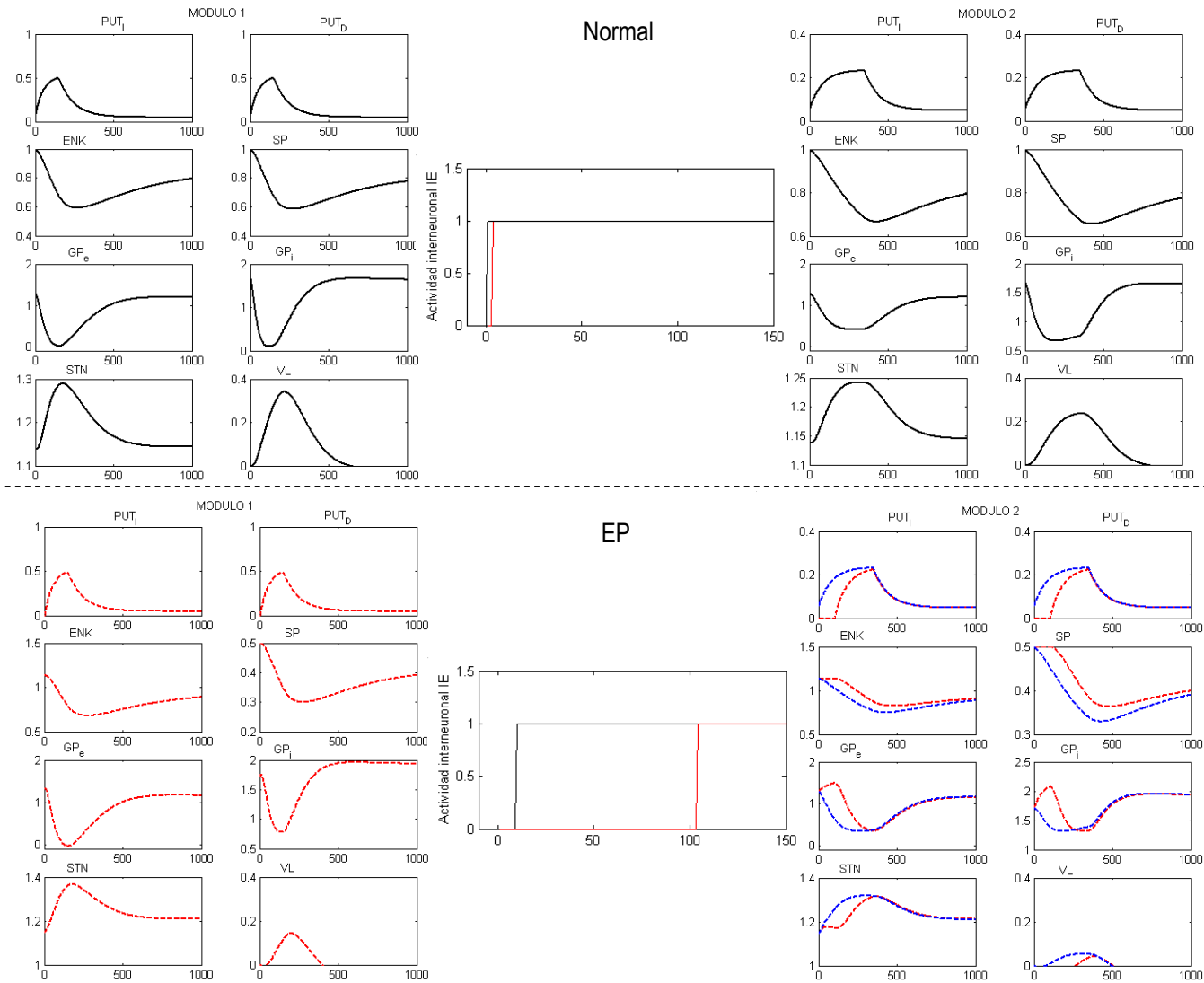


Figura 3.15. Actividad de las distintas neuronas del modelo de la Figura 3.14 en condiciones Normal y de EP.

5. Modelos de coordinación espacio-temporal del movimiento de agarre. Enfermedad de Parkinson

5.1 Modelo sin perturbaciones

La Figura 3.16 muestra la integración del modelo de interacción entre distintos módulos ganglio basales expuesto y desarrollado a lo largo del apartado 4 (Figura 3.14) con el modelo para la coordinación del movimiento de agarre desarrollado a lo largo del Capítulo anterior (Figura 2.5).

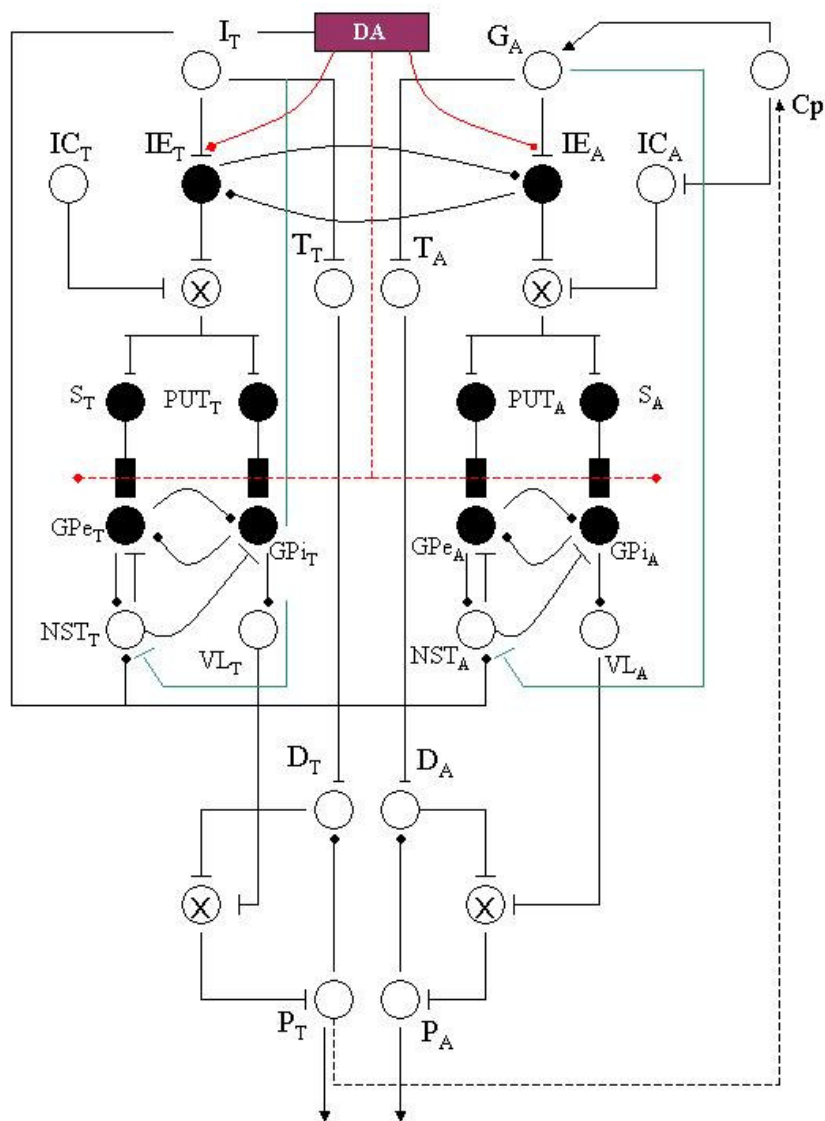


Figura 3.16. Modelo para la coordinación espacio-temporal del movimiento de agarre en condiciones Normales y en condiciones parkinsonianas. Detalles en texto.

Los puntos clave en la integración de ambos modelos son:

- a) Dos módulos ganglio-basales diferentes (Figura 3.16) generan dos señales talámicas independientes (VL_A y VL_T) cuya función es la de actuar como dos señales GO ($GO_A = g_{0A} * VL_A$ y $GO_T = g_{0T} * VL_T$; $g_{0A} = g_{0T}$) diferenciadas que modulan la ejecución, en dos canales VITE independientes, de las dos componentes del movimiento de agarre.
- b) Un sistema de interneuronas estriatales (IE_A y IE_T , Figuras 3.13, 3.16) modula las interacciones cruzadas entre ambos módulos ganglio – basales. En condiciones normales la información cortical asociada a las dos componentes del movimiento de agarre, permanece funcionalmente segregada en los distintos módulos basales descritos en el punto anterior. Cuando se produce una denervación dopaminérgica ($DA < 1$), la interacción entre los dos módulos ganglio-basales aumenta considerablemente. La información cortical relacionada con las distintas componentes del movimiento de agarre deja de permanecer funcionalmente segregada y la actividad en uno de los módulos se ve influenciada por la actividad del otro módulo. Esta nueva dinámica afecta a la ejecución correcta de la rutina motriz asociada al movimiento agarre.
- c) La entrada cortical I_c (ecuación 3.10) al sistema de interneuronas IE es I_T para IE_T y G_{A1} para IE_A . En esta versión del modelo se ha introducido una pequeña variación sobre el efecto en la modulación de la actividad de las neuronas de proyección estriatal por parte del sistema de interneuronas estriatales. En este modelo, la actividad que queda directamente modulada por parte del sistema de interneuronas es la entrada cortical I_{CTX} (ecuación 3.5, I_{CT} e I_{CA} en la Figura 3.16) a las neuronas de proyección estriatales. En este caso,

$$I_{C_T} = I_{C_T} \cdot I_{E_T} \tag{3.13}$$

$$I_{C_A} = I_{C_A} \cdot I_{E_A}$$

- d) La modificación que representa la ecuación 3.13, no introduce modificaciones significativas en la dinámica del sistema a la vez que simplifica el proceso de establecimiento de los niveles de actividad basal en las neuronas de proyección estriatal durante las simulaciones.

5.2 *Simulaciones del modelo. Modelización neuronal de la disrupción temporal del patrón motriz de agarre en la Enfermedad de Parkinson.*

En este apartado se simula el movimiento de agarre en condiciones normales y bajo condiciones de deflexión dopaminérgica estriatal mediante el modelo expuesto en la sección anterior. A través de dichas simulaciones se investiga el efecto del deterioro en la función de los circuitos neuronales de los ganglios basales sobre los patrones motrices de cada una de las componentes que conforman el movimiento y sobre su coordinación espaciotemporal. Los resultados muestran que, la regulación de ciertos parámetros del movimiento relacionados con cambios en la distancia a la que se sitúa el objeto o su tamaño queda inalterada en la condición parkinsoniana. Sin embargo, en el estado de EP, el inicio en la ejecución de la componente de agarre se encuentra retrasada con respecto al inicio en la ejecución de la componente de transporte, hecho que concuerda con los resultados observados por Castiello y col (1993). En las simulaciones, este hecho tiene su origen en la dinámica alterada que se produce en el sistema de interneuronas estriatales tras una denervación dopaminérgica. Bajo estas condiciones, dicho mecanismo induce una disrupción en la ejecución simultánea de los patrones motrices que en conjunto constituyen una tarea completa de agarre.

Para demostrar que nuestro modelo es capaz de reproducir los síntomas más significativos de la EP durante la ejecución de un movimiento de agarre, hemos simulado las experiencias de Castiello y col (1993). Se han simulado experiencias de agarre de dos objetos. Un objeto de tamaño de 0.7 cm de diámetro ($G_{A1} = 3.7$ cm / $G_{A2} = 0.7$ cm) que requiere un agarre de precisión (AP) y un objeto de 8 cm de diámetro ($G_{A1} = 11.0$ cm / $G_{A2} = 8.0$ cm) que requiere un agarre con todos los dedos (ATD). Los objetos se sitúan a una distancia inicial de $I_T = [15, 27.5, 40]$ cm de la posición inicial de la muñeca. La apertura inicial de la pinza de agarre se fue fijada en $P^0_A = 0$ cm. Estas simulaciones han sido llevadas a cabo en la condición Normal ($DA = 1$) y en la condición parkinsoniana ($DA < 1$). En concreto, se ha tratado de emular los estadios I y II de la EP en la escala de Hoehn y Yahr (1967) con un valor de $DA = 0.7$. En estos estadios de la enfermedad los síntomas principales de la enfermedad son la bradicinesia y acinesia. A la hora de obtener unos resultados lo más parecidos en lo posible a los resultados originales de Castiello y col (1993) se han empleado unos valores de los parámetros de ganancia g_{0A} y g_{0T} que se muestran en la Tabla 3 (en la tabla d expresa la distancia a la que se encuentra situado el objeto en la experiencia y D hace referencia al tamaño del objeto agarrado).

Tabla 3. Valores de ganancias g_{0A} y g_{0T} en las simulaciones

	AT (D = 0.7 cm)	ATD (D = 8 cm)
$d = 15$ cm	37.5	34.5
$d = 27.5$ cm	32.5	29.5
$d = 40$ cm	27.5	24.5

La simulación posee una estructura temporal bifásica y funciona de la siguiente manera:

- 1) Las entradas I_T y G_{A1} se instancian simultáneamente en T_T , IE_T y T_A , IE_A respectivamente. Las señales IE_T e IE_A actúan como un modulador TODO-NADA sobre los *inputs* estriatales IC_T e IC_A . El resultado de la combinación de las señales interneuronales (IE) con las señales IC_T e IC_A (ecuación 3.13), actúa como *input* neto sobre las neuronas de proyección estriatales en los módulos asociados al canal VITE de transporte y al canal VITE de agarre respectivamente. El procesamiento de esas señales en los circuitos neuronales de los ganglios basales generan las señales de compuerta palido – talámicas VL_T y VL_A que controlan y modulan el proceso de ejecución de los programas motores en curso (I_T y G_{A1}).
- 2) Cuando el sistema de detección de máxima deceleración en la componente de transporte se activa (C_P), el subprograma motor de agarre G_{A2} se instancia en T_A pero no en IE_A , que mantiene su actividad constante hasta la finalización del proceso. La activación de C_P a su vez, genera una señal que modifica la señal en IC_A , modificación que induce una segunda fase, bien diferenciada en la actividad de VL_A , y que consigna la modulación palido-talámica sobre el proceso final cierre hasta el contacto con el objeto. Así pues, la naturaleza bifásica del programa motor de agarre se traduce en una actividad bifásica de la compuerta palido – talámica asociada al canal de agarre.

En las Figuras 3.17, 3.18, 3.19 y en las Tablas 4 y 5 se muestran los resultados de las simulaciones. El sistema de ecuaciones diferenciales que conforma el modelo ha sido simulado empleando el método de integración de Runge – Kutta de cuarto orden con un paso de $h = 1$ ms durante 1200 iteraciones.

Tabla 4. Resultados de la simulación para el agarre de precisión

Distancia	Tipo de Agarre		Agarre de Precisión		(AP)	
	15 cm		27.5 cm		40 cm	
Condición	EP	CONT	EP	CONT	EP	CONT
Tiempo de Movimiento (ms)	888	807	967	880	1099	994
Tiempo para el pico de Aceleración (ms)	164	75	181	77	199	79
Amplitud del Pico de Aceleración (mm/s ²)	1505	2042	2306	3021	2666	3332
Tiempo para el Pico Velocidad Transporte (ms)	348	302	375	329	411	366
Amplitud Pico Velocidad de Transporte (mm/s)	369	389	604	637	759	798
Tiempo del Pico de deceleración (ms)	517	469	558	510	617	569
Amplitud del Pico de deceleración (mm/s ²)	-1237	-1377	-1761	-1967	-1831	-2060
Tiempo de MGA (ms)	567	499	615	545	684	611
% Tiempo de Pico de deceleración	58	58	58	58	56	57
% Tiempo de MGA	64	62	64	62	62	61
Amplitud de la MGA (mm)	31,38	34,62	30,15	33,84	28,31	32,7
Retraso inicio de la componente de Agarre (ms)	101	39	101	39	102	39

Capítulo 3. El Agarre en la EP. Modelos Computacionales.

Tabla 5. Resultados de la simulación para el agarre con todos los dedos

Distancia	Tpo de Agarre		Agarre con Todos los Dedos (ATD)			
	15 cm		27.5 cm		40 cm	
Condición	EP	CONT	EP	CONT	EP	CONT
Tiempo de Movimiento (ms)	865	793	954	868	1077	990
Tiempo para el pico de Aceleración (ms)	170	76	187	77	207	80
Amplitud del Pico de Aceleración (mm/s ²)	1413	1895	2132	2748	2396	2931
Tiempo para el Pico Velocidad Transporte (ms)	357	311	387	341	429	385
Amplitud Pico Velocidad de Transporte (mm/s)	355	374	574	605	705	744
Tiempo del Pico de deceleración (ms)	531	483	578	530	646	598
Amplitud del Pico de deceleración (mm/s ²)	-1134	-1263	-1572	-1760	-1561	-1764
Tiempo de MGA (ms)	625	541	699	602	814	687
% Tiempo de Pico de deceleración	61	61	61	61	60	60
% Tiempo de MGA	72	68	73	69	76	69
Amplitud de la MGA (mm)	97,5	103,3	94	101	89	98
Retraso inicio de la componente de Agarre (ms)	68	39	76	39	76	39

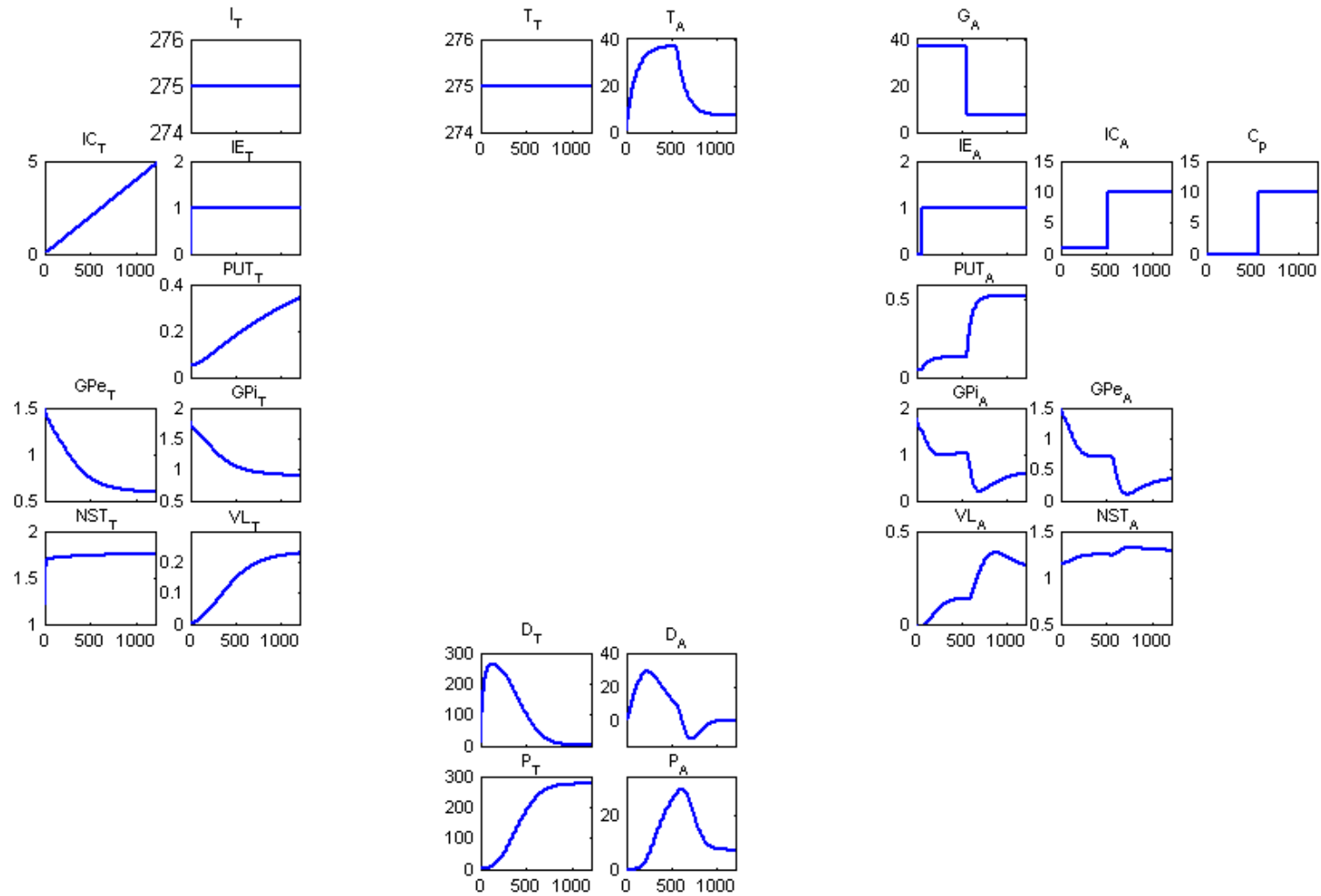


Figura 3.17. Evolución temporal de todas las variables dinámicas que aparecen en el modelo de la Figura 3.16 durante una de las simulaciones descritas en este apartado.

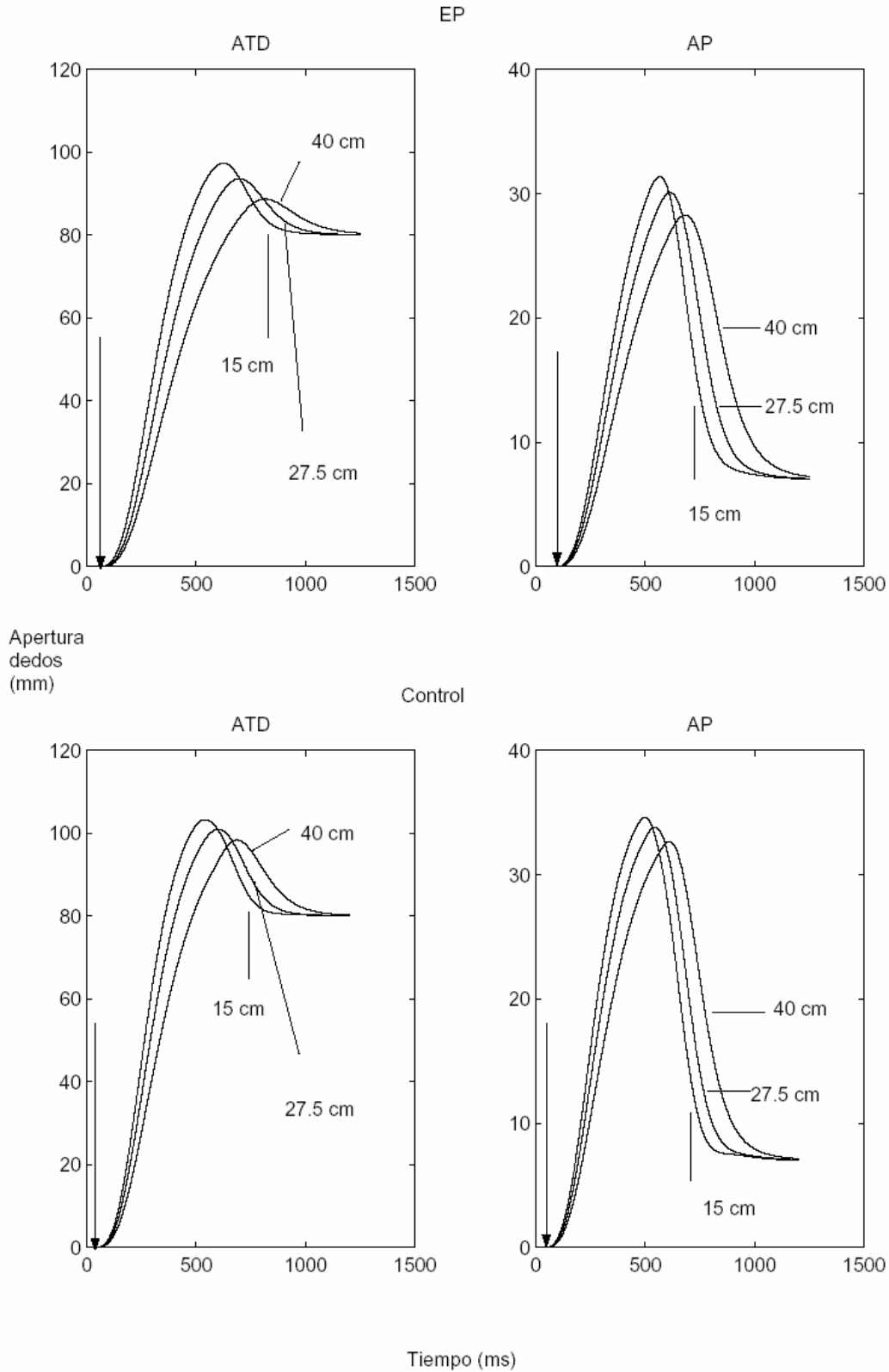


Figura 3.18. Componente de manipulación durante las experiencias simuladas en este apartado. Las flechas indican los instantes a partir de los cuales se inicia el movimiento de apertura de la pinza de agarre. (AP- Agarre de precisión, ATD – Agarre con todos los dedos, EP – Condición Parkinsoniana)

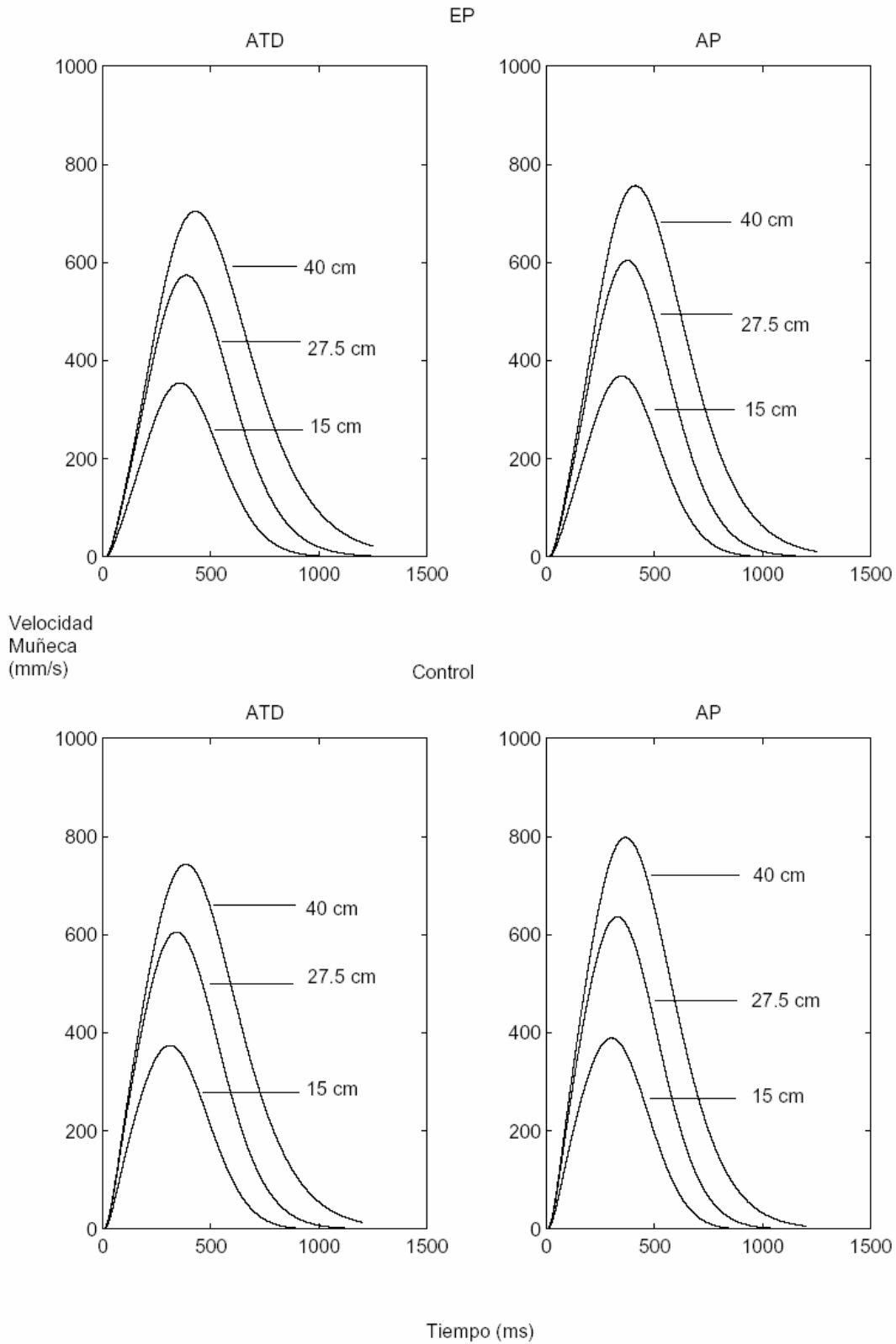


Figura 3.19. Velocidad en la componente de transporte durante las experiencias simuladas en este apartado. (AP- Agarre de precisión, ATD – Agarre con todos los dedos, EP – Condición Parkinsoniana)

En las simulaciones se ha considerado que la fase de transporte está finalizada cuando la velocidad de la mano desciende por debajo del valor de 5 mm/s (Ulloa y Bullock, 2003). La formación de la apertura de la pinza se considera terminada cuando el tamaño de la pinza de agarre iguala al tamaño del objeto

Efectos de variar la distancia del objeto

Los parámetros cinemáticos obtenidos en las simulaciones se muestran en las Tablas 4 y 5. Los resultados muestran las mismas tendencias en la condición normal y en la parkinsoniana. En dichas tablas se observa que el tiempo total de movimiento es mayor para los movimientos hacia objetos situados a mayor distancia. Además, la amplitud del pico de velocidad de la componente de transporte es de mayor amplitud y ocurre más tarde para los movimientos de transporte hacia objetos más alejados. Los picos de aceleración y de deceleración de la muñeca son de mayor amplitud y ocurren más tarde cuanto mayor es el desplazamiento total de la mano. Respecto a la componente de manipulación, el instante de MGA entre el índice y el pulgar ocurre más tarde cuanto mayor es la distancia a recorrer durante la fase de transporte. Estos resultados concuerdan con los obtenidos por Castiello y col (1993) y se deben a lo siguiente: 1) La concordancia existente en cuanto a los resultados relativos a la amplitud de los picos, es resultado de la estructura del modelo VITE, que produce, para un tiempo de movimiento aproximadamente constante, perfiles de velocidad con mayor amplitud cuanto mayor sea el desplazamiento neto a recorrer durante el movimiento; 2) La concordancia existente en cuanto a los resultados relativos a la ocurrencia de dichos picos, es resultado de la elección *ad hoc* de las ganancias descritas en la Tabla 3.

Efectos de variar el tipo de agarre

Otra vez, las tendencias que muestran las experiencias en condiciones normales y en condiciones parkinsonianas son las mismas. El pico de velocidad en la componente de transporte ocurre antes para el caso del agarre de precisión del objeto pequeño que el pico de velocidad de transporte cuando se lleva a cabo el agarre del objeto grande. Esto se debe a que tanto en la condición normal como en la condición parkinsoniana las interacciones cruzadas entre canales al nivel de las interneuronas estriatales, son mayores cuando el programa motor de agarre se corresponde con el objeto de 8.0 cm. En este caso, ambos canales interactúan más fuertemente, induciéndose retrasos muy similares en el inicio del movimiento de ambas componentes. Cuando el programa motor se corresponde al agarre del objeto de 0.7 cm, la interacción mutua se desimetriza haciéndose mucho más intensa la acción del canal de transporte sobre la componente de manipulación que la acción inversa. Este hecho conlleva además, un efecto que será más ampliamente comentado en el apartado siguiente. La combinación del proceso descrito anteriormente con la propiedad de que en el modelo, las MGA relacionadas con el

agarre de objetos grandes, ocurren más tarde que las MGA relacionadas con el agarre de objetos pequeños, hace que los instantes de ocurrencia de las MGA en los agarres de precisión ocurran antes que los instantes de ocurrencia de la MGA cuando se efectúan agarres del objeto grande. Estos resultados concuerdan con los obtenidos por Castiello y col (1993). Una tendencia que solo ha sido observada en los datos simulados es que la amplitud de la MGA en la condición parkinsoniana, sea cual sea el tipo de experiencia que se lleve a cabo, se reduce respecto a la amplitud obtenida en la experiencia control. Esto se debe a la degradación en el rango dinámico que sufre la señal de compuerta palido-talámica VL_A (que modula el proceso de formación de la apertura de la pinza durante el movimiento de agarre) en la condición de denervación dopaminérgica.

Experiencias EP. Retraso en el inicio de la componente de Agarre

Como era de esperar, la degradación en el rango dinámico de las señales de compuerta pálido – talámicas en la condición de EP provocan una ralentización generalizada del movimiento en esta condición. Una diferencia adicional entre las simulaciones en condiciones normales y las simulaciones llevadas a cabo en condiciones de EP se encuentra cuando comparamos la ocurrencia del instante de inicio de ejecución de la componente agarre respecto al instante en el que comienza a ejecutarse la componente de transporte. En las experiencias control, el inicio de la fase de manipulación comienza en media 39 ms después de que lo haya hecho la fase de transporte. Por el contrario, en las experiencias EP, este retraso tiene un valor medio de 87 ms.

Una característica interesante de este retraso en las experiencias EP es la diferencia que existe entre experiencias de agarre de precisión y las experiencias de agarre con todos los dedos. En las experiencias EP de agarre de precisión (AP) este retraso tiene un valor medio de 101 ms mientras que este valor es de 73 ms cuando el agarre a realizar se refiere al objeto de mayor tamaño (ATD). Por otro lado, este retraso es el mismo para cualquier tipo de agarre en las experiencias control y es de 39 ms. Estos resultados concuerdan con los obtenidos por Castiello y col (1993) y se resumen y comparan en la Figura 3.20.

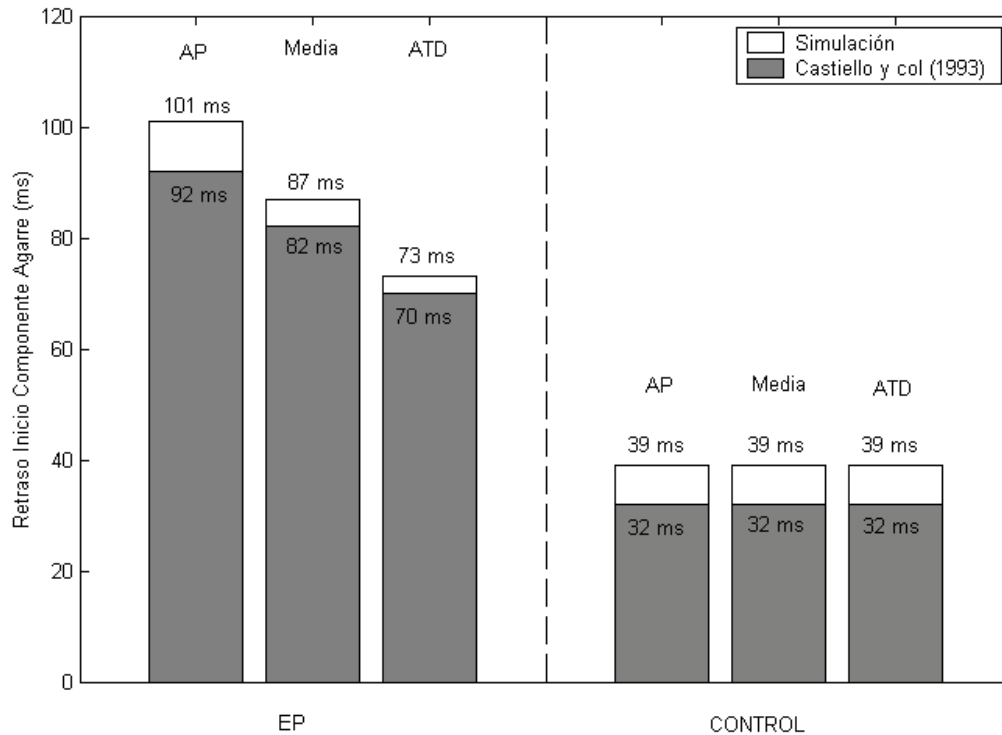


Figura 3.20. Comparación de los retrasos en el inicio de la componente de agarre respecto a la componente de transporte obtenidos con la simulación de nuestro modelo y los datos obtenidos en experiencias similares por Castiello y col (1993).

Discusión de los resultados

El análisis del movimiento de agarre en pacientes parkinsonianos (Castiello y col, 1993; Schettino y col, 2003) muestra que aunque dicho movimiento se lleva a cabo con mayor lentitud que en el caso de pacientes control, no se observan déficits relacionados con el correcto establecimiento de los programas motores necesarios para ejecutar el agarre. Es por esto que en nuestro modelo los programas motores de agarre que se instancian son los mismos tanto en la condición normal como en la simulación de la condición EP, y estos programas motores no aparecen degradados en esta última condición. El modelo incluye pues la hipótesis de trabajo de que en la condición parkinsoniana, todos los efectos que se observan en la ejecución del movimiento de agarre se deben a la degradación de la función de los ganglios basales tras una denervación dopaminérgica.

Es observando el retraso entre el inicio de la componente de manipulación respecto a la componente de transporte donde se detecta un déficit en la coordinación de ambas componentes para la condición EP (Castiello y col, 1993; Scarpa y Castiello, 1994). Estos autores sugieren que atendiendo a estos resultados, es lógico pensar que el

movimiento de agarre está dirigido por dos programas motores independientes que normalmente se ejecutan de manera casi simultánea. Estos mismos autores presentan varias posibilidades para el origen del retraso en el establecimiento de la componente de agarre. Una de ellas, expresada en Castiello y col (1993) como,

“...dados los dos canales de procesamiento neuronal activos en el movimiento de agarre, la anomalía de la función estriatopalidal, causada por una deflexión de dopamina nigroestriatal en la enfermedad de Parkinson, resulta en un déficit en el procesamiento simultáneo de dos programas motores diferentes”

que es la hipótesis que concuerda con los postulados de trabajo que hemos venido utilizando a lo largo de las últimas secciones, a saber, que ciertos aspectos del procesamiento de la información en los distintos submódulos estriatopalidales, se ven críticamente afectados tras una deflexión dopaminérgica. Esta disfunción influye en la capacidad para establecer el orden temporal de las salidas estriatales y como consecuencia, en el establecimiento de rutinas de comportamiento motriz tan estereotipadas como la del movimiento de agarre, que requieren de la implementación simultánea de dos programas motores diferentes.

5.3 *Modelo con perturbaciones*

En este apartado se presenta la integración de los modelos de ganglios basales desarrollados a lo largo de secciones anteriores con el modelo neuronal para la generación y control del movimiento de agarre bajo condiciones de perturbación expuesto en el Capítulo anterior (Figura 2.6). Esta integración se ha llevado a cabo a través del desarrollo de dos modelos. El primero de ellos (Figura 3.21) es equivalente al que muestra la Figura 2.6 salvo que en este caso, ya no tenemos una única señal GO común para ambos procesos. En este modelo se tienen dos módulos ganglio-basales diferentes (Figura 3.16) que generan dos señales talámicas independientes (V_{LA} y V_{LT}) cuya función es la de actuar como dos señales GO ($GO_A = g_{0A} * V_{LA}$ y $GO_T = g_{0T} * V_{LT}$; $g_{0A} = g_{0T}$) diferenciadas. Dichas señales, modulan la ejecución en dos canales VITE independientes de las dos componentes del movimiento de agarre. En este modelo no se introduce red interneuronal estriatal alguna. Como muestra la Figura 3.21, la acción del sistema de reseteo (neurona R) ante la detección de una perturbación del movimiento es sobre las neuronas V_{LA} y V_{LT} (las cuales generan las señales de paso – ganancia palido-talámicas) de una manera similar a la expuesta por la ecuación (2.11) del Capítulo anterior.

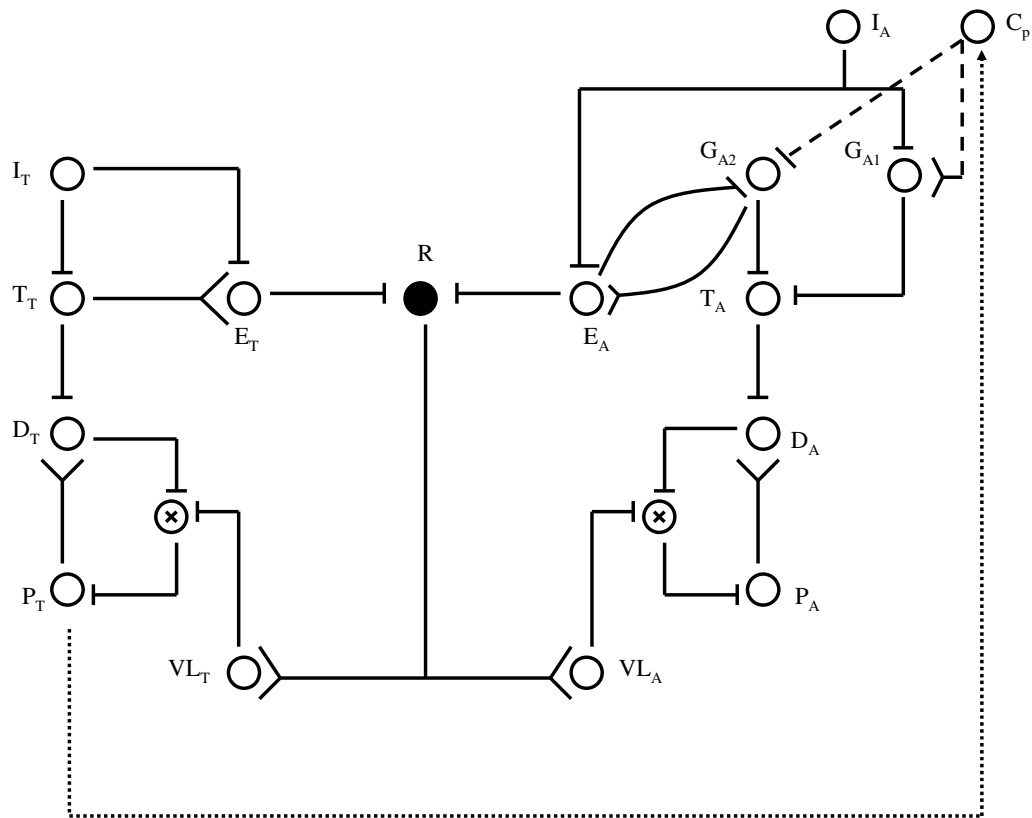


Figura 3.21. Modelo 1 para la coordinación espacio temporal del movimiento de agarre en condiciones normales y en condiciones parkinsonianas.

El segundo modelo (Figura 3.22) consiste en la integración del sistema compuesto por dos módulos ganglio-basales y una red de interneuronas estriales como la expuesta en el apartado 4.2 con el modelo de la Figura 2.6. En esta segunda propuesta se postula una acción de reseteado por parte de la neurona R sobre la actividad de las interneuronas estriales IE en lugar de la acción de reseteado sobre la actividad de los módulos talámicos VL_A y VL_T postulada para el primer modelo. Con estas dos opciones se pretende estudiar el efecto que una deflexión dopaminérgica induce en la dinámica de los dos modelos y comparar dichos efectos con los resultados obtenidos en experimentos psicofísicos llevados a cabo con individuos. Esta comparación, como ya se ha comentado sirve como ventana de validación de las hipótesis que han llevado al diseño de los modelos desarrollados en esta Tesis.

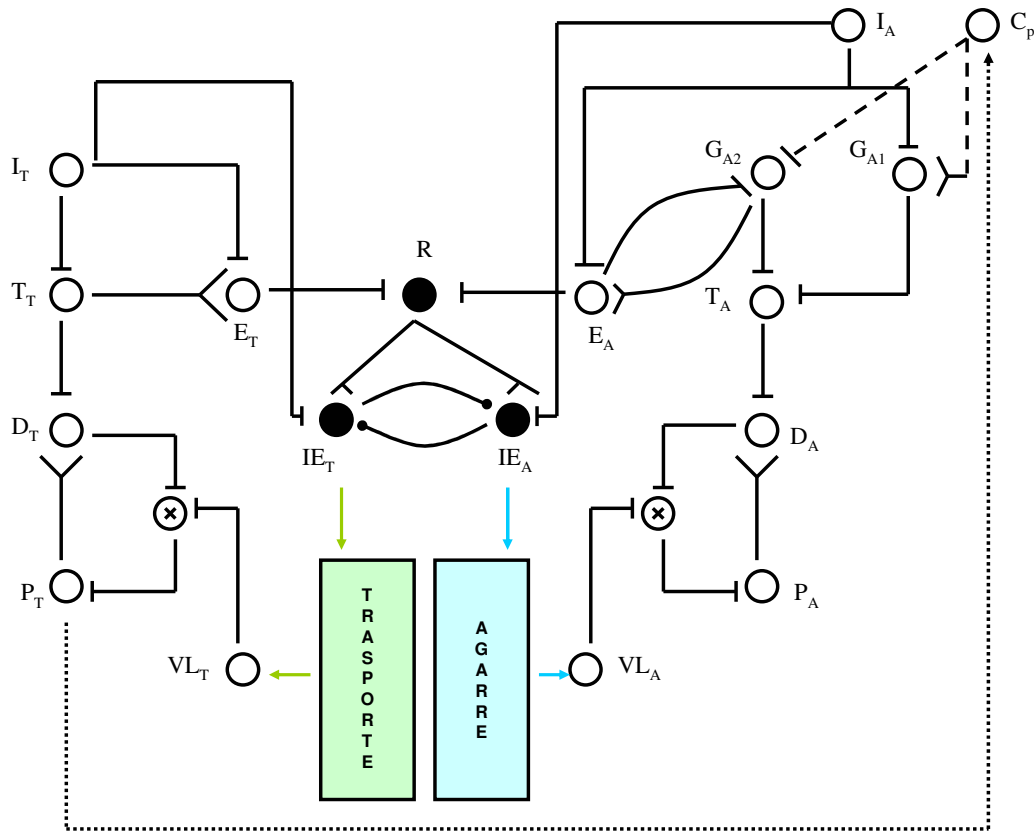


Figura 3.22. Modelo 2 para la coordinación espacio temporal del movimiento de agarre en condiciones normales y en condiciones parkinsonianas.

La ecuación (3.10) se ve modificada en este modelo dando lugar a la ecuación (3.14).

$$\frac{d(IE_k)}{dt} = g_0 \left(-A \cdot IE_k + g_1 (B - IE_k) \cdot (f_a(IE_k) + \phi \cdot I_C) - g_2 (D + IE_k) (IE_j + \eta R) \right) \quad (3.14)$$

donde $\eta = 22$. Por lo demás, la estructura matemática del modelo queda inalterada.

5.4 Simulaciones de los modelos. El movimiento de agarre perturbado en la EP

El modelo de la Figura 3.21 se ha simulado en distintas condiciones de perturbación. En primer lugar se ha simulado un movimiento perturbado sobre la posición del objetivo (Figura 3.23 izquierda). En la simulación la posición inicial objetivo del objeto es $I_T = 30$ cm y en el instante $t = 350$ ms se perturba a un nuevo $I_T = 25$ cm. El objeto tiene un tamaño de 1 cm ($G_{A1} = 35$ mm / $G_{A2} = 10$ mm). La simulación se

lleva a cabo en condiciones no parkinsonianas i.e, $DA = 1$. En las mismas condiciones no parkinsonianas se simulan experiencias de perturbación en el tamaño del objeto (Figura 3.23 derecha). En dichas experiencias la posición del objetivo se sitúa a $I_T = 30$ cm. El objeto a agarrar tiene en principio un tamaño de 1 cm ($G_{A1} = 35$ mm / $G_{A2} = 10$ mm). Durante la ejecución del movimiento, en el instante $t = 370$ ms, perturbamos el tamaño del objeto hacia el agarre de un objeto más GRANDE ($G_{A1} = 45$ mm / $G_{A2} = 20$ mm) o hacia el agarre de un objeto más PEQUEÑO ($G_{A1} = 30$ mm / $G_{A2} = 5$ mm).

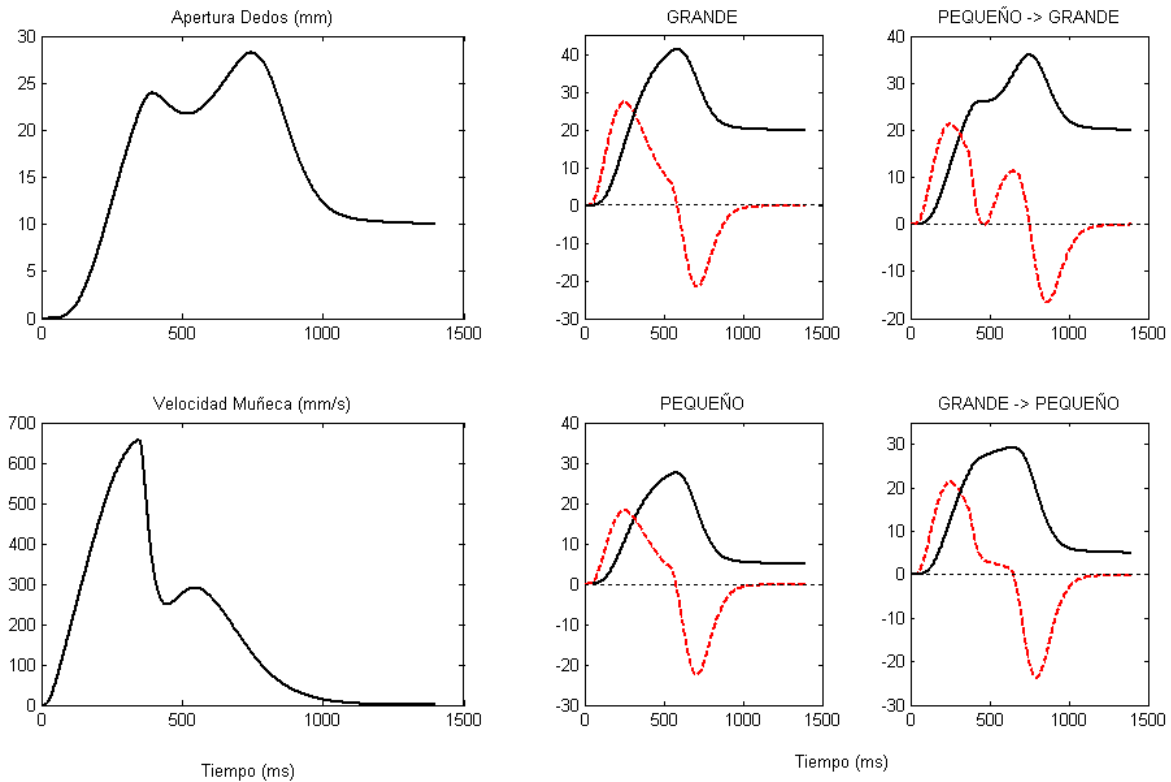


Figura 3.23. Simulación del Modelo 1 en movimientos de agarre con perturbación de la posición del objetivo (izquierda) y en movimientos con perturbación en el tamaño del objeto del tipo PEQUEÑO -> GRANDE y GRANDE -> PEQUEÑO. En la experiencia de perturbación del objetivo se observan las pausas típicas en la apertura de la pinza y en la velocidad de la muñeca. En el centro se muestran los perfiles de apertura y velocidad de apertura del agarre de un objeto GRANDE y de un objeto PEQUEÑO en condiciones de no perturbación. Todas las experiencias se llevan a cabo en ausencia de deflexión dopaminérgica estriatal.

También se ha simulado el modelo de la Figura 3.21 en una situación de doble perturbación, tanto en condiciones parkinsonianas ($DA = 0.7$) como en condiciones normales ($DA = 1$). La experiencia consiste en el agarre inicial de un objeto de tamaño 0.5 cm ($G_{A1} = 30$ mm / $G_{A2} = 5$ mm) situado a 30 cm. Durante la ejecución del movimiento, en $tt = 400$ ms se perturba la posición del objeto hacia $I_t = 35$ cm y en $ta = 420$ ms se perturba el tamaño del objeto a 2 cm ($G_{A1} = 45$ mm / $G_{A2} = 20$ mm). Los resultados se muestran en la Figura 3.24.

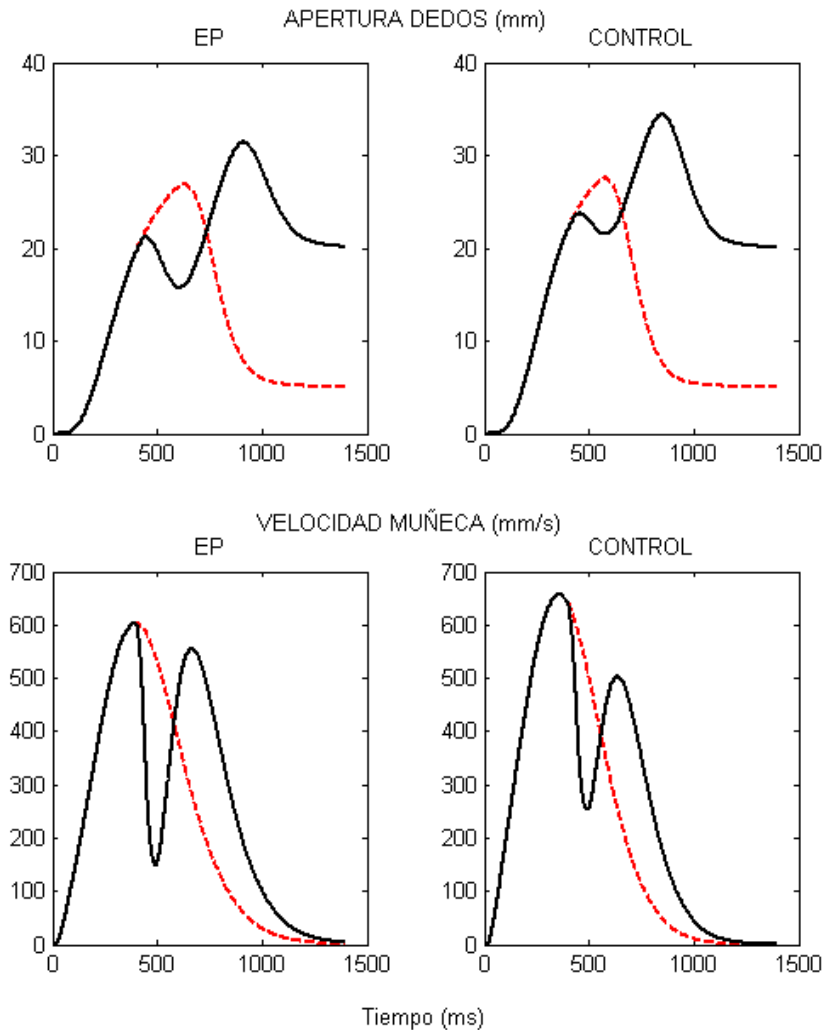


Figura 3.24. Simulación del Modelo 1 en experiencias sin perturbación (discontinua) y con doble perturbación (continua) en condiciones de Control y en condiciones de deflexión dopaminérgica del 30 %.

En una serie de experiencias similares llevadas a cabo con sujetos reales, Castiello y col (1999) notaron que, aparte de un esperado alargamiento en el tiempo de ejecución de las tareas, en el caso parkinsoniano se producía una tendencia hacia la secuencialización del movimiento. Los autores descubrieron que en los casos parkinsonianos tras las pausas inducidas en la cinemática de las dos componentes por la doble perturbación, el inicio del segundo movimiento en la componente de agarre ocurre unos 330 ms más tarde que el inicio del segundo movimiento en la componente de transporte. En el caso de los individuos control, este efecto era inferior a los 100 ms.

La simulación de experiencias similares a las descritas en Castiello y col (1999) llevadas a cabo con el modelo de la Figura 3.21 no ha podido reproducir un efecto como el descrito. En la simulación, cuyos resultados se muestran en la Figura 3.24, el efecto de secuencialización es de 84 ms para las simulaciones CONTROL y de 113 ms para las simulaciones en condiciones de EP, lo cual no concuerda con los resultados descritos en Castiello y col (1999) en lo referente a la condición EP.

Para testear de nuevo la hipótesis de que la tendencia a secuencializar un movimiento con componentes a ejecutar en paralelo, proviene de la degradación en la función de las redes de interneuronas estriatales, hemos simulado las experiencias de perturbación en condición parkinsoniana con el modelo que incluye la dinámica de las redes de interneuronas estriatales expuesto en la Figura 3.22. En esta simulación la doble perturbación se instancia en las dos componentes, en el mismo instante $tt = ta = 300$ ms. Los resultados se muestran en la Figura 3.25. La figura muestra los resultados obtenidos con la simulación del modelo en la situación de CONTROL (izquierda) y en la situación de deflexión dopaminérgica (Figura 3.25 -EP(ii)) y se compara con los resultados de la situación EP obtenida con el modelo de la Figura 3.21 (Figura 3.25-EP(i)).

Con este segundo modelo, la tendencia a la secuencialización del movimiento es mucho más evidente que en el caso anterior y el resultado del efecto detectado en Castiello y col (1999) (desfase entre el inicio del segundo movimiento de transporte y el segundo movimiento de agarre es de 330 ms), en nuestra simulación posee un valor de 311 ms. Los resultados obtenidos en este caso son posibles en base a la dinámica que se induce en las interneuronas estriatales durante las experiencias de deflexión dopaminérgica (Figura 3.26).

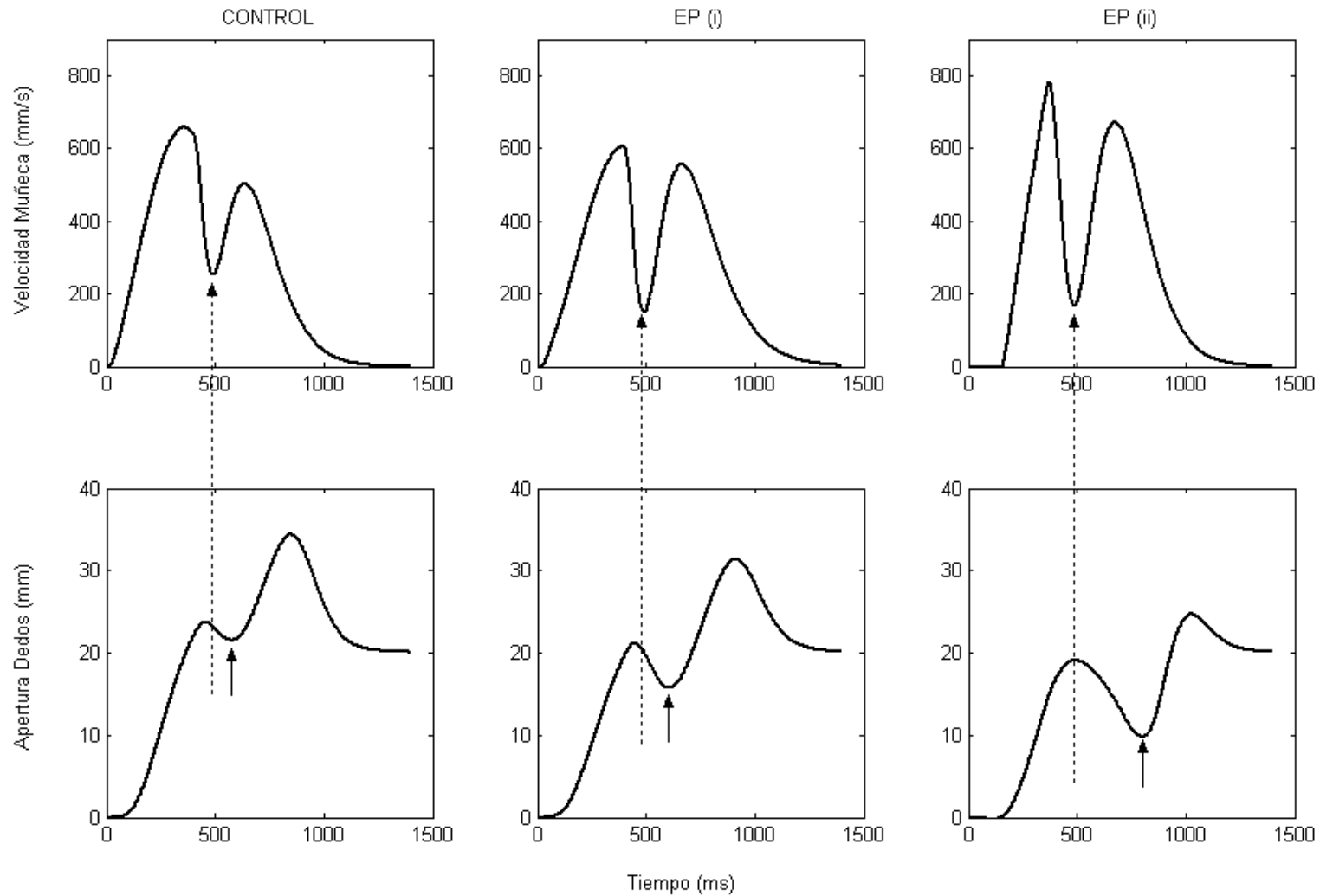


Figura 3.25. Simulación de una experiencia de doble perturbación con el Modelo 2 (Figura 3.22) en condiciones de CONTROL (izquierda) y parkinsoniana (derecha, EP(ii)). En el centro se muestra la misma experiencia en condiciones parkinsonianas (EP(i)) llevada cabo con el modelo 1 (Figura 3.21). Las flechas discontinuas indican el instante de inicio del segundo movimiento en la componente de transporte y las flechas continuas indican el instante de inicio del segundo movimiento en la componente de agarre.

En la parte izquierda de la Figura 3.26 se muestra la actividad neuronal descrita en la ecuación (3.14) y en la derecha puede observarse el efecto modulador que dicha actividad induce sobre las neuronas de proyección estriatal (ecuación (3.13)). Es sobre esta actividad sobre la que se produce una disrupción de la estructura paralela del movimiento, disrupción que tiene los efectos sobre la cinemática de las componentes del movimiento de agarre que muestran en la Figura 3.25.

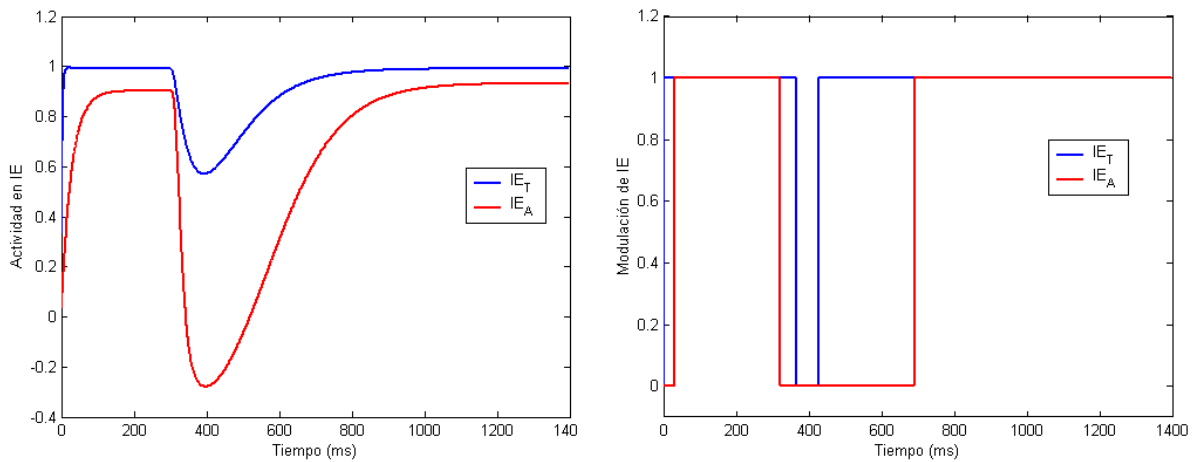


Figura 3.26. Derecha. Actividad neuronal en condiciones EP de las interneuronas IET e IEA durante el movimiento perturbado de agarre mostrado en la Figura 3.25. Izquierda. Modulación del tipo TODO – NADA que ejercen dichas interneuronas sobre las neuronas de proyección del putamen durante la ejecución del movimiento.

Podemos concluir pues que, en los modelos propuestos en este Capítulo, la tendencia a secuenciar el movimiento de agarre en la condición EP, tanto en movimientos perturbados como sin perturbar, se debe a la degradación en la función de la red estriatal de interneuronas que induce una denervación dopaminérgica típica de la EP.

6. Discusión sobre la plausibilidad biológica de los modelos

En este Capítulo se ha abordado el desarrollo de modelos neuronales que constituyen una representación neuronal biológicamente plausible de la acción motora de agarre. La hipótesis central en el desarrollo de estos modelos es que se puede construir una representación neuronal microscópica del movimiento de agarre cuyo contenido puede inferirse a través de un análisis macroscópico del fenómeno. Los modelos que se han desarrollado en este capítulo plasman la organización modular de un comportamiento motriz orientado a objeto tal y como es el movimiento de agarre, en el que la acción resultante se compone de la combinación y coordinación de varias subacciones cada una de ellas asociada aun substrato neuronal distinto.

La idea de la codificación central del estado ‘deseado’ de un sistema efector final que propone un modelo como el VITE (Bullock y Grossberg 1988a,b), ha sido propuesta para el control de varios tipos de movimientos, ej movimientos relacionados con el habla (MacNeilage 1970, Abbs and Gracco 1984), movimientos del brazo (Pelisson et al, 1986) o movimientos de los dedos (Cole and Abbs 1987, Paulignan et al, 1991a, b). La mayoría de los autores mencionados llegaron a sus conclusiones a través de experimentos en los que se producían perturbaciones repentinas durante la ejecución del movimiento. Las correcciones en la cinemática de la trayectoria suelen ser tan rápidas (normalmente menos de 100 ms) que éstas no pueden deberse a una reprogramación del movimiento basada en la detección de error por realimentación. Por el contrario, estos reajustes deben estar basados en un ajuste en bucle abierto del programa motor actualmente en curso sugiriéndose la necesidad de que esta representación central deba ser una estructura dinámica, en el sentido de que ésta, debe monitorizar permanentemente las señales relacionadas con la ejecución del movimiento (ej, propioceptivas) y comparar éstas con las representaciones del objetivo final del movimiento. Cualquier desviación que surja de esta comparación activa de manera inmediata los comandos de control necesarios para corregir dichas desviaciones (Prablanc y col., 1979; Jeannerod 1990; Bullock y Grossberg 1988a,b).

Estudios clínicos con animales y seres humanos implican a redes neuronales distribuidas a lo largo del córtex parietal posterior y del córtex promotor en el proceso de control descrito anteriormente. El córtex parietal está situado ‘detrás de la visión’ (zonas violáceas en Figura 3.27) y ‘antes’ del control sensoriomotor (zonas azul claro para zonas sensoriales y verde para córtex motor primario en Figura 3.27) dentro de la jerarquía de proceso de la información cortical. Se corresponde con las áreas de Broadmann 5 y 7 en el mono y con las áreas 5, 7, 39 y 40 en humanos. Estas áreas poseen funciones diversas tales como la integración de información referente al objetivo y al efector del movimiento durante la planificación de movimientos oculares sacádicos,

movimientos de alcance y movimientos de agarre (Mendendorp y col, 2005), para establecer las transformaciones visuomotoras necesarias para transformar la información visual o sensorial acerca del objetivo en los comandos motores adecuados para la ejecución de movimientos de alcance y de agarre (Mascaro y col, 2003; Cohen y Andersen, 2002). Existen distintas áreas del PPC que reflejan actividad neuronal relacionada con la planificación y monitorización del movimiento en curso, con cada una de éstas áreas asociadas a distintos tipos de movimientos (el área LIP para movimientos sacádicos de los ojos, PRR para el alcance y el área intraparietal lateral, AIP para el agarre, Figura 3.27) y aunque el mecanismo para el control de la configuración de la mano y el mecanismo para el transporte de la misma se encuentren muy cercano el uno del otro en el PPC, éstos pueden dissociarse induciendo determinadas lesiones (Jeannerod y col, 1994, Jeannerod, 1994). Desmurget y col (1999) han propuesto que neuronas situadas en regiones concretas del PPC podrían computar, empleando para ello una representación interna de la localización instantánea del efector que se compara con la representación espacial interna del objetivo para la mano (en PRR) y de la apertura y configuración de la misma (en AIP), un error dinámico que sería posteriormente usado por centros motores en el córtex primario (área 4) para generar la trayectoria de la mano y de los dedos durante el movimiento de agarre. Los resultados de Desmurget y col (1999) dan soporte a la noción de que el PPC actúa como una red distribuida de “comparadores neuronales” que permiten computar en áreas concretas del propio PPC, una suerte de errores motores instantáneos que permiten actualizar los patrones de activación muscular relacionados con la finalización de las tareas de alcance, agarre o movimientos oculares en curso. El PPC tiene acceso representaciones espaciales internas acerca de la posición de los objetivos en coordenadas centradas en el cuerpo. Además, puede evaluar la localización espacial actual de la mano o la apertura y configuración de la misma por medio de la integración de señales propioceptivas procedentes de áreas corticales somatosensoriales y de copias eferentes de áreas motoras. Finalmente, el PPC puede influenciar el programa motor en curso implementado en áreas motoras y promotoras a través de proyecciones directas e indirectas hacia dichas áreas. La actividad de estas neuronas del PPC (área 5 y 7 para el alcance y áreas 39 y 40 para el agarre) es similar al tipo de cómputo que llevan a cabo las neuronas D_i en el modelo VITE que es la base de los modelos desarrollados en este capítulo.

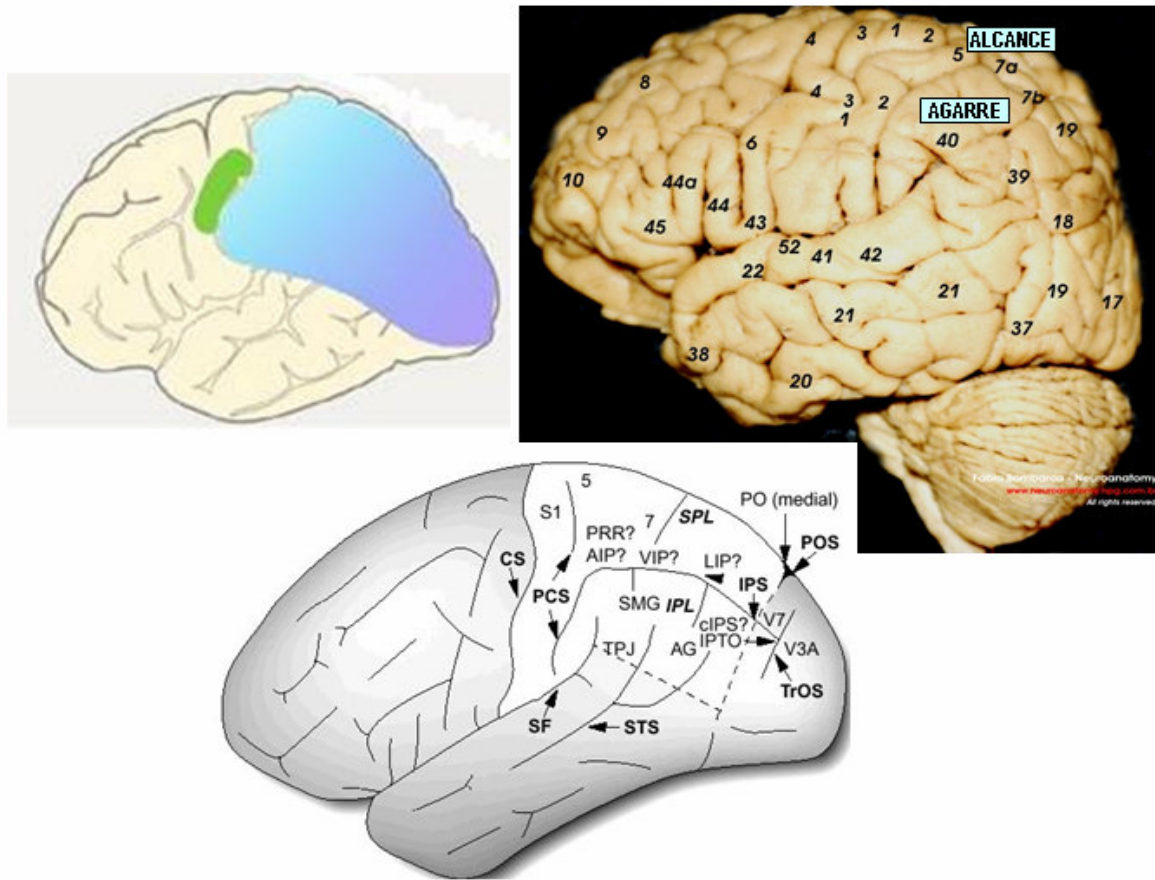


Figura 3.27. Arriba derecha. Áreas de Brodman asociadas al alcance y agarre en humanos. Arriba izquierda. Gradación en la especialización de las redes neuronales del córtex parietal. Desde la visión (violeta) hacia la propiocepción e información táctil (azul celeste). Abajo. Nomenclatura de las zonas especializadas del córtex parietal posterior en humanos.

En cuanto los modelos en los que se ha introducido la dinámica de los circuitos neuronales de los ganglios basales en aras de reproducir los efectos de la Enfermedad de Parkinson en tareas de agarre, se debe remarcar el hecho de que dichos modelos se han diseñado bajo la hipótesis de que los ganglios basales juegan un papel marginal en la especificación de los parámetros del movimiento⁷. La función asignada a estos circuitos en nuestros modelos, es la de ejercer una modulación específica sobre los canales neuronales en los que se lleva a cabo la implementación del movimiento. La función y forma de dicha modulación es la que se ve degradada en la condición parkinsoniana, induciendo los déficits observados en la ejecución del movimiento. En otras palabras, en nuestros modelos, las deflexiones dopaminérgicas típicas de la EP no influyen en el proceso de especificación de los programas motores de agarre,

⁷ Es decir, los ganglios basales no intervienen en la especificación de los objetivos para el movimiento de la muñeca, ni en la especificación sobre el valor de la MGA ni sobre el valor de la apertura final de la pinza previa al agarre.

inalterados durante la condición parkinsoniana (Castiello y col, 2000). En estos modelos se asume que el proceso de especificación de los programas motores de agarre, se produce a través de la interacción entre una serie de redes neuronales distribuidas a lo largo del córtex parietal posterior, el córtex premotor y el córtex motor. La naturaleza de éstos programas motores y los procesos que llevan a su establecimiento serán tratados en capítulos posteriores.

Respecto a los modelos de interacción entre distintos canales ganglio-basales a través de redes distribuidas de interneuronas estriatales propuestos en este Capítulo y sobre cuyas bases biológicas se ha discutido ampliamente a lo largo de apartados anteriores, éstos constituyen, desde nuestro punto de vista, un intento válido de aunar conocimientos provenientes de la neurofisiología y anatomía estriatal (Bergman y col, 1998; Koos y Tepper, 2002; Blázquez y col, 2002) en un modelo matemático dinámico simple capaz de reproducir los patrones cinemáticos característicos del movimiento de agarre ejecutado por pacientes con EP. Aún así no deja de ser necesario comentar la posibilidad de implementar modelos alternativos de interacción entre distintos submódulos estriatales distintos a los planteados (Figura 3.12 y 3.13) como por ejemplo el tipo de interacción que se muestra en la Figura 3.28. Esta alternativa propone estudiar los mecanismos de coordinación inter-modulares solamente a través de la acción de las interneuronas colinérgicas del estriado. La base de esta propuesta es la posibilidad realmente grande de que dichas interneuronas posean grandes arborizaciones a lo largo de todo el estriado, pues pese al reducido número de interneuronas colinérgicas estriatales, el neurotransmisor acetilcolina se encuentra abundante y uniformemente distribuido a lo largo de todo el estriado.

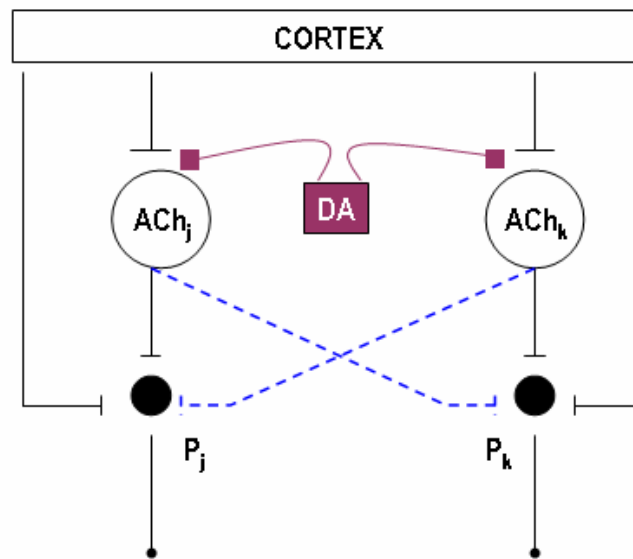


Figura 3.28. Modelo alternativo al de la Figura 3.12 de interacción entre canales estriatales

Estas alternativas deben complementarse con modelos más detallados sobre el papel de las interneuronas estriatales en la construcción de rutinas de comportamiento motriz tales como el movimiento de agarre (Kimura y col, 2003). Existe una similitud sorprendente entre la organización de los circuitos cortico – ganglio – basales y la arquitectura neuronal de Mezcla de Expertos (Jacobs y col, 1991, Jacobs y Jordan 1993 Figura 3.29). En nuestra opinión, las TANs podrían tener la función de modular las redes cortico-ganglio-basales codificando las consecuencias sensoriales que la implementación de una o varias acciones paralelas conllevan o, de otra manera, codificando la probabilidad de obtener éxito implementando cierto conjunto de acciones. De esta manera las TANs pueden asociarse a ciertos módulos en un modelo neuronal para el aprendizaje de tareas que posee una gran similitud estructural con los bucles cortico – basales. En el caso de que las TANs reciban señales que informen a la red estriatal sobre el estado actual de las respuestas sensoriales ante las acciones que se están ejecutando, las señales de las TANs podrían poseer la función específica de codificar estados de ‘disposición a dar una respuesta’ ante determinado contexto. Bajo este punto de vista, la red interneuronal de TANs en el estriado podría establecer una serie de valores probabilísticos basados en la experiencia previa y asociados a las distintas acciones potencialmente ejecutables. Estos valores probabilísticos computados por las TANs modularían el contenido de la respuesta total del sistema. Dicho contenido consistiría en una combinación, ponderada por esos valores probabilísticos, de las distintas acciones independientes que pueden conformar una acción orientada a objeto tal como el movimiento de agarre.

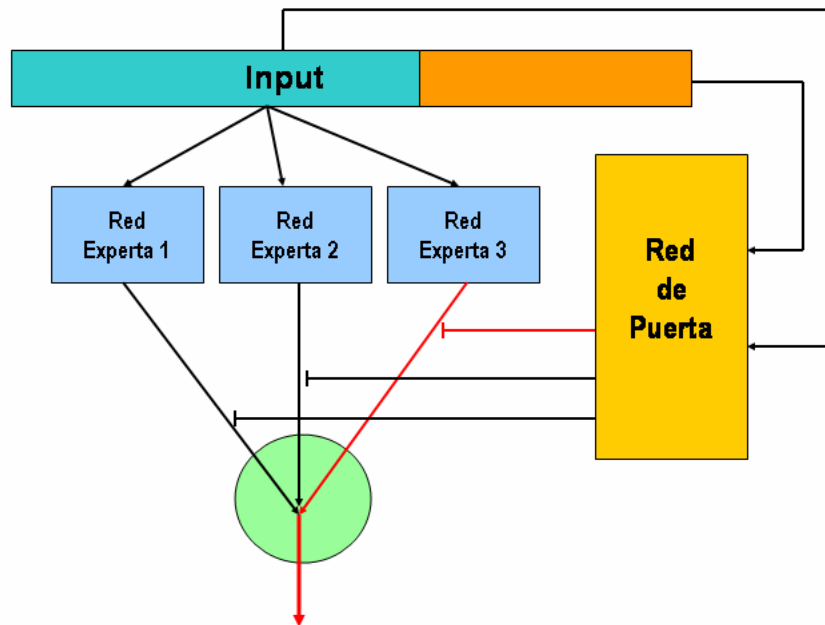


Figura 3.29. Interpretación de la red estriatal y los canales paralelos de los ganglios basales en el contexto de la arquitectura computacional de Mezclas de Expertos.

Capítulo 4

Modelo Neuronal para la Coordinación del Gesto Manual durante el Agarre.

1. Introducción

En este capítulo, se comienza con el proceso de transferencia tecnológica del método del modelado neuronal. Dicho proceso, pretende el desarrollo y adecuación de los modelos desarrollados en el capítulo anterior, a la consecución de algoritmos de control de relativamente fácil implementación sobre plataformas robóticas antropomorfas. En el capítulo, se desarrolla un modelo neuronal para la coordinación del movimiento de agarre, en el que los modelos de efectores finales de los movimientos son antropomórficamente realistas. Se aborda, a partir de los resultados de experiencias psicofísicas expresamente diseñadas y desarrolladas para esta Tesis Doctoral, el desarrollo de un modelo biológicamente plausible para la reducción de la dimensionalidad en el problema del control y coordinación del gesto de la mano, durante el movimiento de agarre. El modelo incluye el diseño de una estrategia que permite un control coordinado muy simple de la configuración de todos los dedos de la mano durante el agarre, con un gran realismo en las trayectorias cinemáticas de las articulaciones de los dedos a lo largo del movimiento. Esta estrategia o ley de control se basa en trabajos presentes en la literatura y en los resultados de experimentos llevados a cabo en esta Tesis Doctoral que miden, mediante guantes de datos *CyberGlove*, los patrones de coordinación interdigitales durante el agarre. Los resultados de estas experiencias sustentan la noción de la existencia de un control sinérgico de todos los dedos durante el agarre. En este esquema de control, solamente se necesitan dos parámetros para definir la evolución de la configuración de la mano durante la ejecución de la tarea. Esta estrategia permite establecer representaciones neuronales biológicamente plausibles a lo que ha venido en denominarse como una

Biblioteca de Gestos consistente en una serie de primitivas motoras que definen la preconfiguración de una mano antropomorfa durante el agarre. Las capacidades del modelo se comentan y discuten ampliamente haciendo uso de la simulación. El modelo puede proporcionar predicciones valiosas para su validación experimental al nivel de comportamiento motriz y puede ser fácilmente implementado como planificador de posturas de agarre en una mano robótica antropomorfa genérica.

2. Planificación de la postura de una mano antropomorfa en una tarea de agarre.

Trabajando en el desarrollo de controladores robóticos insertados en sistemas que se desenvuelvan en entornos desconocidos, los investigadores en robótica deben afrontar muchos problemas similares a los que se enfrentan los investigadores en el comportamiento motriz humano y de primates superiores: cómo puede un sistema artificial coordinar varios grados de libertad tal y como lo hace un cerebro; cómo se perciben los objetos cuando éstos son objeto de acciones orientadas hacia su utilización y cómo se produce la planificación de esas acciones orientadas a objeto. Desde ese punto de vista, la comprensión del movimiento de agarre humano se ha convertido en un foco de interés para muchos investigadores en robótica que pretenden desarrollar sistemas de control capaces de llevar a cabo de manera precisa acciones de manipulación con manos robóticas antropomórficas o manos protésicas. El tópico de tratar de mimetizar la flexibilidad y destreza que exhiben los humanos en este tipo de tareas ha inspirado la actividad de numerosos investigadores en los últimos treinta años. Del enorme espectro de problemas relacionados con el uso de la mano, la correcta definición de una postura de agarre asociada a un objeto determinado ha sido uno de los que más han estimulado la investigación ya que implica el cumplimiento de un gran número de restricciones que no están únicamente relacionadas con la estructura del objeto y de la mano sino que también existen restricciones referentes a ciertos requerimientos que impone la tarea y el estado del entorno. Existen varios puntos que hacen de esta tarea un a labor compleja. El primero se relaciona con la naturaleza diversa y la cantidad de información que es necesario procesar a la hora de llevar a cabo una tarea de agarre. La segunda dificultad surge de la existencia de distintas formas en las que un objeto se puede agarrar y de la necesidad de elegir entre varios tipos de agarre posibles en base a información relacionada con el objeto, con la tarea y con el entorno.

Desde el punto de vista de la neurobiología, el control del movimiento de agarre se divide en dos etapas. La primera de ellas consiste en la preconfiguración de la mano antes del contacto con el objeto. El control de esta etapa es un proceso guiado

visualmente en el que el circuito cortico-subcortical constituido por el área parietal AIP, el área premotora F5 y el área motora F1 interaccionan con los ganglios basales a la hora de ejecutar el movimiento (ver Capítulo 3). La segunda etapa consiste en el ajuste del agarre tras el contacto con el objeto. El control de esta segunda etapa es un proceso guiado por información táctil en el que interviene el circuito cortical constituido por el córtex premotor y las áreas parietales 2 y 5. Además, las propiedades de procesamiento bimodales de ciertas neuronas parietales de las áreas 5 y VIP son de importancia crucial a la hora de combinar estas dos etapas diferenciadas por la naturaleza visual o táctil de la información que sirve como guía para su ejecución.

Basándonos en este hecho, en este capítulo, hemos asumido que el control de una mano robótica antropomorfa se compone de varias subtareas parciales que pueden clasificarse de acuerdo a operaciones relacionadas con la preconfiguración de los dedos u operaciones asociadas a la síntesis del agarre. La preconfiguración del agarre es una tarea orientada a objeto en la cual debido al elevado número de grados de libertad involucrados en una mano antropomorfa, es prácticamente imposible generar los puntos de contacto adecuados desde una simple descripción del objeto a ser agarrado, la mano y la tarea. De esta manera, desde un punto de vista de la ingeniería, sería recomendable y útil abordar esta tarea reduciendo el número de grados de libertad efectivos. En este Capítulo, en primer lugar exploraremos si esta propiedad deseable para un planificador de preconfiguración de agarre posee un sustento biomecánico y neurológico consistente. En caso de que la respuesta sea positiva, emplearemos como guía de diseño para nuestro modelo, las bases neuronales que sustenten este comportamiento. En esta Tesis Doctoral no se aborda la segunda fase relacionada con el agarre de un objeto, que en términos robóticos está relacionada con lo que hemos denominado síntesis del agarre. La síntesis del agarre está constituida por ajuste fino de la postura de agarre una vez que el objeto ha sido agarrado y en robótica se aborda generalmente por medio de procedimientos de optimización de criterios basados en la estabilidad del agarre (Pons y col, 1999; Kerr y Roth, 1986; Gorce y Fontaine 1996; Woelfl y Pfeiffer, 1995).

Se han establecido varias clasificaciones para los tipos de acción prensil humana (Napier 1956, Iberall 1997) que recurrentemente han sido utilizadas a la hora de diseñar soluciones al problema de la planificación del gesto de agarre. Ingenieros, matemáticos y científicos de la computación y del comportamiento han diseñado conjuntamente diferentes arquitecturas computacionales que llevan a cabo el mapeado entre la información de entrada y el comportamiento prensil observado en los humanos. Estos sistemas han sido diseñados empleando técnicas de programación de inteligencia artificial y sistemas expertos (Cutkosky 1989; Cutkosky y Howe 1990; Iberall 1987; Iberall y col 1988; Kang e Ikeuchi 1997). Recientemente ha surgido otro tipo de

aproximación al problema. Esta nueva aproximación está basada en la utilización de redes neuronales para aprender el mapeado entre la forma de un objeto y una configuración concreta de la mano o cierto tipo de agarre, (Kuperstein 1991; Uno y col, 1995; Taha y col, 1997). Los estudios previos enfatizan la correspondencia entre un objeto y una forma de la mano. Se puede argumentar que una misma postura de agarre puede emplearse para el agarre de dos objetos bien distintos y que el factor más importante a tener en cuenta cuando se aborda el agarre de un objeto consiste en identificar sus elementos ‘agarrables’ en lugar de considerar su forma general. Siguiendo esta línea de argumentación, estos elementos ‘agarrables’ de un objeto han sido denominados características agarrables por Moussa y Kamel (1998) o ‘*affordances*’ de agarre por Fagg y Arbib (1998). Si un modelo neuronal puede adquirir una representación de las *affordances*, entonces este modelo neuronal puede manejar un mayor número de posibles situaciones y por lo tanto ofrece mayor flexibilidad a la hora de planificar el agarre de un objeto. Además, con un sistema de éstas características se facilita la integración acerca de los requerimientos de la tarea a través de la selección adecuada de elementos agarrables (si queremos beber de un vaso, en vez de agarrarlo desde arriba, en cuyo caso, la *affordance* seleccionada sería la circunferencia de su abertura principal, lo que hacemos es agarrarlo por el costado, que en sí constituye una *affordance* distinta). Moussa y Kamel (1998), siguiendo esta aproximación han propuesto una arquitectura computacional capaz de aprender una serie de reglas de agarre denominadas ‘*funciones de agarre genéricas*’. Un conocimiento sobre el agarre como éste puede ser posteriormente empleado como primera aproximación en la planificación de un movimiento de agarre, aproximación que más tarde debe refinarse empleando una estrategia local de síntesis de agarre tras el contacto con el objeto.

En este capítulo nos centramos principalmente en el desarrollo de un modelo neuronal cuya dinámica establezca la evolución de unas representaciones neuronales biológicamente plausibles para los programas motores de agarre durante la ejecución de acciones orientadas a objetos, dejando los aspectos relacionados con el aprendizaje de esos programas motores para capítulos posteriores. El objetivo principal de este capítulo puede subdividirse en una serie de subtareas que se han acometido con el objeto de conseguir nuestro propósito:

¹ A falta de un término que traduzca correctamente el concepto ‘*affordance*’, nosotros lo emplearemos con el siguiente significado: ‘*Affordances*’ son las propiedades fundamentales percibidas de un objeto, que determinan las distintas maneras en las que ese objeto puede ser utilizado. Por ejemplo, una taza de té posee una serie de propiedades (*affordances*) que hacen que dicho objeto pueda ser objeto de distintas acciones de agarre orientadas hacia él. Los programas motores que se deben instanciar a la hora de agarrar esa taza por su parte cilíndrica con la intención de ser simplemente trasladada de un punto a otro del espacio no serán los mismos a los que se intancien si esa taza se agarra por el asa con la intención de sorber el líquido interior.

- a) *Análisis y síntesis de gestos de la mano.* Este objetivo específico trata de identificar el número efectivo de grados de libertad involucrados en la configuración total de la mano durante el movimiento de agarre. Se trata de extraer los parámetros cinemáticos apropiados que permitan sintetizar las representaciones neuronales correctas a la hora de describir la evolución temporal de los programas motores involucrados en la preconfiguración de la mano durante el agarre. El análisis de componentes principales de posturas (Santello y Soechting, 1997; Santello y col, 1998) y gestos completos de la mano (Mason y col, 2001; Santello y col, 2002) durante movimientos de agarre se emplea como herramienta para desarrollar una parametrización apropiada de estos programas motores.
- b) *Desarrollo de una Biblioteca de Gestos.* Se postula que el movimiento de preconfiguración de los dedos de la mano puede entenderse en términos de una *Biblioteca de Gestos*, constituida por una serie de primitivas motoras para varios tipos de agarres orientados a objeto. Este objetivo concreto se centra en el estudio de las representaciones neuronales dinámicas de éstas primitivas motoras.
- c) *Desarrollo de una red neuronal cortico – subcortical para el agarre.* Este objetivo en concreto trata de integrar la *Biblioteca de Gestos* con las redes neuronales para la coordinación del alcance y el agarre desarrollados en el capítulo anterior. Los gestos de la mano que se obtienen de este modelo incluyen la modulación de las componentes gesturales por parte de los requerimientos de la tarea (ej, en un agarre de precisión, el agarre de un lápiz vs el agarre de una moneda)

3. Experimentos con CyberGlove. Análisis y Síntesis del gesto de agarre.

Para realizar el análisis de los gestos manuales que nos permita identificar el número efectivo de grados de libertad involucrados en la configuración total de la mano durante el movimiento de agarre, y posteriormente, sintetizar en un modelo una descripción reducida de la acción de agarre con una mano antropomorfa, se han llevado a cabo una serie de experiencias de captación movimientos de agarre con un guante CyberGlove. Con estas experiencias, se pretende extraer de los datos obtenidos, una serie de parámetros cinemáticos que posteriormente permitan sintetizar un conjunto

reducido de unidades funcionales motoras capaces de describir la evolución temporal de la postura de la mano durante el agarre.

La idea de éstas experiencias proviene del punto de vista emergente y con cada vez más evidencias experimentales de que el Sistema Nervioso Central (SNC) emplea *sinergias* a la hora de simplificar el control de la mano durante acciones orientadas a objeto. Recientemente, Santello y Soechting (1997) y Santello y col (1998) han demostrado que la postura estática de agarre de un objeto puede ser descrita empleando para ello un número reducido de sinergias posturales. Estas sinergias pueden definirse como una configuración espacial o 'primitiva' de la forma de la mano común para una diversidad de tareas. A través del análisis de componentes principales, Santello y Soechting (1997), Santello y col (1998) han mostrado que las dos primeras componentes principales son suficientes para describir aproximadamente el 85 % de la varianza de los datos. En el momento en el que los experimentos desarrollados en esta Tesis Doctoral se estaban llevando a cabo, los resultados de experiencias similares llevadas a cabo por Santello y col (2002) y Mason y col (2001) se publicaban con dos meses de diferencia. En estas experiencias, al igual que en los experimentos llevados a cabo en esta Tesis Doctoral, se analizaba la presencia de sinergias posturales que contribuyesen a la evolución de la forma de la mano durante el agarre. Los resultados de los dos estudios mencionados anteriormente así como los resultados de nuestras experiencias coinciden en que, más que dos o más tipos de agarre discretos, la postura de la mano durante el agarre se describe a través de la evolución temporal continua de unos parámetros que 'pesan' o ponderan la influencia que sobre la postura actual de la mano poseen un número reducido de autoposturas o sinergias posturales. En estos términos, las autoposturas o sinergias no deben entenderse o hacerse corresponder con tipos de agarre particular. Mas bien debemos entender estas sinergias como patrones o esquemas motores que controlan aspectos globales de la postura de la mano tales como la apertura o el grado de curvatura de los dedos. La ponderación temporal de estas sinergias es la que define una forma concreta de la mano en un instante determinado en la evolución del movimiento y se demuestra que esta forma de la mano evoluciona de manera continua a lo largo del movimiento de agarre de una forma que es única para cada objeto. Tanto los estudios de Santello y col (2002) y Mason y col (2001) cómo los nuestros muestran que la ponderación temporal de estas sinergias define la forma de los dedos en el agarre de una manera mucho más precisa que el escalamiento lineal de la apertura máxima con el tamaño del objeto propuesto en Jeannerod 1984, Chieffti y Gentilucci, 1993; Marteniuk y col, 1990; y Paulignan y col 1990. Estos resultados confirman y expanden descubrimientos previos relativos a que la forma de la mano evoluciona gradualmente a través del movimiento (Santello y Soechting 1998) y apuntan al hecho de que estas sinergias pueden tener un correlato neuronal relacionado con un esquema de simplificación para el control de la mano usado por el SNC durante

acciones de agarre orientadas a objeto (comunicación personal con el Dr Marco Santello).

3.1 Métodos de las experiencias

3.1.1 Paradigma experimental y procedimientos

En las experiencias han participado cuatro adultos (3 varones y una mujer, de edades comprendidas entre los 27 y los 37 años) sin ningún historial de problemas neurológicos o musculoesqueléticos. Todos ellos eran diestros según determina el Edimburg Handeness Inventory (Oldfield, 1971) sin ninguna disfunción manual.

Durante cada ensayo, los sujetos inicialmente permanecían sentados frente a una mesa con su mano derecha próxima al pecho (el codo flexionado unos 90° de manera que la posición inicial fuese cómoda), con la muñeca sobre una marca en 'X' dibujada cerca del borde de la mesa y con una postura inicial de los dedos cerrada. En todos los ensayos el objeto a ser agarrado se situó a una distancia de 40 cm de la marca 'X' del borde de la mesa sobre el plano mediosagital del sujeto.

Antes de cada ensayo, el sujeto posee visión completa del objeto y de la mano y el experimentador no le instruye sobre una manera concreta de ejercer el agarre final sobre el objeto en cuestión. Cada ensayo comienza con la orden de inicio del experimentador que simultáneamente pulsa el botón de inicio del sistema de captura de datos. El sujeto comienza la tarea de agarre hasta que completa el agarre del objeto y 3 segundos después de dicho agarre recibe la orden de soltar el objeto. Tras este proceso, el sujeto vuelve a la posición inicial y espera la orden de inicio del ensayo siguiente. Los ensayos están lo suficientemente espaciados en el tiempo para ejecutar tranquilamente la tarea de reposicionamiento a la configuración inicial. Cada sujeto completó 5 ensayos por cada uno de los objetos (16 en total) presentados.

A todos los sujetos se les presentó el mismo conjunto de 16 objetos de la vida diaria (Tabla 1). La idea es tener un conjunto de objetos que abarque una gran variedad de formas y tamaños para conseguir una caracterización amplia de la modulación que sufre la postura de la mano con la geometría del objeto.

La postura de la mano en los ensayos se midió empleando los 15 sensores insertados en un *CyberGlove* (Figura 4.1) (CyberGlove, Virtual Technologies, Palo Alto, CA). Medimos los ángulos en las articulaciones metacarpiales (MCP) y proximales (PIP) de los cuatro dedos de la mano así como los ángulos de abducción (ABD) entre dedos adyacentes. Para el pulgar medimos el ángulo en las articulaciones MCP e IP así como la abducción entre pulgar e índice y la rotación del pulgar a lo largo de la palma (ROT).

La extensión en los MCP y PIP de los dedos se define con descensos en el valor del ángulo medido, de manera tal que con los dedos totalmente flexionados su valor es de $\sim 90^\circ$. En cuanto a la abducción, incrementos positivos de la ABD entre el índice y el medio indican que el ángulo entre estos dedos crece, lo mismo ocurre para la ABD entre el dedo medio y el anular y descensos en el valor de la ABD entre el anular y meñique indican un aumento de la separación entre estos dedos. En el pulgar, aumentos en el valor del ángulo ROT implican rotación interna del pulgar (el pulgar se ‘mete’ bajo la palma) y los descensos en ese valor significan que el pulgar se abre desde la palma hacia fuera. La resolución espacial del guante es $< 0.5^\circ$ y la señal se capta a 112 muestras/segundo. El dispositivo se encontraba conectado mediante cable RS-232 a los puertos serie de una estación de trabajo Silicon Graphics SGI/Octane SSE (SGI, Inc) donde se almacenaban los datos para su posterior procesamiento.

Tabla 1. Lista de objetos empleados en las tareas

#	Descripción
1	CD de música
2	Bote de refresco
3	Bombilla
4	Pelota pequeña
5	Mando a distancia
6	Cuchillo
7	Cenicero
8	Casete de música
9	Ratón de ordenador
10	Bolígrafo
11	Paquete de cigarrillos
12	Cinta de video VHS
13	Teléfono móvil
14	Vaso
15	Taza con asa*
16	Mechero

*Este es el único objeto sobre el cual se especifica una manera de agarrarlo en los ensayos. Este objeto debía ser agarrado por el asa.

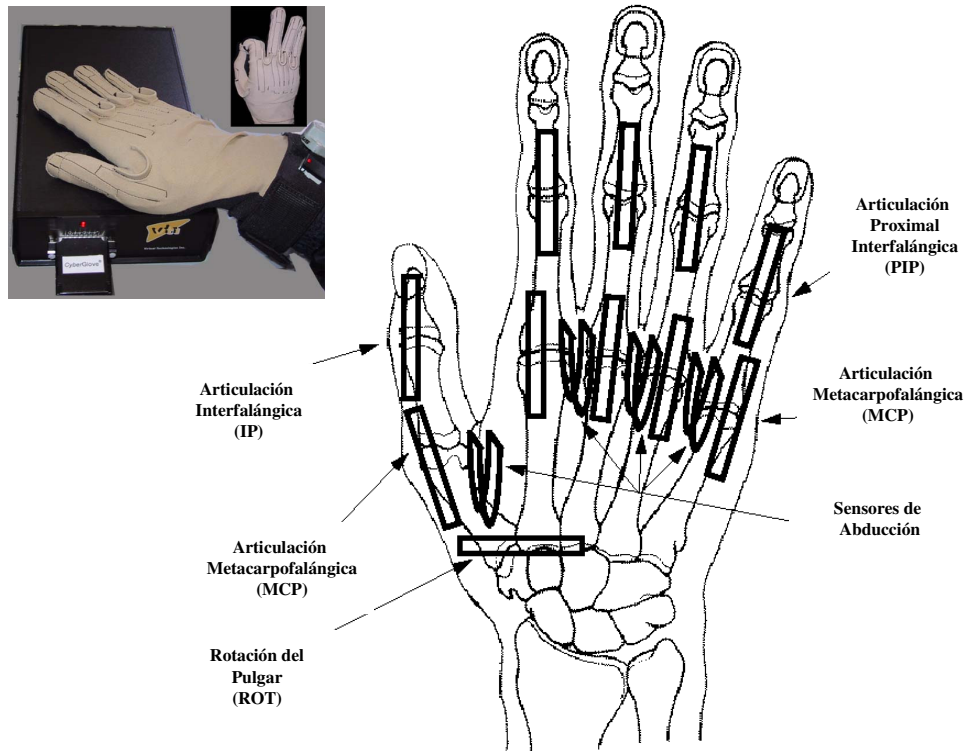


Figura 4.1. Dispositivos que conforman el sistema de captación de datos y posición de los sensores sobre el Cyberglove.

3.1.2 Análisis de los datos

Para analizar la evolución de la postura de la mano a lo largo de distintas tareas de agarre se han analizado los datos obtenidos con nuestro aparato mediante la técnica de descomposición en valores singulares (SVD, Hendler y Shrager, 1994). Al igual que la técnica de análisis por componentes principales (Glaser y Ruchkin, 1976), el SVD reduce los datos a una combinación lineal de ‘posturas ortogonales’ o autoposturas de manera que la varianza de los datos que explican las autoposturas de mayor orden se reduce progresivamente. Una ventaja del SVD es que permite obtener información acerca de la evolución temporal de la postura de la mano. La computación del SVD se basa en la matriz X ($N \times 15$) en la que N es el número de muestras tomadas en un ensayo y 15 se refiere al número de sensores que toman datos acerca de la postura de la mano. La matriz X se descompone posteriormente en tres matrices U , Σ y V de la forma,

$$X = U \cdot \Sigma \cdot V^T \quad (4.1)$$

en donde cada columna j de la matriz U ($N \times N$) se corresponde a la evolución temporal de la ponderación de la autopostura j definida por el análisis SVD, cada columna k de la matriz V (15×15) se corresponde a la autopostura k y la matriz Σ ($N \times 15$) es una matriz diagonal en la que cada elemento de la diagonal σ_k se corresponde al autovalor asociado al par autopostura – ponderación temporal. Estos elementos se ordenan de mayor a menor (i.e. $\sigma_k > \sigma_{k+1}$). Estos autovalores indican la cantidad de varianza que una determinada autopostura abarca. La varianza que abarca una autopostura k se obtiene de la siguiente manera,

$$Var(k) = \frac{(\sigma_k)^2}{\sum_{m=1}^M (\sigma_m)^2} \quad (4.2)$$

donde $M = 15$. El análisis de SVD se llevó a cabo para cada uno de los 5 ensayos que cada sujeto realizó con cada uno de los 16 objetos del experimento. La idea es analizar el grado de semejanza entre las autoposturas que se obtienen para los distintos agarres y si esas autoposturas son coherentes para todos los sujetos. Para ello se ha calculado el error RMS entre las autoposturas generadas a lo largo de las 16 tareas para cada uno de los sujetos y posteriormente ese error se ha promediado. Además se han promediado las autoposturas que cada sujeto genera durante la ejecución de las 16 tareas y posteriormente se ha calculado el error RMS entre esos promedios con el objeto de medir si las autoposturas son similares para todos los sujetos.

También se han llevado a cabo graficaciones de la evolución temporal de las ponderaciones temporales de las dos primeras autoposturas y graficaciones el espacio de fases de esas ponderaciones temporales para determinar si el agarre de distintos objetos acaba en regiones similares o diferentes del espacio de fases.

3.2 Resultados

En las Figura 4.2 y 4.3 se muestran el movimiento de todas las articulaciones de dos sujetos (J.N y J.U, 5 ensayos, resultados típicos obtenidos en nuestras experiencias), durante el movimiento de alcance y agarre del objeto 8 y 1 respectivamente (ver Tabla 1). El tiempo de movimiento es de ~ 1 segundo en todos los ensayos y ha sido normalizado a 100. En la columna de la izquierda de ambas figuras, y desde arriba hacia abajo, se muestran las trazas de movimiento de las articulaciones MCP y PIP de los dedos índice, medio, anular y meñique. En la columna de la izquierda se muestran desde arriba hacia abajo el movimiento del pulgar (ROT, flexión – extensión en MCP e IP y abducción del pulgar) y la abducción entre los dedos índice y medio, medio y anular y anular y meñique. Durante la fase de transporte la abducción entre los dedos

se incrementa, así como la extensión en los MCP de todos los dedos. Esta extensión se convierte en una flexión final cuando el sujeto alcanza el objeto y comienza a configurar la postura final de agarre para el objeto 8 y se mantiene constante para el objeto 1. Los valores de las articulaciones PIP son monótonamente decrecientes para el objeto 8 y para el objeto 1 siguen un patrón de extensión – flexión. En el pulgar los patrones ofrecen mayor variabilidad tal y como muestran las figuras.

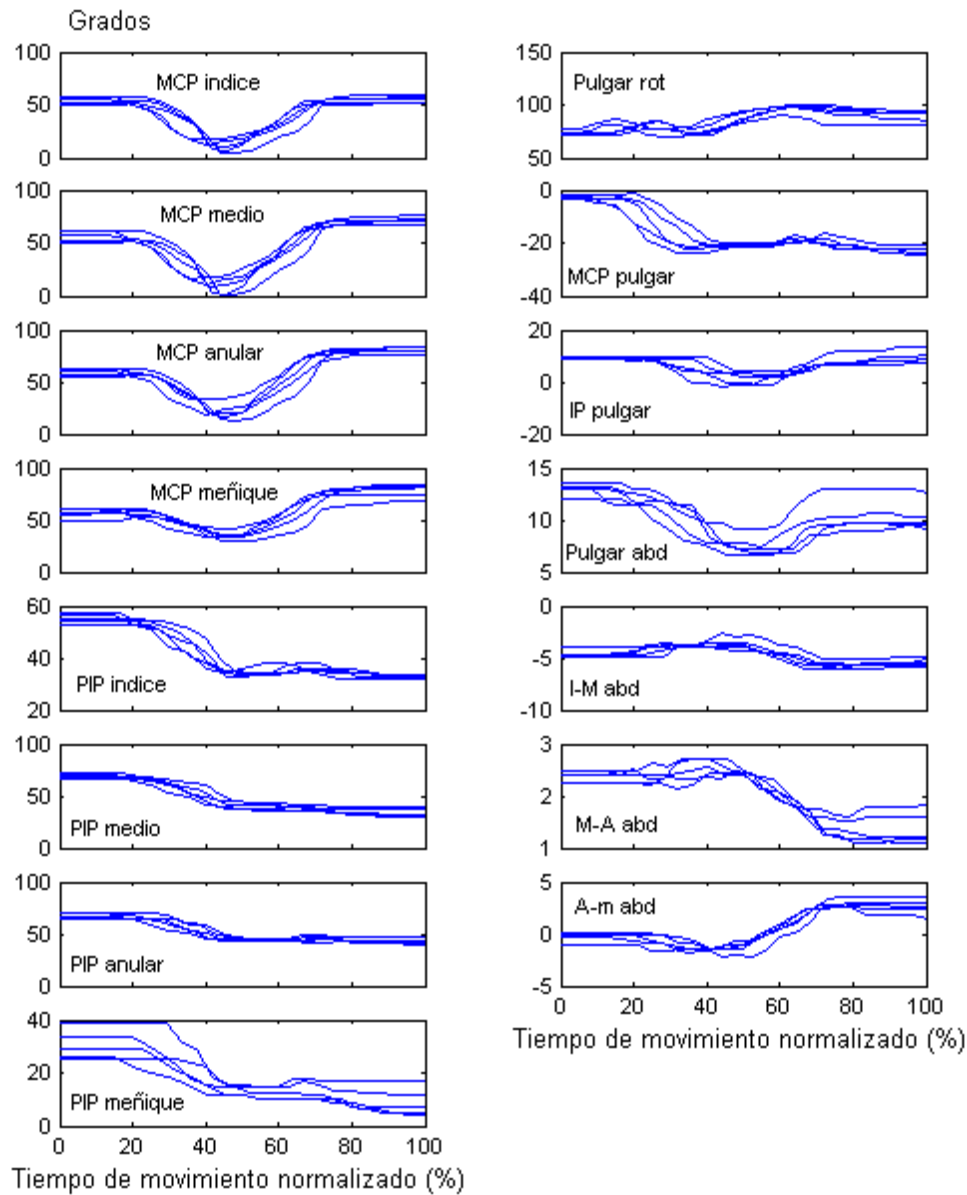


Figura 4.2. Evolución en grados de la postura de las articulaciones medidas por el CyberGlove durante cinco ensayos de agarre del objeto #8 por parte del sujeto J.N

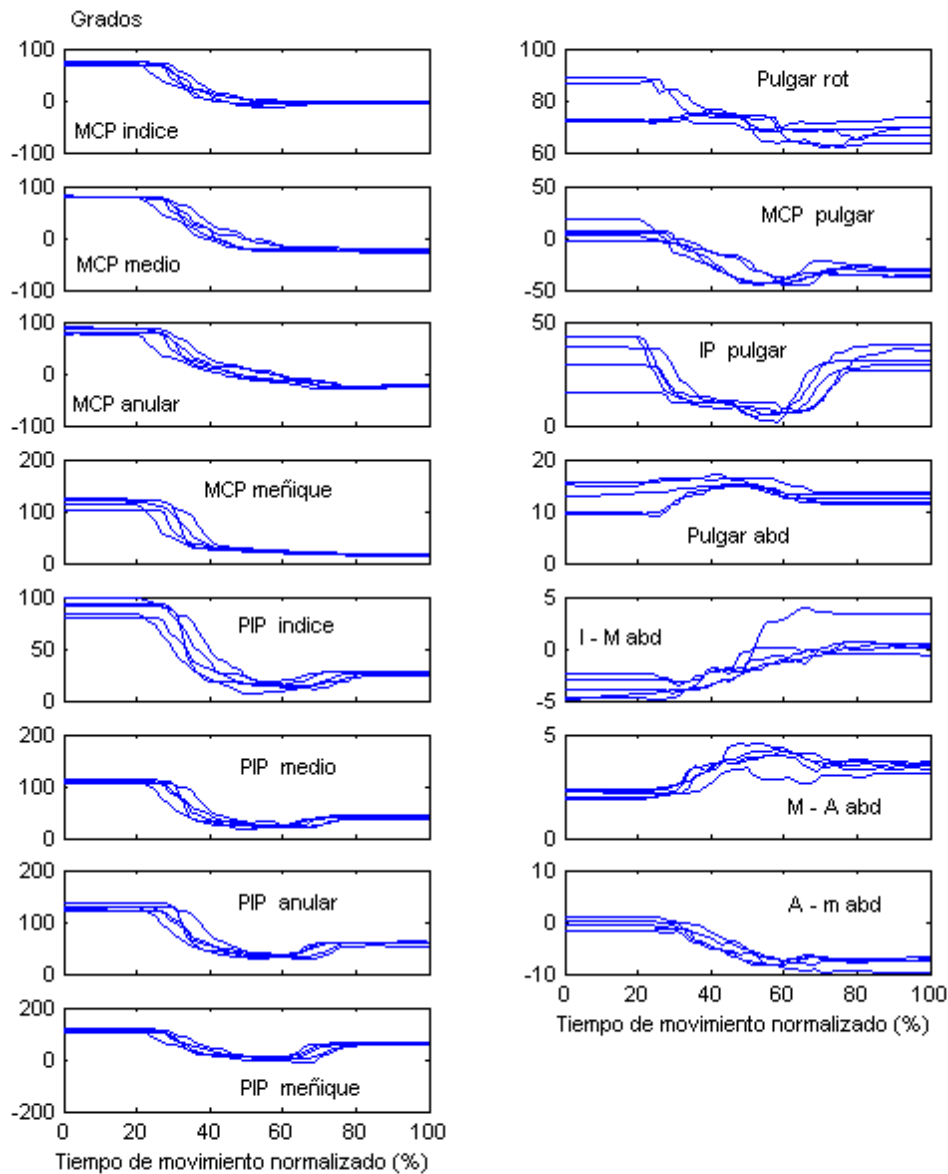


Figura 4.3. Evolución en grados de la postura de las articulaciones medidas por el CyberGlove durante cinco ensayos de agarre del objeto #1 por parte del sujeto J.U.

Análisis SVD de todos para todos los agarres y sujetos

El análisis SVD de los datos muestra que la vasta mayoría de la varianza en la postura de la mano durante el gesto completo de agarre puede describirse con un número reducido de autoposturas. La primera autopostura (A1) da cuenta del 93.09 % (en media) de la varianza de los datos a lo largo de las tareas y de los sujetos, mientras

que la segunda autopostura (A2) da cuenta del 5.77 % (Tabla 2 y Figura 4.4). Las tres primeras autoposturas describen, para cualquier movimiento, el 99.8 % de la varianza. Estos resultados demuestran que la forma de la mano a lo largo del movimiento de agarre puede describirse a través de una autopostura dominante y un número reducido de autoposturas adicionales.

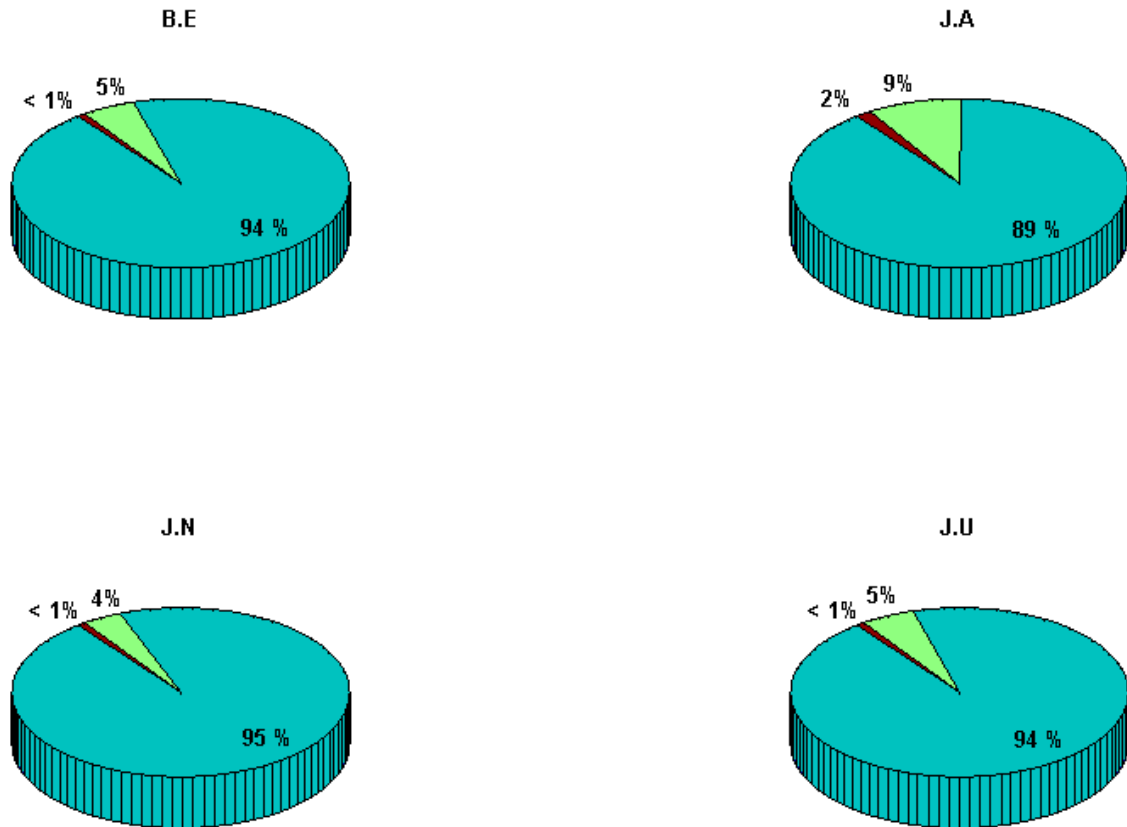


Figura 4.4. Varianza descrita (%) por las tres primeras autoposturas para cada sujeto (B.E, J.A, J.N, J.U). Azul (A1), Verde (A2), Rojo (A3).

Capítulo 4. Modelo Neuronal para la Coordinación del Gesto Manual durante el Agarre

Sujeto	Objeto	A1	A2	A3	A1+A2	A1+A2+A3
BE	1	88.24	10.26	1.33	98.51	99.84
	2	93.30	5.58	0.80	98.89	99.69
	3	96.67	2.92	0.31	99.59	99.91
	4	95.75	3.38	0.76	99.13	99.89
	5	93.92	5.46	0.40	99.38	99.79
	6	96.21	2.51	1.13	98.73	99.86
	7	93.62	5.85	0.41	99.47	99.88
	8	87.94	10.32	1.66	98.26	99.93
	9	96.06	3.49	0.26	99.55	99.81
	10	98.17	1.34	0.41	99.51	99.93
	11	96.25	3.37	0.23	99.62	99.85
	12	86.89	10.51	2.49	97.40	99.90
	13	95.39	3.73	0.51	99.13	99.65
	14	90.01	9.48	0.26	99.49	99.76
	15	96.64	2.47	0.65	99.12	99.77
	JA	1	74.07	23.77	1.76	97.84
2		85.32	13.82	0.58	99.14	99.73
3		87.40	10.70	1.57	98.11	99.69
4		87.76	10.43	1.60	98.20	99.81
5		96.37	2.74	0.70	99.12	99.82
6		96.11	2.94	0.59	99.06	99.65
7		79.78	19.06	0.86	98.85	99.71
8		89.34	7.53	2.76	96.87	99.63
9		86.00	12.40	1.45	98.41	99.86
10		95.18	2.90	1.73	98.08	99.82
11		91.12	5.40	3.26	96.53	99.79
12		89.50	7.52	2.73	97.02	99.76
13		93.53	4.38	1.75	97.91	99.66
14		81.78	16.71	1.17	98.49	99.66
15		96.80	2.26	0.77	99.06	99.84
16		96.12	2.80	0.88	98.93	99.82
Media		93.08	5.77	0.96	98.85	99.82

Sujeto	Objeto	A1	A2	A3	A1+A2	A1+A2+A3
JN	1	85.27	11.82	2.75	97.09	99.85
	2	92.26	6.60	0.90	98.87	99.77
	3	96.33	3.24	0.32	99.57	99.90
	4	95.92	2.80	1.11	98.73	99.84
	5	97.86	1.54	0.47	99.41	99.88
	6	97.96	1.61	0.35	99.58	99.94
	7	93.18	5.84	0.79	99.02	99.82
	8	95.14	3.21	1.53	98.36	99.89
	9	96.10	3.65	0.15	99.76	99.92
	10	97.89	1.91	0.16	99.80	99.97
	11	96.65	2.69	0.52	99.35	99.87
	12	94.37	4.15	1.31	98.52	99.84
	13	98.33	0.95	0.55	99.28	99.84
	14	91.28	7.80	0.71	99.09	99.81
	15	98.29	0.91	0.63	99.20	99.84
	16	98.46	1.24	0.22	99.70	99.93
JU	1	86.87	11.52	1.39	98.40	99.79
	2	91.53	7.62	0.63	99.16	99.79
	3	94.86	4.68	0.35	99.55	99.90
	4	95.29	4.10	0.46	99.39	99.86
	5	97.37	1.68	0.84	99.06	99.90
	6	96.75	2.25	0.82	99.01	99.83
	7	90.95	8.52	0.38	99.47	99.86
	8	93.46	4.48	1.94	97.94	99.89
	9	94.97	4.61	0.29	99.59	99.88
	10	97.90	1.47	0.53	99.37	99.91
	11	94.40	5.05	0.41	99.45	99.87
	12	90.45	6.57	2.83	97.02	99.85
	13	96.48	2.84	0.57	99.32	99.90
	14	89.98	9.54	0.28	99.53	99.81
	15	97.82	1.49	0.38	99.31	99.70
	16	93.08	5.86	0.87	98.95	99.82
Media		93.08	5.77	0.96	98.85	99.82

Tabla 2. Varianza descrita (%) por cada autopostura para cada objeto y por cada sujeto.

En la Tabla 3 se muestra una medida del grado de similitud entre las autoposturas obtenidas para cada tarea y para cada sujeto.

Tabla 3. RMS medio entre las autoposturas obtenidas para todos los objetos

	B.E	J.A	J.N	J.U
A1	0.042	0.064	0.059	0.032
A2	0.15	0.18	0.16	0.15
A3	0.14	0.15	0.10	0.14

Se observa que para todos los sujetos, la primera autopostura es remarcablemente similar para todas las tareas. En la Tabla 4 se muestra una medida de la similitud entre las autoposturas medias de cada sujeto a lo largo de las 16 tareas.

Tabla 4. RMS medio entre las autoposturas medias obtenidas para cada sujeto

Autopostura	RMS
A1	0.035
A2	0.054
A3	0.056

Como se observa en la Tabla 4, las autoposturas son muy similares para todos los sujetos. La patente similitud entre las autoposturas y sobre todo entre la autopostura A1 sugiere una estrategia común de control de la postura de la mano en el movimiento de agarre a lo largo de las tareas y sujetos. En la Figura 4.5 se muestra una representación gráfica de las dos primeras autoposturas medias de todos los sujetos a lo largo de las 16 tareas. Hay que remarcar que las autoposturas no se asocian a posturas concretas de la mano. Una postura concreta se define como una combinación lineal de autoposturas cuyos coeficientes son las ponderaciones temporales de dichas autoposturas en un instante determinado del movimiento. La Figura 4.5 muestra que para A1, si aumenta el valor de la ponderación temporal u_1 , los dedos tienden a extenderse en sus articulaciones MCP y PIP, mientras que aumenta la rotación del pulgar. Si u_1 disminuye el efecto es el contrario. Respecto a A2, si u_2 aumenta su valor se producen flexiones en las articulaciones MCP y PIP de los dedos además de una suave modulación sobre la abducción de los dedos y las articulaciones del pulgar.

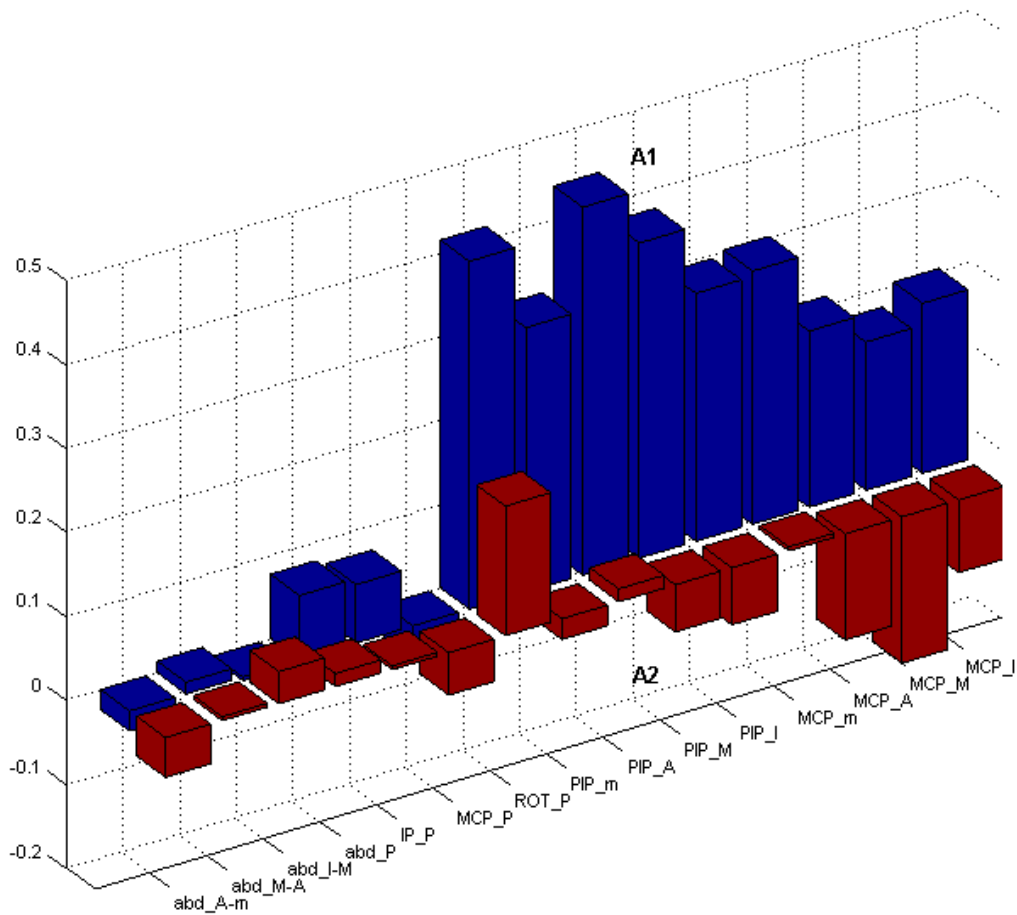


Figura 4.5. Representación gráfica de las dos primeras autoposturas medias de todos los sujetos a lo largo de las 16 tareas. Detalles en texto.

La representación de la evolución de la ponderación temporal de la autopostura A1 (u_1) muestra un patrón similar para todos los sujetos y en todas las tareas. Este patrón consiste en un aumento de este valor desde el inicio del movimiento de transporte hasta el instante en el que ese valor comienza a decrecer en anticipo al contacto con el objeto (Figuras 4.6 y 4.7). Este patrón concuerda con el descrito previamente por Jeannerod (Jeannerod, 1984) y Paulignan (Paulignan y col, 1990) para el patrón de apertura de la pinza de agarre durante el movimiento prensil.

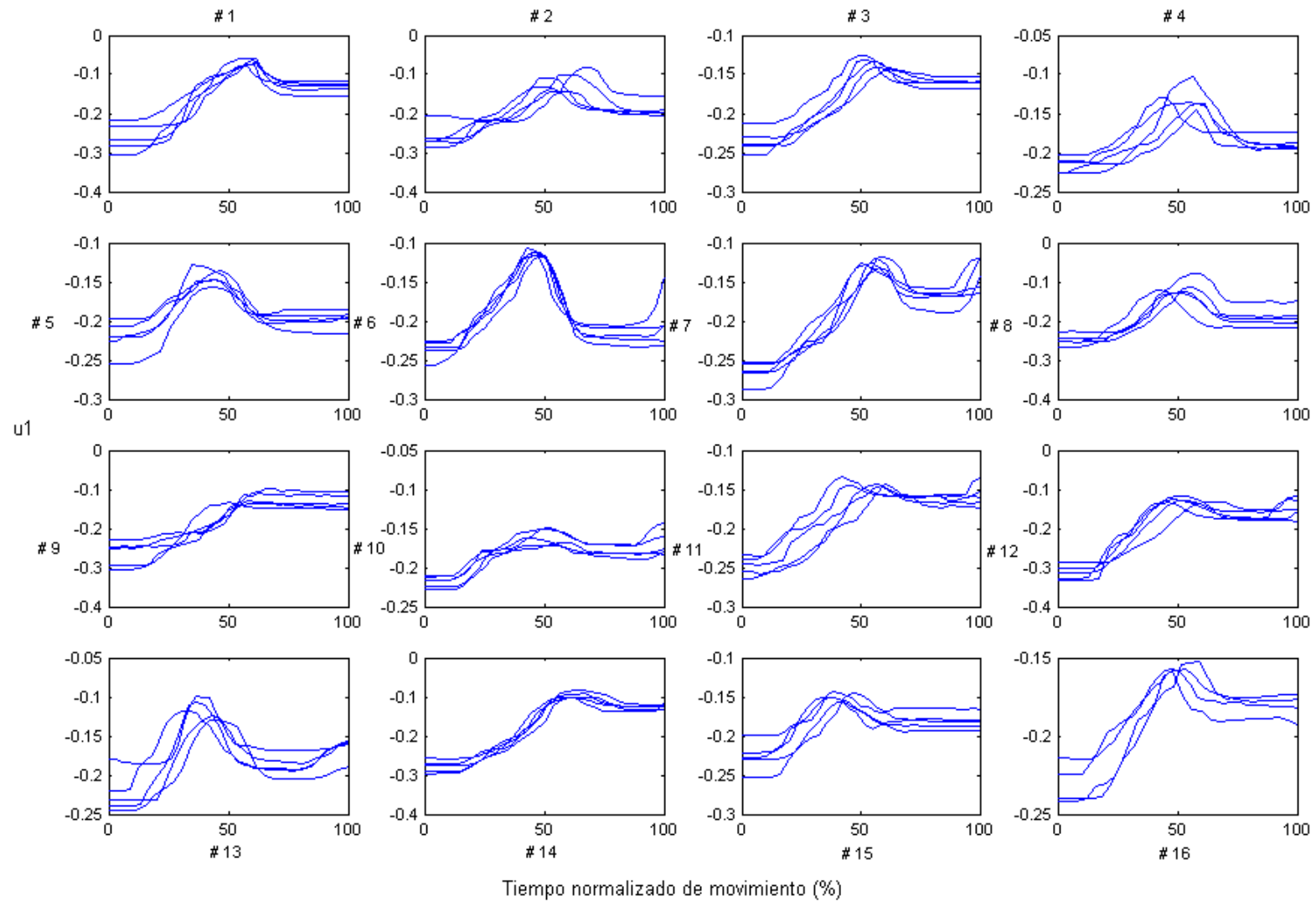


Figura 4.6. Representación de la evolución de la ponderación temporal de la autopostura A1 (u_1) para el sujeto B.E y para los 16 objetos.

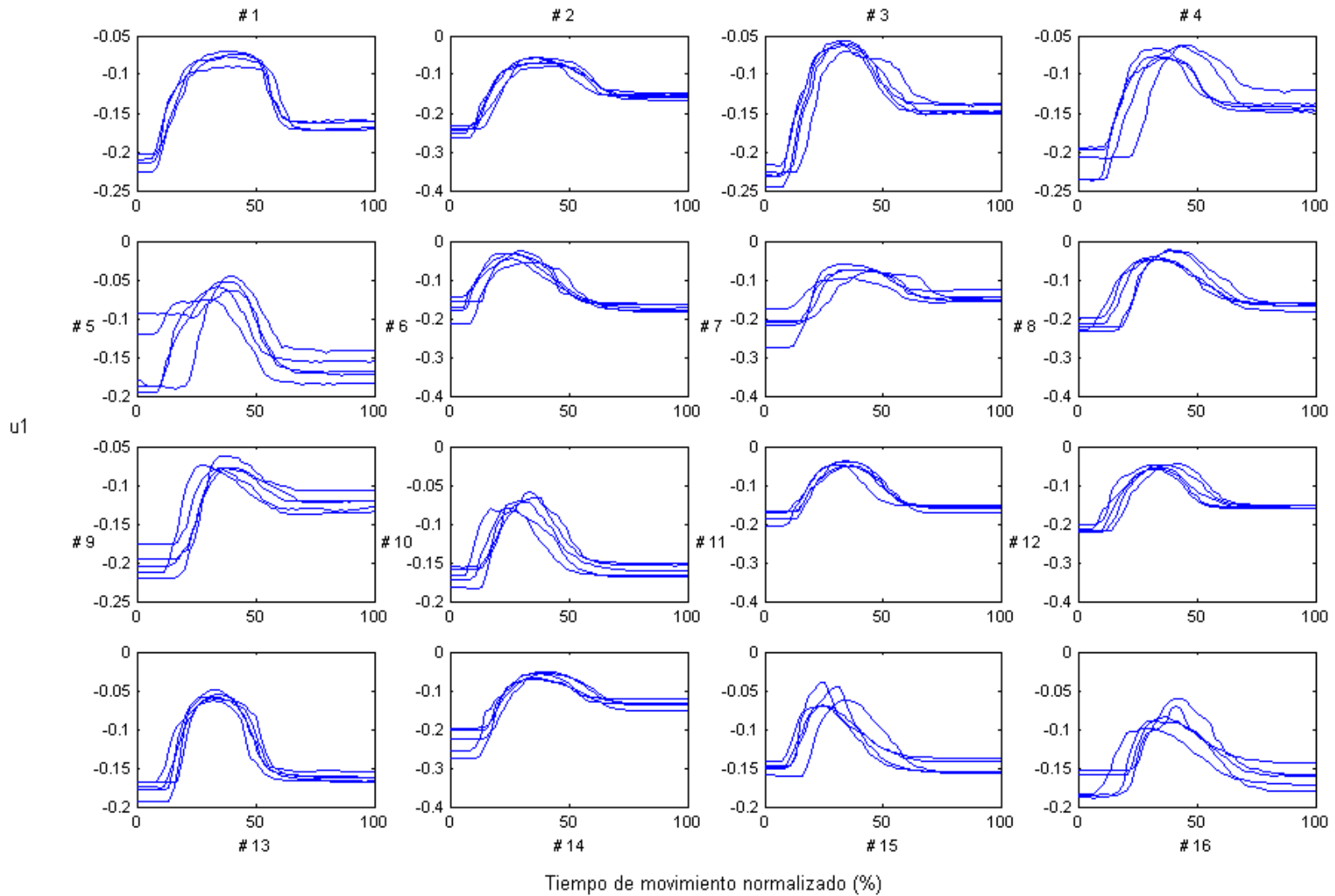


Figura 4.7. Representación de la evolución de la ponderación temporal de la autopostura A1 (u_1) para el sujeto J.A y para los 16 objetos.

Como ya se ha comentado, la primera autopostura es similar para todos los sujetos y todas las tareas. Tal y como se muestra en las Figuras 4.6 y 4.7 para los sujetos B.E y J.A respectivamente, las mayores diferencias en la evolución de la ponderación de $A1$ son función del tipo de objeto y del agarre que requiere cada tipo de objeto. Objetos grandes como el # 1 requieren mayor apertura de la mano y por tanto mayor extensión de los dedos ($u1$ alcanza valores más altos) tanto en fases intermedias como en el valor final de la postura que para el caso de objetos más pequeños que requieren de un agarre de precisión (objeto # 16). Observando las Figuras 4.6 y 4.7 también notamos que las ponderaciones temporales $u1$ y su evolución temporal son únicas para cada objeto.

Analizando la segunda autopostura ($A2$) podemos notar que ésta se encuentra muy relacionada con el control postural de los dedos más largos (medio y anular) y con el control del pulgar (Figura 4.5). $A2$ explica una pequeña porción de la variabilidad total en los datos (5.77 %). Por definición $A2$ es ortogonal a $A1$ y como $A1$, esta autopostura no tiene por qué representar una postura fisiológica natural de la mano. Sin embargo, $A2$ aporta un control independiente de $A1$ que es aplicable a los dedos y el pulgar para producir la configuración completa (98.85 %) de posturas de la mano que el sujeto adopta a lo largo de un movimiento de agarre. Los perfiles temporales $u2$ de la autopostura $A2$ son similares a los de $u1$ para todos los sujetos (Figuras 4.8 y 4.9). Hay que remarcar el hecho de que en el caso de la segunda autopostura, en la evolución temporal de $u2$ es posible observar casos en los que $u2$ comienza aumentando y casos en los que la ponderación comienza disminuyendo. Esto se debe a cierta ambigüedad de signos en nuestro algoritmo SVD. Según la Figura 4.5, el perfil normal para $u2$ es un descenso en su valor desde el inicio, lo que refleja una apertura de la mano hasta llegar a su apertura máxima y un aumento posterior en el valor de $u2$ que produce una flexión de todos los dedos y un cierre de la apertura de la mano hasta el contacto con el objeto. Esta fase de aumento de $u2$ desde el punto de máxima apertura puede verse atenuada en algunos objetos o sujetos. El patrón que se ha descrito puede verse invertido en un patrón aumento-descenso de $u2$ en algunos casos (Figura 4.9, objetos # 1, # 2, # 5, # 8, # 12, # 14). Este fenómeno tiene que ver con la variabilidad en la postura inicial en cada ensayo y con la naturaleza del SVD aunque el fenómeno físico que describe sea el mismo, es decir, un patrón de apertura de la mano y posterior cierre hasta el contacto con el objeto. Así pues, y pese a este efecto y aunque $A2$ posee mayor variabilidad intersujeto que $A1$, existen similitudes en los patrones de evolución de la ponderación temporal asociada a esta autopostura.

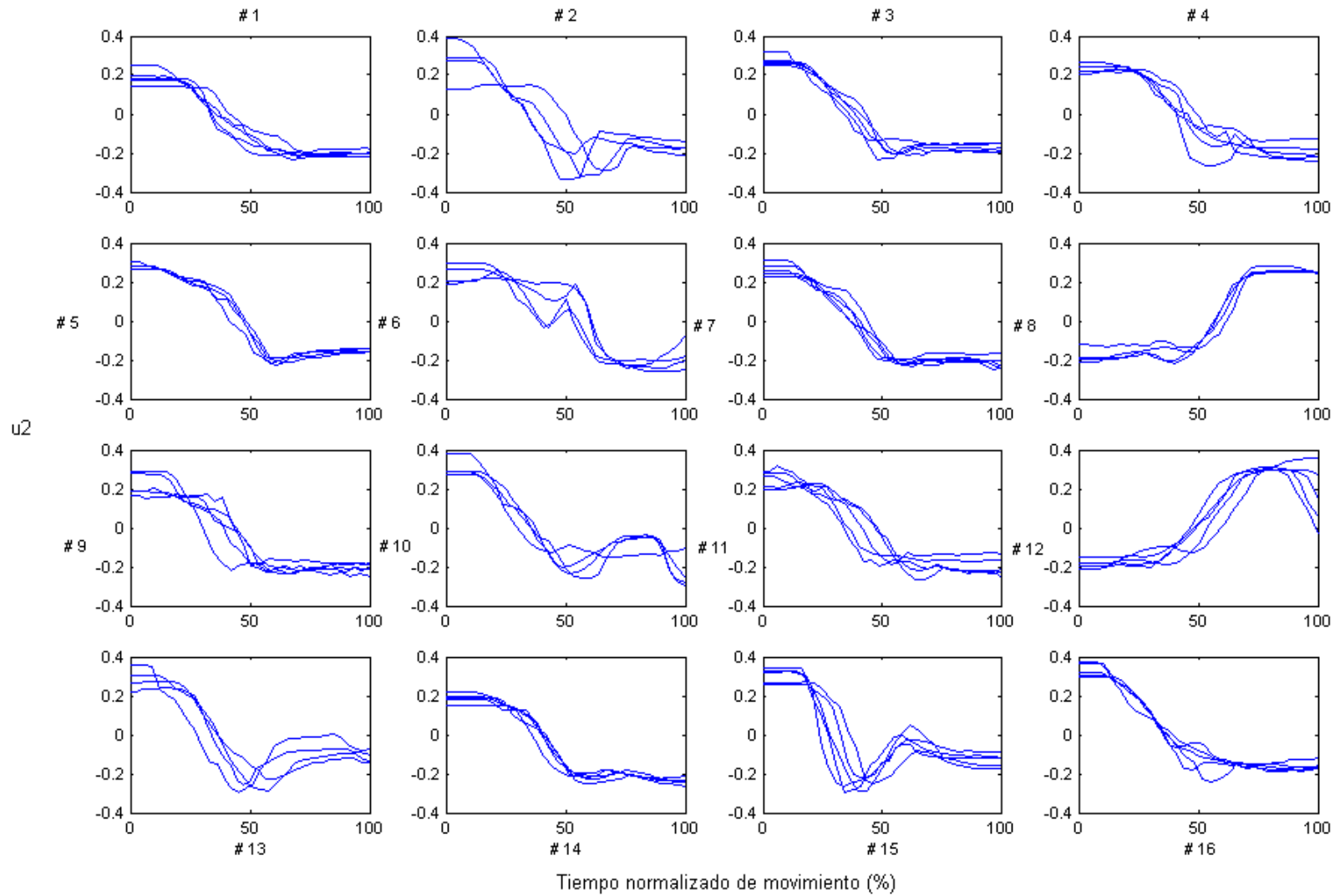


Figura 4.8. Representación de la evolución de la ponderación temporal de la autopostura A2 (u_2) para el sujeto B.E y para los 16 objetos

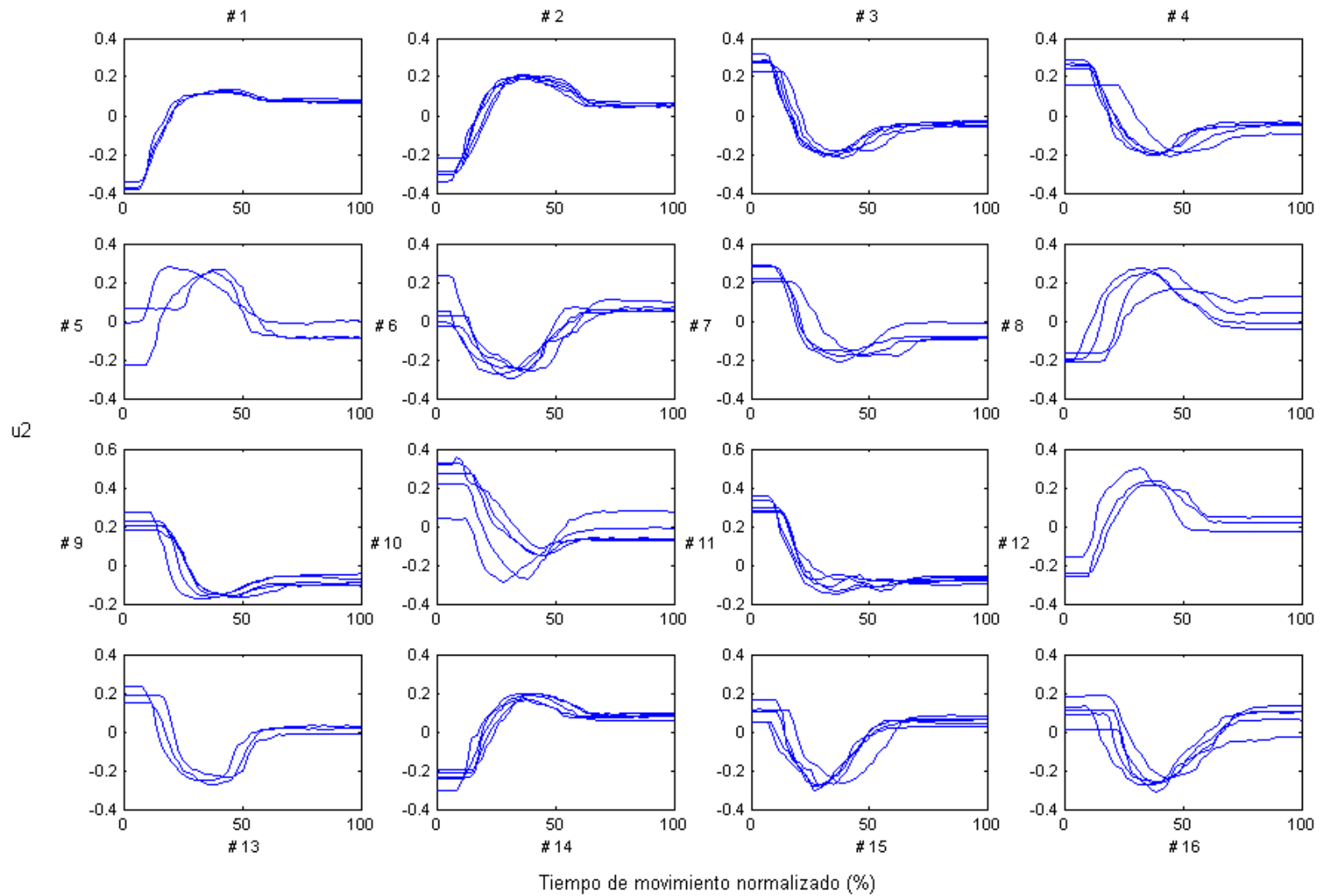


Figura 4.9. Representación de la evolución de la ponderación temporal de la autopostura A2 (u_2) para el sujeto J.A y para los 16 objetos

Para determinar si los distintos agarres quedan clasificados como un conjunto discreto de posturas o están repartidos a lo largo de un continuo, se han representado las evoluciones temporales de $u1$ y $u2$ en un diagrama de fases. Las Figuras 4.10 y 4.11 muestran los diagramas de fases para todas las tareas ejecutadas por los sujetos B.E y J.A respectivamente.

Las trayectorias en los diagramas de fases para los distintos objetos son muy similares. La máxima apertura de la mano ocurre en los puntos en los que la trayectoria cambia de dirección. En todas las trayectorias se observa que al final de éstas se producen ajustes finales en la postura de la mano cuando el objeto ha sido agarrado. Las similitudes encontradas en la representación de fases de $u1$ y $u2$ para todos los sujetos y tareas sugiere que los distintos tipos de agarre que han sido requeridos para completar las tareas (precisión para # 3, # 6, # 8, # 10, # 15, # 16, agarre de fuerza para # 1, # 2, # 4, # 7, # 11, # 12, # 14, y una mezcla de ambos para # 5, # 9, # 13) forman un continuo en lugar de un discreto de posturas de agarre asociadas a un tipo de tarea concreta.

3.3 Discusión de los resultados

El análisis SVD de las posturas manuales durante el agarre de 16 objetos de la vida cotidiana confirma y expande las conclusiones de trabajos previos (Mason y col, 2001; Santello y col, 2002). Dicho análisis indica que A1 explica la mayor parte de la varianza de los datos. A1 es comparable a lo largo de todos los sujetos y tareas del experimento. Asimismo, A2 contribuye a la formación de la apertura de la mano hasta su MGA durante el transporte así como a la flexión del pulgar y de los dedos durante el cierre de la mano con anticipación al contacto con el objeto. A2 se ha mostrado mucho más variable que A1 lo que sugiere que existen aspectos del agarre (la flexión de los dedos y del pulgar) que requieren un control independiente al de la formación de la apertura de la pinza (muy relacionado con la autopostura A1).

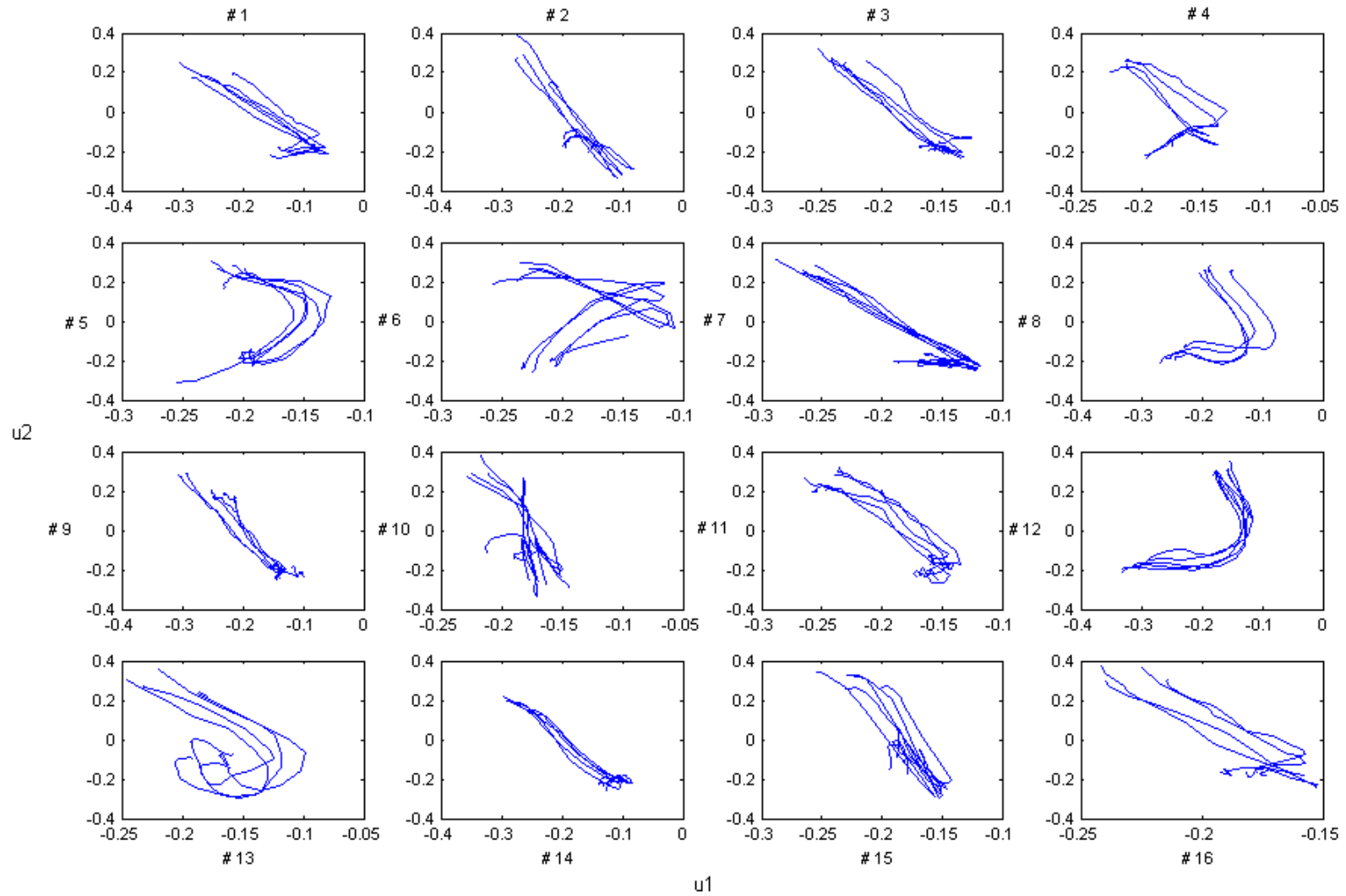


Figura 4.10. Diagramas de fases para todas las tareas ejecutadas por el sujeto B.E.

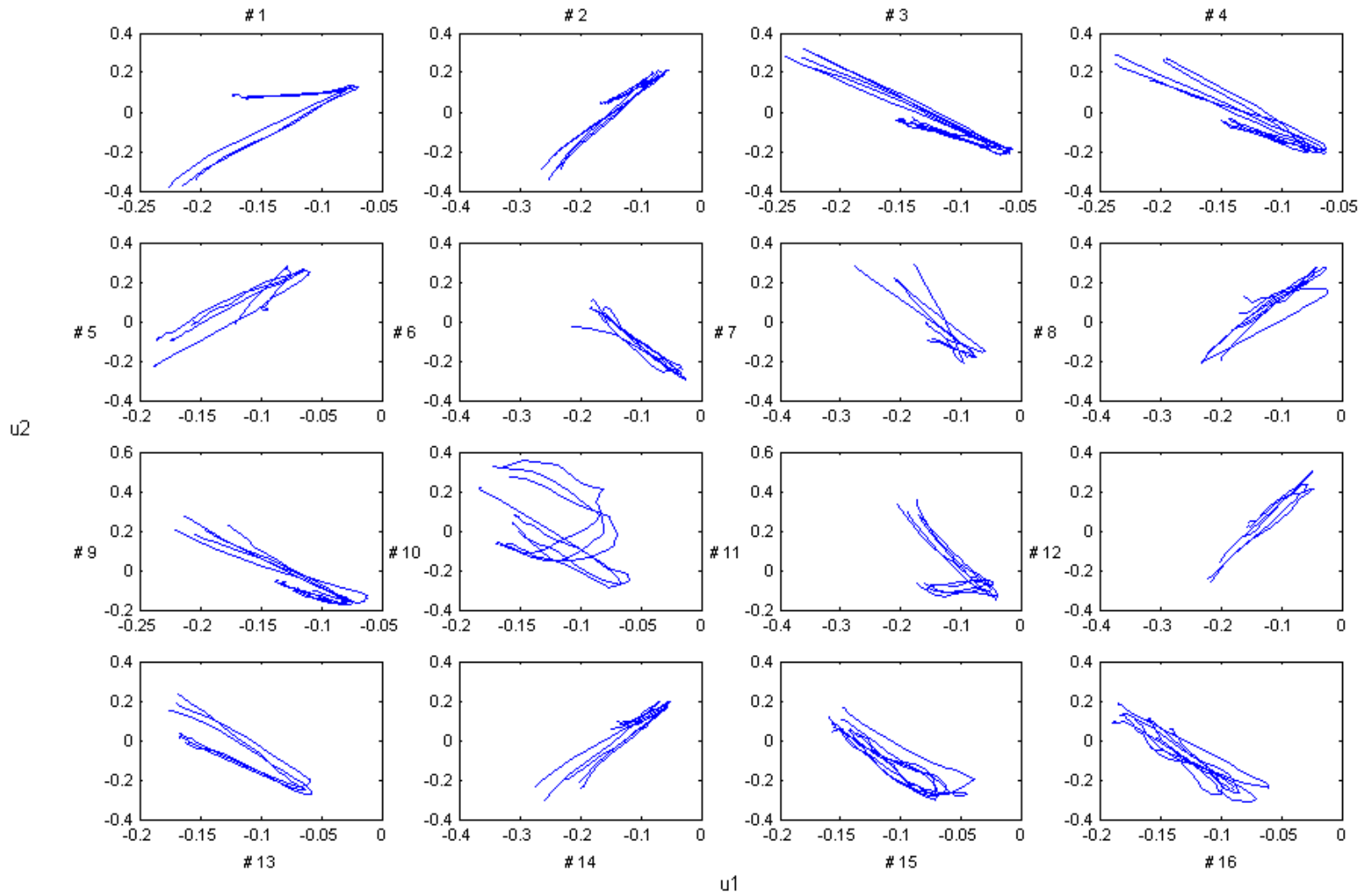


Figura 4.11. Diagramas de fases para todas las tareas ejecutadas por el sujeto J.A.

Napier (1956) propuso una clasificación del movimiento prensil en un conjunto discreto formado por dos patrones de movimiento que identificó como agarre de precisión y agarre de fuerza o una combinación de los dos. El agarre se determina por el uso que se pretende dar al objeto. Numerosos estudios posteriores han propuesto categorizaciones del agarre más elaboradas (Cutkowsky y Howe, 1990; Kamakura y col, 1980). La similitud de las autoposturas de cada sujeto para todos los objetos de este estudio sugiere la existencia de un único patrón de movimiento aunque la postura final estática de agarre depende del tipo de objeto a agarrar. Las similitudes en los diagramas de fase que representan la evolución de las ponderaciones temporales de A1 y A2 hacen que la subdivisión clásica de Napier en agarre de precisión y agarre de fuerza no sea evidente para los objetos y agarres de este experimento. También debe contemplarse la posibilidad de que un estudio con un rango mayor de objetos a agarrar pueda ofrecer una distinción más clara y esta división pueda aparecer con mayor nitidez. Lo que se desprende de este tipo de estudios es que en lugar de uno o dos tipos de agarres, la postura de agarre se compone de un continuo basado en la ponderación temporal continua de unas pocas autoposturas que en sí mismas constituyen unidades funcionales básicas e independientes para el control de distintos aspectos de la postura manual durante el agarre. Estas autoposturas no deben asociarse a ningún tipo concreto de agarre.

Las ponderaciones temporales de las autoposturas han demostrado que la postura de la mano evoluciona continuamente a lo largo del movimiento de agarre y que dicha evolución es única para cada combinación objeto/agarre. El análisis SVD es una técnica que permite cuantificar la modulación que se ejerce sobre la postura de la mano desde antes del inicio del movimiento y que continúa hasta el final del movimiento en el contacto con el objeto.

Evolución de la modulación de las sinergias a lo largo del movimiento de agarre.

La configuración de la mano evoluciona a lo largo del movimiento de alcance, comenzando con una extensión de los dedos y del pulgar seguida de una flexión antes del contacto con el objeto (Jeannerod, 1984; Paulignan y col, 1990; Santello y Soechting, 1998). Las ponderaciones temporales muestran que independientemente del tipo de agarre escogido para un objeto determinado, existe un patrón bifásico para la evolución de dichas ponderaciones. Dicho patrón se correlaciona con el patrón de extensión – flexión coordinado para las articulaciones MCP, PIP, DIP de los dedos y las articulaciones del pulgar, observado en (Santello y Soechting, 1998). Este patrón general en las ponderaciones de las autoposturas sugieren que durante el movimiento de agarre, la mano actúa como una unidad funcional a través de, según nuestra hipótesis, una combinación ponderada de unidades funcionales independientes de control o

esquemas motores de agarre cuya representación interna se corresponde con las autoposturas descritas en este apartado.

Nuestros resultados sugieren que la planificación de la postura de la mano comienza antes del inicio de la fase de alcance. Esto concuerda con resultados recientes (Winges y col, 2003) acerca del rol de la información visual en la formación del gesto de agarre. En el estudio de Wings y col (2003), los autores concluyen que aunque la visión en las primeras etapas del movimiento de alcance resulta importante a la hora de asistir el movimiento de la mano hacia la localización del objeto, no es necesaria a la hora de modular la postura de la mano durante el transporte. Lo que se sugiere en nuestro estudio y en el de Wings y col (2003) es que el tipo de agarre y la evolución de la postura de agarre que dé como resultado final el tipo de agarre escogido, se determinan durante la observación visual del objeto previa al inicio del movimiento. Jeannerod y Biguer (1982) usando un paradigma experimental distinto, encontraron evidencias de que la planificación de la postura de la mano tiene lugar unos 40 – 120 ms antes del inicio del movimiento de alcance.

Representaciones neuronales de las autoposturas

La estrategia de control simplificado de la mano durante el movimiento de agarre detectada por el análisis SVD de los datos se ha observado en la '*etapa de salida*'. La pregunta es: ¿poseen estas autoposturas una representación neuronal cortical?

Registros de actividad neuronal en el córtex motor primario y en córtex premotor sugieren que la mano se controla como si se tratase de una unidad funcional. En los monos, una neurona en F1 (córtex motor primario) generalmente dispara para una amplia variedad de movimientos de los dedos (Schieber y Hibbard, 1993). Las neuronas motoras del PMv² (área F5) del mono disparan selectivamente durante la ejecución de tipos de agarres concretos. El disparo de estas neuronas se correlaciona con acciones orientadas al agarre de objetos y no disparan para movimientos no orientados a objeto de los dedos (Murata y col, 1997; Rizzolatti y col, 1988). Estos resultados sugieren que la mano se representa como una unidad funcional en el córtex premotor. Las autoposturas que observamos en la '*etapa de salida*' pueden estar representadas por la actividad de poblaciones de neuronas motoras del córtex motor y premotor.

En los modelos que se van a desarrollar a lo largo de este capítulo se adopta la hipótesis de que las autoposturas tienen un correlato neuronal en forma de 'neuronas esquema'. Según esta hipótesis, la planificación y ejecución de un movimiento de

² Córtex premotor ventral

agarre consistirá en la modulación temporal de los esquemas motores o unidades de control funcional independientes (autoposturas) que implementan estas neuronas esquema. Las trayectorias del movimiento de los dedos se pueden asociar en todo momento a las trayectorias de las ponderaciones temporales de estas neuronas esquema. Estas ponderaciones temporales poseen su origen en la actividad de un circuito neuronal que especifica la evolución de dichas ponderaciones a lo largo del movimiento.

4. Modelo Neuronal para la coordinación de la preconfiguración de agarre de una mano antropomorfa

4.1 Introducción. Conceptos generales que maneja el modelo

Durante la ejecución de una acción orientada a objeto tal como el agarre, las 'affordances' de un objeto se transforman en esquemas motores específicos en un proceso independiente a otras tareas tales como pueden ser el reconocimiento mismo del objeto como ente perteneciente al mundo exterior. En acciones como el movimiento de agarre, el objeto se convierte en un objetivo de la acción. Los atributos de un objeto se representan como affordances, en el sentido de que cada uno de estos atributos habilita, potencialmente, la ejecución de un patrón motor específico en lugar de representar una característica asociada a una categoría perceptual concreta. En otras palabras, esta descomposición en affordances no es la misma a la de un proceso de construcción de una entidad única a través de sus atributos percibidos, como ocurre en una representación semántica del objeto. Al contrario, cuando hablamos de affordances, cada una de estas propiedades contribuye a la configuración motora de la mano, seleccionando los grados de libertad más relevantes en la consecución de la tarea orientada a objeto. Además, este proceso se lleva a cabo en el marco de un sistema de coordenadas centrado en el objeto, como demuestra el hecho de que la configuración de la mano en el agarre de un objeto no se ve afectada por la localización de ésta respecto al cuerpo si no que por el contrario, en el agarre, el eje de oposición que define la pinza de agarre tiende a permanecer invariante respecto al objeto (Figura 4.12). Por supuesto existen límites a la validez de esta última afirmación debido a que la geometría del brazo genera restricciones que inducen cambios en la configuración de la mano para posiciones extremas del objeto en el espacio de trabajo. Ejemplos de estas restricciones se muestran en Rosenbaum y col (1990).

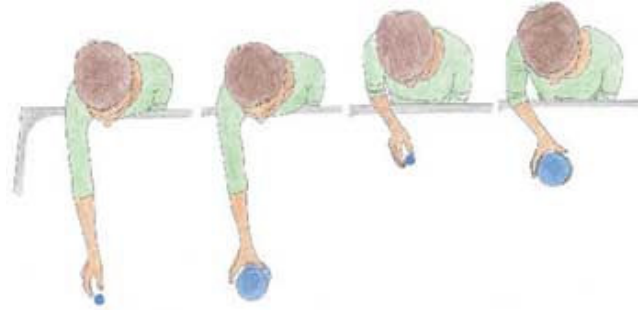


Figura 4.12. Invarianza del eje de oposición de la pinza de agarre respecto a la localización del objeto

Puede proponerse que los programas o patrones motores que se corresponden a las affordances de los objetos, puestos en marcha durante el movimiento, están predeterminados. Esta propuesta, utilizada de manera implícita en los modelos desarrollados en el capítulo anterior, viene del hecho de que ninguno de los aspectos estudiados relacionados con el movimiento de agarre están directamente relacionados con un control visual de la mano durante el movimiento. La coordinación del alcance y el agarre, el patrón bifásico en la formación de la apertura de la pinza de agarre, la covarianza entre la máxima apertura de la pinza y el tamaño del objeto etc., son aspectos del movimiento que se reproducen en situaciones en las que la mano permanece oculta para el sujeto que lleva a cabo el movimiento (Jeannerod, 1981; 1984, Wings y col, 2003). Además, el nivel de fuerza muscular involucrado en el agarre se especifica principalmente durante la fase de preconfiguración de la mano, en anticipación al contacto con el objeto. Levantar un objeto implica una secuencia de eventos coordinados en los cuales la fuerza de agarre (necesaria para agarrar el objeto sin deslizamientos) y la fuerza de carga o tangencial (necesaria para levantarlo) varían en paralelo (Johansson y Westling, 1988). Varios experimentos muestran que la información disponible acerca del peso del objeto (basada en estimaciones visuales) determina de manera bastante precisa los niveles requeridos para las fuerzas de agarre y de carga con anticipación al agarre propiamente dicho (Gordon y col, 1991).

Estos resultados muestran el hecho de que las acciones de agarre están dirigidas por el conocimiento implícito acerca de ciertos atributos de los objetos. Teniendo en cuenta este hecho, Arbib ha propuesto una representación simplificada, el denominado 'esquema motor' (Arbib, 1985a; Iberall y col, 1986; Iberall y Arbib, 1990; Hoff y Arbib, 1992). La idea de Arbib es que las representaciones motoras se componen de esquemas elementales que se activan en base a las distintas affordances de los objetos. Según el concepto de Arbib, durante una acción de agarre, los 'esquemas motores' asociados a las subacciones de 'alcance', 'apertura de la pinza o extensión de los dedos', 'cierre de la pinza o flexión de los dedos', 'orientación de la palma' o para la selección del número de dedos involucrados en el agarre, están disponibles y son seleccionados automáticamente según los requerimientos especificados por las affordances de los

objetos. En la idea de Arbib, estos esquemas motores son unidades funcionales cuya combinación da lugar a un conjunto limitado de posturas de agarre.

El substrato neuronal de estos esquemas motores es todavía muy hipotético aunque la actividad neuronal registrada por el grupo de Sakata (Murata y col, 2000) en el área AIP del córtex parietal posterior del macaco y por el grupo de Rizzolatti (Murata y col, 1997) en el área F5 del córtex premotor, también del macaco, cumple los requisitos establecidos para poder considerar a ciertas neuronas de esas áreas como ‘neuronas esquema’.

Como ya se ha comentado en el apartado anterior, en el modelo que se desarrolla en este capítulo, se integran los conceptos desarrollados por los modelos presentados en el capítulo anterior con una extensión del concepto de esquemas motores propuesto por Arbib. Esta extensión se basa en el análisis de las sinergias posturales o autoposturas estudiadas en el apartado 3 de este capítulo. Bajo el contexto de esa extensión, definiremos un continuo de posturas de agarre mediante la combinación simple de unos esquemas motores funcionalmente independientes cuya naturaleza queda definida por las sinergias posturales ya mencionadas.

El modelo que se presenta en este capítulo se muestra en la Figura 4.13. Dicho modelo (que integra los modelos presentados a lo largo del capítulo anterior con las ideas acerca del control sinérgico del gesto de agarre expuestas más arriba) constituye lo que Arbib (1985b), y Hoff y Arbib (1993) han denominado un *programa de control coordinado para el agarre*. En el modelo, la información visual referente a la localización y orientación espacial del objeto así como sobre su forma y tamaño se suministra a las estructuras motoras distribuidas que han sido implementadas para este modelo. En la parte izquierda de la Figura 4.13 se esquematiza el modelo computacional que implementa la componente de transporte del movimiento. La información visual relativa a la localización espacial del objeto genera los datos que se suministran al controlador neuronal de alcance permitiendo que éste sitúe la muñeca de un brazo con dos articulaciones (hombro, codo) que se mueve a lo largo del plano transversal, en una posición que permita el agarre correcto del objeto por parte de la mano. Las estructuras motoras esquematizadas en la mitad derecha de la Figura 4.13 implementan la evolución de la preconfiguración de los dedos así como la orientación correcta de la palma de la mano. Es importante remarcar el hecho de que se ha subdividido el canal visuomotor relacionado con el agarre en dos subcanales, uno relacionado con la postura de la mano y otro relacionado con la orientación de la mano. El esquema motor asociado a la orientación de la mano utiliza información visual relativa a una propiedad extrínseca del objeto tal como su orientación espacial. Esta aparente incoherencia conceptual queda resuelta de la siguiente manera. En el modelo, el canal visuomotor de

agarre recibe otro tipo de información que no está directamente relacionada con atributos espaciales o preceptuales del objeto. Esta información es la que se refiere a los requerimientos motivacionales de la tarea. Parece claro que, sea cual sea la orientación extrínseca de un objeto, el programa motor de agarre debe atenerse a los requerimientos que la tarea impone. Por ejemplo, la orientación de la mano y la postura final de la mano para agarrar un cilindro fino, situado en posición vertical con la intención de transportarlo, no van a ser las mismas que en el caso de que nuestra intención sea hacer un agarre de precisión sobre la tapa superior del cilindro para llevar a cabo una inserción precisa de ese cilindro en un agujero del tamaño de su diámetro. Debido a este hecho, en el modelo que se propone, esta información referente a los requerimientos de la tarea es la fuente principal a la hora de determinar la orientación de la mano en el programa motor aunque la información acerca de la orientación del objeto (propiedad extrínseca) pueda emplearse como determinante de la orientación final de la mano en algunas situaciones específicas. Esta información es de importancia determinante a la hora de programar la postura final de la mano en el contexto de unos requerimientos concretos de la tarea a implementar.

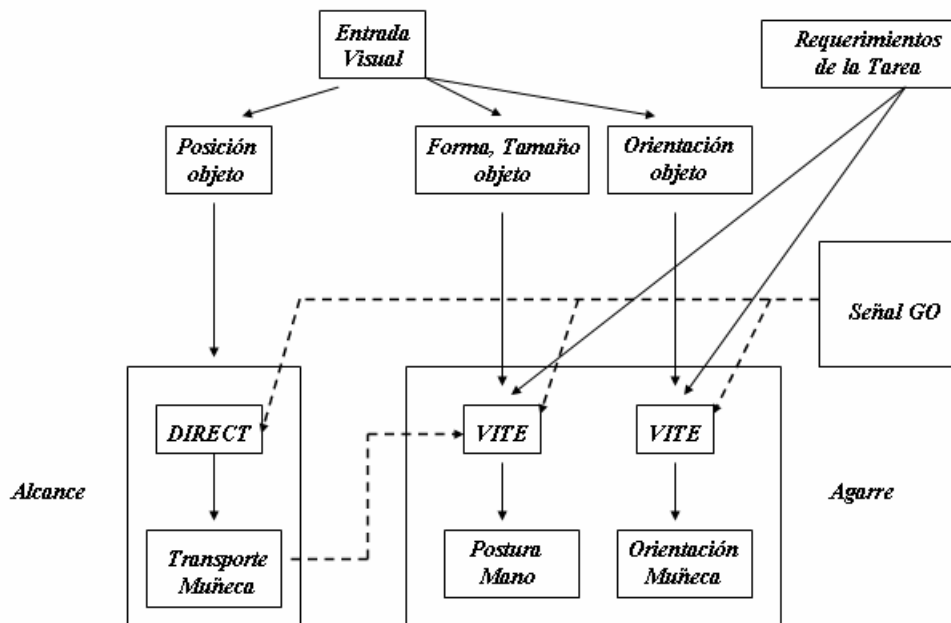


Figura 4.13. Modelo neuronal para la coordinación del gesto de agarre. La entrada visual se divide en los esquemas de la localización del objeto, la forma y tamaño del objeto y el esquema de orientación del objeto (arriba). Los esquemas motrices (abajo) implementan la preconfiguración de los dedos y la orientación de la muñeca (derecha) mediante el modelo VITE. La componente de transporte (izquierda) se implementa a través del modelo DIRECT (Bullock y col 1993). Las líneas sólidas representan intercambio de datos y las discontinuas se refieren a señales de control.

Por último, comentar que en el modelo, la activación de los distintos esquemas motores se produce de manera simultánea gracias a una señal GO común. Cuando ésta señal se hace distinta de cero, se inicia el movimiento de transporte del brazo hacia la posición del objetivo, el de preconfiguración o gesto de agarre de los dedos previo al contacto con el objeto y el de orientación de la mano (la palma) que permita un agarre correcto del objeto.

4.2 Modelo para el control sinérgico del movimiento de los dedos de una mano antropomorfa.

Biblioteca de Gestos.

Los movimientos de la mano involucran como ya se ha visto, gran número de grados de libertad cinemáticos lo que implica que una descripción o modelo analítico completo de la evolución de dichos grados de libertad a lo largo del movimiento de agarre, sea de elevada complejidad y numéricamente intratable. En esta Tesis, sin embargo, hemos empleado los resultados obtenidos del análisis SVD de los datos obtenidos en las experiencias llevadas a cabo con el *CyberGlove* para aproximar un modelo que de cuenta de la fenomenología observada.

A la hora de modelar la evolución cinemática de los G.D.L involucrados en la postura de la mano durante el agarre y de acuerdo a los resultados obtenidos en el apartado 3, se ha diseñado un modelo lineal simple para el control sinérgico de la mano en su evolución durante el movimiento de agarre. Nuestros resultados y los resultados de Mason y col (2001), Santello y col (2002), Santello y Soechting (1998), indican que la evolución de la postura de la mano durante el agarre es gradual y puede describirse a través de la evolución temporal de las ponderaciones asociadas a las dos autoposturas principales detectadas mediante SVD de los datos cinemáticos. Como se ha comentado en el apartado 3.3, estos resultados apuntan la posibilidad de la existencia de representaciones neuronales de estas autoposturas o sinergias (o de su evolución temporal) mediante las cuales se regula la postura de la mano de acuerdo a las distintas propiedades de los objetos. Basándonos en las autoposturas que hemos encontrado durante nuestro análisis SVD de los datos cinemáticos de nuestras experiencias, se ha diseñado un modelo en el que mediante dos parámetros (u_1, u_2) que llamamos *pesos temporales*, se puede modular de manera continua la postura de una mano antropomorfa genérica durante el agarre. El modelo viene descrito por la ecuación (3),

$$\theta = A \cdot u + \phi \tag{4.3}$$

$$A = \{\alpha_1 \quad \alpha_2\}$$

donde θ es un vector que representa los 15 grados de libertad de la mano con los que hemos venido trabajando hasta el momento y que se han empleado para construir un modelo cinemático de mano antropomorfa (ver Apéndice Capítulo 3) haciendo uso de los datos antropométricos publicados en Butchholz y col (1992); u es un vector de dos componentes que contiene los dos pesos temporales (u_1, u_2) de las autoposturas sintéticas α_1 y α_2 (Apéndice Capítulo 4) (Figura 4.14). Estas dos autoposturas, como columnas, definen la matriz (15×2) A ; y ϕ es un vector que marca el *bias* o postura de la mano cuando el valor de los pesos temporales es nulo.

En nuestro modelo, los valores que pueden tomar los pesos temporales u_1 y u_2 se encuentran en los rangos,

$$\begin{aligned} 0 < u_1 < -25 \\ -10 < u_2 < 10 \end{aligned}$$

Permitiendo que los pesos temporales tomen valores dentro de estos rangos podemos generar un continuo de posturas de la mano a lo largo del espacio paramétrico bidimensional $u_1 - u_2$. La especificación de nuestras autoposturas sintéticas α_1 y α_2 se basa en los resultados del apartado 3, por lo que en el caso de el modelo, la primera autopostura o esquema motor de agarre, está relacionada principalmente con el control de la apertura de la mano. Cuanto menor es el valor de u_1 , mayor es el grado de extensión en las articulaciones MCP de todos los dedos y la abducción o separación entre éstos. Respecto al pulgar, conforme desciende u_1 , mayor es la abducción o separación de la palma y la extensión en el MCP e IP. Los valores inferiores de u_1 también producen un descenso de la rotación interna del pulgar ('el pulgar sale de debajo de la palma'). Si la progresión de u_1 es en el sentido contrario, es decir, si u_1 crece o los valores de u_1 son cercanos a cero, la postura de la mano tiende a poseer los MCP de los dedos flexionados y nula abducción entre éstos. En el pulgar, valores cercanos a cero de u_1 implican flexión en MCP e IP así como reducción en la abducción y mayor rotación interna del pulgar. La modulación de las articulaciones PIP por parte de la primera autopostura es despreciable para todos los dedos excepto para el meñique. Estos cambios angulares pueden visualizarse como una apertura gradual de la mano conforme disminuye el valor de u_1 . La segunda sinergia está más relacionada con una medida global de la curvatura de la mano. A lo largo del eje u_2 , los cambios en la excursión angular de las articulaciones son de menor amplitud: conforme crece u_2 , las articulaciones PIP y MCP de los dedos se flexionan, produciéndose el efecto contrario si u_2 se acerca a su mínimo.

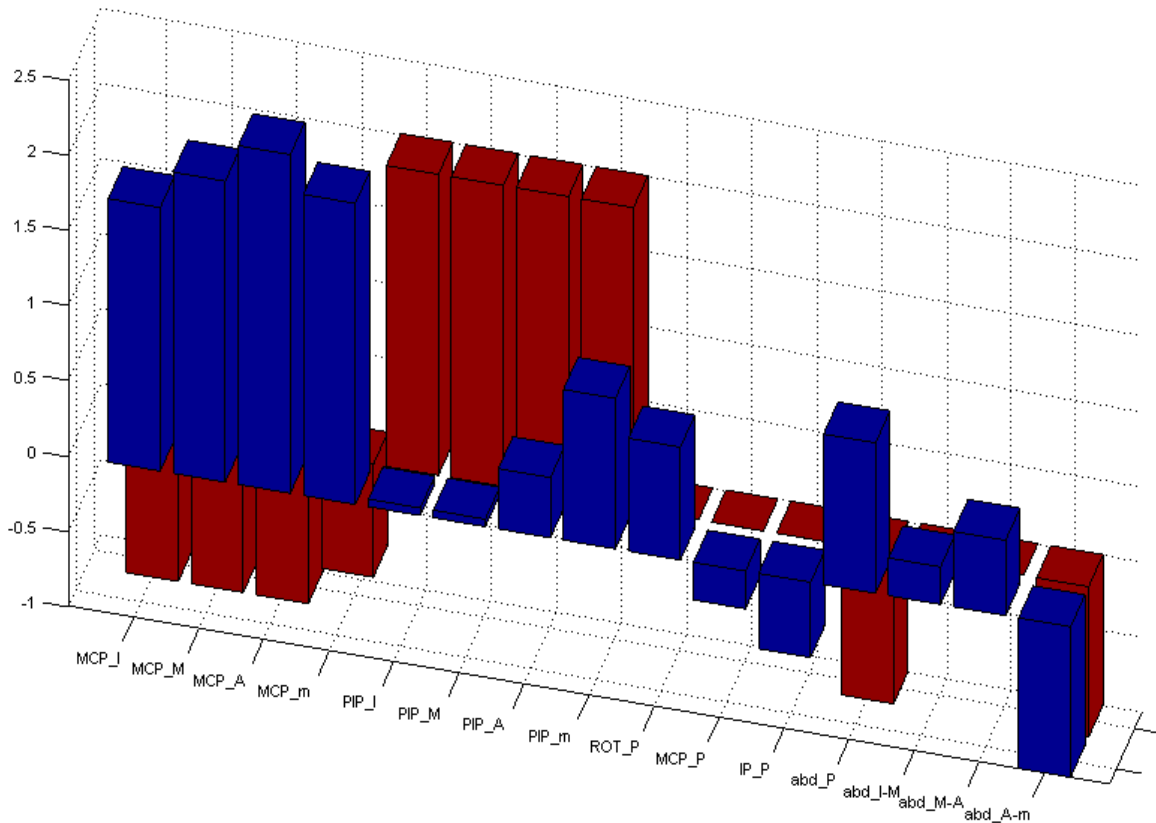


Figura 4.14. Autoposturas sintéticas desarrolladas para la implementación del modelo descrito en la Figura 4.13.

4.3 Modelo neuronal para la formación del gesto de agarre.

Hemos empleado la dinámica del modelo VITE (Bullock y Grossberg 1988b) para modelar la evolución de la postura de la mano a lo largo de un movimiento de agarre. En el canal de agarre, la postura de la mano se modela como un sistema con dos G.D.L relacionados con los pesos temporales de las sinergias descritas en el apartado anterior (Figura 4.15). El modelo VITE integra gradualmente el vector diferencia $D = (D_1, D_2)$ entre la postura final deseada, definida por $T = (u_{1a}, u_{2a})$, y la configuración actual de los dedos definida por $P = (u_{1a}, u_{2a})$. La tasa de integración (la velocidad del movimiento) se controla con el producto del vector D y la señal GO comentada en el apartado 4.1. La dinámica del modelo queda descrita por las ecuaciones,

$$\frac{dD}{dt} = 30 \cdot (-D + T - P) \quad (4.4)$$

$$\frac{dP}{dt} = D \cdot GO(t) \quad (4.5)$$

$$GO(t) = GO \frac{t^2}{(0.06 + t^2)} \quad (4.6)$$

Este modelo es capaz de generar trayectorias articulares realistas mapeando continuamente, a través de la ecuación (4.3), la configuración actual de la mano codificada como una combinación de pesos temporales ($u1_a$, $u2_a$) en P, en una configuración real de la mano descrita por θ tal y como muestra la Figura 4.15.

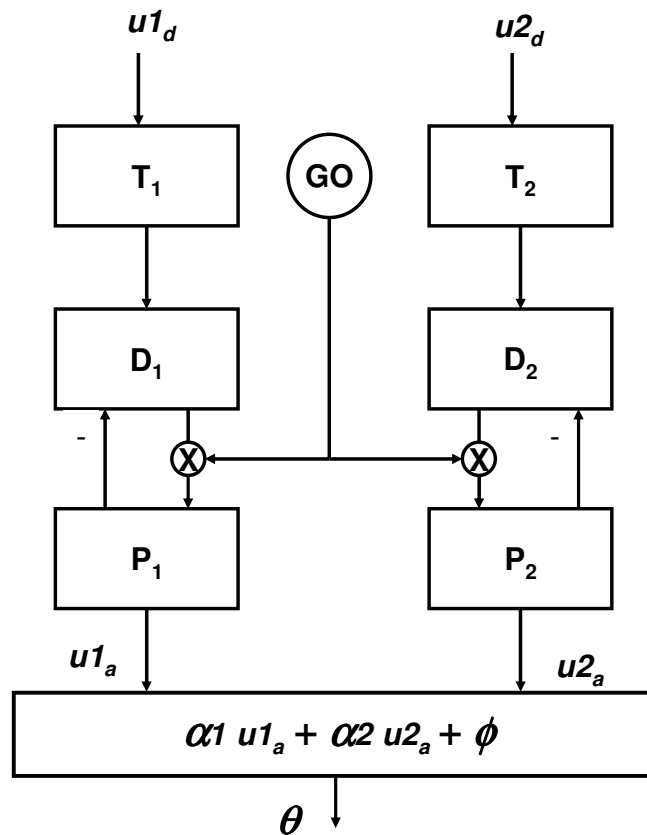


Figura 4.15. Modelo neuronal para la formación del gesto de agarre. Dos canales VITE con una señal GO común, generan la evolución temporal de la postura de la mano (gesto) desde una postura inicial hasta una postura de final agarre. Ambas posturas se codifican mediante dos pesos temporales de autoposturas.

Al igual que los modelos computacionales presentados a lo largo del capítulo anterior, este modelo hace uso de una programación bifásica de la componente de agarre del movimiento. El programa motor asociado al movimiento de los dedos consiste en una secuencia de dos subprogramas G_{A1} y G_{A2} , donde $G_{A1} = \{u1_M, u2_M\}$ define una postura de la mano relacionada con la máxima apertura de la mano durante el movimiento y $G_{A2} = \{u1_F, u2_F\}$ define la postura de agarre estática final determinada por las *affordances* del objeto y por los requerimientos de tarea. Los programas motores bifásicos descritos, constituyen una representación neuronal dimensionalmente reducida del gesto de agarre de una mano antropomorfa. En estos programas motores, G_{A1} se caracteriza por tener un valor de $u1_M$ muy cercano a su límite inferior, esto implica que en la fase inicial del movimiento se produzca un incremento de la apertura de la mano (cuanto menor es el valor de $u1$, mayor es el grado de extensión en las articulaciones MCP de todos los dedos y la abducción o separación entre éstos) hasta que la segunda fase del movimiento de los dedos definida por G_{A2} tiene lugar. En G_{A2} el valor de $u1$ ($u1_F$) es mayor que en el caso de G_{A1} ($u1_M$) con lo que esta fase del movimiento está asociada a un cierre de la apertura de la mano hasta que ésta se ajusta al tamaño del objeto. En G_{A2} , con el valor de la segunda ponderación temporal se trata de ajustar en parte la apertura de los dedos y sobre todo la curvatura de éstos en el momento de su contacto con el objeto.

El mecanismo que permite el cambio de ejecución de G_{A1} a G_{A2} es el mismo que el descrito para los modelos presentados en esta Tesis, es decir, dicho cambio ocurre en el instante en el que se detecta una máxima deceleración en la componente de transporte (*tpdec*). La detección de este punto de máxima deceleración desactiva la ejecución de G_{A1} y dispara la '*lectura*' de G_{A2} en T.

Como en el caso de los modelos del capítulo anterior, el modelo VITE ha sido modificado para dar cuenta de la aparente especificación gradual de la postura de la mano en los centros motores asociados a la ejecución del movimiento. Los resultados de las experiencias llevadas a cabo en el apartado anterior y los de experiencias similares llevadas a cabo por Santello y Soechting (1998), Santello y col (1998, 2002), Winges y col 2003, sugieren que durante movimientos de agarre con todos los dedos, la postura de la mano se modula en función de los contornos del objeto a ser agarrado, de una manera continua en el tiempo y la especificación de las variables cinemáticas relacionadas con la evolución de la postura manual, ocurre de manera gradual y progresiva, en el tiempo de ejecución del movimiento de transporte de la mano. El modelo asume que la postura de la mano no se encuentra totalmente especificada en T antes del inicio del movimiento, mas bien, en la etapa T de nuestro modelo se especifica de manera gradual y secuencial, en una primera fase, la postura de la mano asociada la MGA (G_{A1}) y en una segunda fase, la postura final de agarre de la mano (G_{A2}). La modificación en el

modelo VITE viene descrita, como en modelos presentados anteriormente, por la ecuación:

$$\frac{dT}{dt} = \mu(-T + G_{Ak}) \quad (4.7)$$

donde $\mu = 20$ y $k = 1, 2$.

Un hecho que también sugieren los resultados de los experimentos y que es adoptado implícitamente en nuestros modelos, es que el programa motor de agarre necesario para completar cierta tarea (G_{A1}, G_{A2}), se determina durante la observación del objeto previa al inicio del movimiento.

Bajo el esquema conceptual desarrollado en este apartado, definimos la *Biblioteca de Gestos* como un conjunto de programas motores bifásicos predeterminados (G_{A1}, G_{A2}) orientados al agarre de objetos diversos en distintas situaciones. En apartados posteriores veremos como esta definición nos permite generar de una manera realista, gestos de agarre completos de una mano antropomorfa.

4.4 Modelo neuronal para la formación de la orientación de la palma.

A medida que la muñeca se aproxima hacia su objetivo, la orientación de la palma de la mano debe alcanzar una configuración que permita el agarre del objeto. Hemos empleado la dinámica VITE para modelar el canal neuronal encargado del control de la orientación de la palma. Esta canal se ha modelado como un sistema con tres grados de libertad relacionados con la flexión – extensión de la muñeca (ángulo α), la pronación – supinación del antebrazo (ángulo β) y la desviación radial y ulnar de la muñeca (ángulo γ). El subprograma motor asociado a la orientación de la palma es monofásico y puede expresarse como $T_d = [\alpha_d, \beta_d, \gamma_d]$. Para este canal no se establece interacción alguna con otros canales ni modificación de la dinámica VITE clásica.

4.5 Modelo neuronal para el control de la componente de transporte. Modelo DIRECT

En nuestro modelo, el efector del movimiento de transporte consiste en un brazo con dos grados de libertad (hombro y codo). Dicho brazo transporta, en el plano transversal, la muñeca de una mano antropomorfa hacia la posición del objeto a agarrar. Atendiendo a la posibilidad de extender el modelo a un brazo con tres grados de libertad en el hombro y uno en el codo moviéndose en el espacio 3D, hemos entrenado una red neuronal autoorganizada (modelo DIRECT, Bullock y col, 1993, Figura 4.16) que resuelve el problema de la cinemática inversa del brazo. Durante una etapa inicial de 'balbuceo' motor, el modelo genera de manera endógena comandos motrices aleatorios que posteriormente resultan correlacionados en la red neuronal con la

información visual acerca del desplazamiento espacial del efector final del brazo en el espacio cartesiano. En otras palabras, la red neuronal correlaciona información visual espacial e información motora a lo largo de una serie de ciclos acción – percepción con el objeto de aprender las transformaciones de coordenadas necesarias para resolver el problema de la cinemática inversa del manipulador. Cuando el aprendizaje del sistema finaliza, el sistema neuronal es capaz de controlar el movimiento de alcance del brazo hacia objetivos preespecificados en el espacio de trabajo. El entrenamiento del modelo se ha llevado a cabo empleando la muñeca del brazo como efector final para la componente de transporte. Los grados de libertad asociados a la orientación de la palma o a la configuración de los dedos no se incluyen en el entrenamiento de DIRECT. El modelo emplea información visual acerca de la diferencia espacial existente entre la localización del objetivo y la posición actual del efector final del movimiento codificada en un sistema de referencia centrado en el cuerpo mediante el vector de diferencia espacial Δx (Figura 4.16). Este vector se transforma adaptativamente en un vector de rotaciones articulares $\Delta\theta$ mediante la transformación dirección – a – rotación que implementa la red neuronal DIRECT. Este vector representa las rotaciones articulares del hombro y del codo, necesarias para mover el efector final en la dirección especificada por Δx .

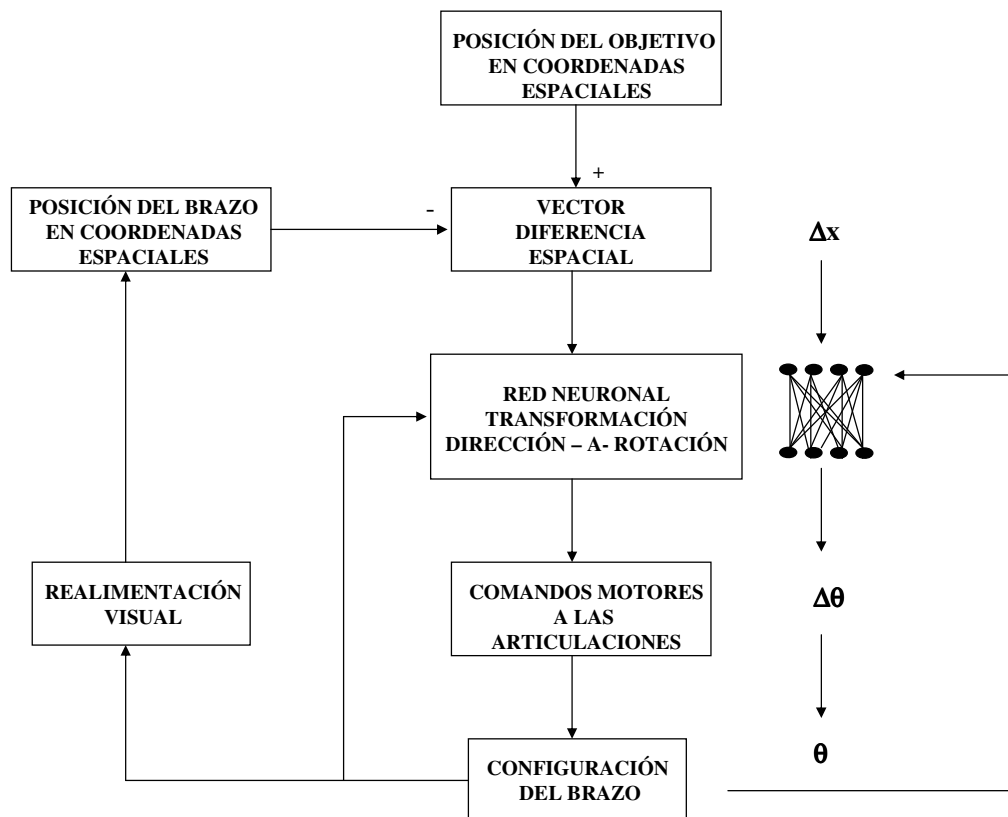


Figura 4.16. Modelo DIRECT (Bullock y col, 1993). Ver detalles en texto.

Es importante resaltar que el aprendizaje de la transformación $\Delta x \rightarrow \Delta \theta$ es dependiente de la configuración actual del brazo (θ). Esto implica que cada configuración articular del brazo necesita un conjunto particular de pesos adaptativos (asociados a s neuronas concretos de mapeo direccional) que lleven a cabo el mapeo entre la dirección espacial deseada Δx y las rotaciones articulares necesarias para ejecutar dicho desplazamiento espacial. La implementación del modelo que se ha realizado en esta Tesis Doctoral está basada lo que Fiala (1995) ha venido en llamar '*campos de contexto*' (Fiala, 1995; Guerrero, 2000). Un campo de contexto es un conjunto de neuronas inhibitorias tónicamente activas las cuales reciben como entrada información propioceptiva relacionada con la acción motora en curso. Una neurona del campo de contexto tiene una pausa en su actividad cuando reconoce en la entrada una combinación determinada en la configuración de las articulaciones del brazo. Las neuronas del campo de contexto proyectan sobre grupos de neuronas de mapeo de dirección. Estas últimas neuronas se encuentran totalmente desactivadas cuando la neurona del campo de contexto asociada se encuentra activa y por el contrario, están activas y contribuyen a establecer la transformación visuomotriz $\Delta x \rightarrow \Delta \theta$ cuando la neurona del campo de contexto asociada se encuentra desactivada. En las referencias anteriores puede encontrarse una descripción detallada de la implementación del modelo DIRECT como una red lineal que hace uso de campos de contexto y emplea el método de descenso por el gradiente como algoritmo de aprendizaje que es la implementación que se llevado a cabo en este capítulo. Hemos entrenado esta implementación del modelo DIRECT mediante 10,000 ciclos acción – percepción de un brazo con dos articulaciones cuya cinemática directa en coordenadas cartesianas viene descrita por,

$$\begin{aligned}x_1 &= l_1 \cos(\theta_1) + l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \\x_2 &= l_1 \sin(\theta_1) + l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2)\end{aligned}\tag{4.8}$$

donde θ_1 y θ_2 son los valores actuales de las articulaciones del brazo (cuyo rango va desde 0° a 135°) y l_1 y l_2 son las longitudes del brazo y el antebrazo respectivamente ($l_1 = l_2 = 28$ cm). En el siguiente capítulo, se implementará una variante del modelo DIRECT con redes de funciones de base radial hiperplanas que permite generalizar fácilmente el modelo empleado en este capítulo para el caso de manipuladores redundantes en el espacio 3D.

4.5 Simulaciones del modelo

Hemos llevado a cabo simulaciones sistemáticas del modelo para la generación y control del gesto de agarre presentado en secciones previas. Las simulaciones consisten en la generación de un gesto completo de alcance y agarre orientado hacia cada uno de los 16 objetos representados en la Figura 4.17. El conjunto de objetos representado en la

Figura 4.17 consiste en varios paralelepípedos, esferas, formas ovoides y vasos cilíndricos.

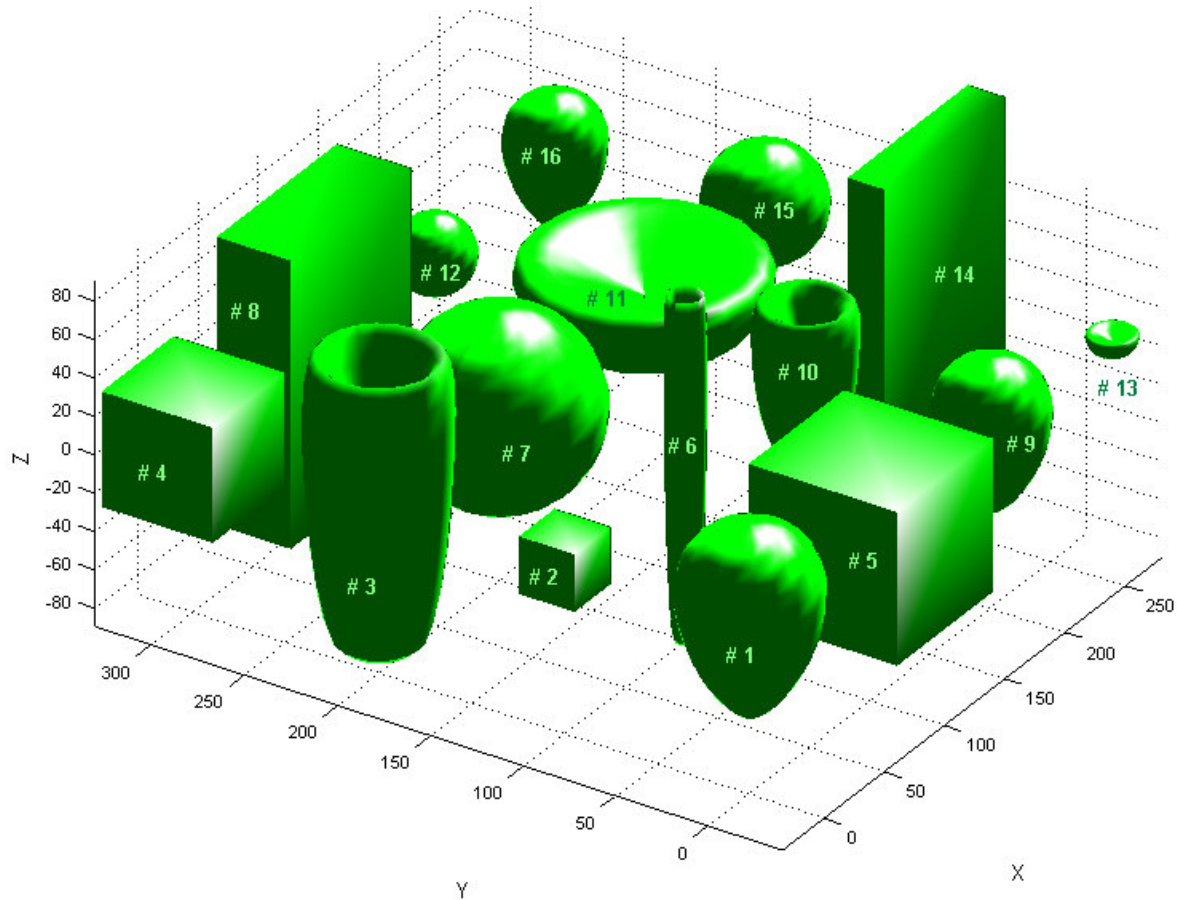


Figura 4.17. Objetos empleados en las experiencias de agarre simuladas con el modelo.

Como se ha comentado en apartados anteriores, el programa de agarre consta de los subprogramas de agarre, de alcance y de orientación de la palma. Cada uno de estos subprogramas se ejecuta en paralelo en cada uno de los módulos neuronales asociados. La señal GO común (ecuación 4.6) permite que la ejecución de las distintas componentes del movimiento se lleve a cabo de manera sincronizada. En todas las simulaciones la posición del objeto es tal que el posicionamiento final de la muñeca se establece en torno al punto $(x = 10, y = 46)$ cm en el plano transversal (el origen de coordenadas es la articulación del hombro del brazo). La postura inicial del brazo viene descrita por $\theta_1 = 9^\circ$ y $\theta_2 = 79^\circ$. La postura inicial de los dedos viene descrita en todos los casos por $G_0 = \{0,0\}$ y la orientación de la palma por los ángulos $T_0 = [0,0,0]$. La orientación final de la palma se define dependiendo del tipo de objeto y del tipo de agarre que se pretende ejercer sobre dicho objeto. Los patrones bifásicos G_{A1} y G_{A2} se establecen de manera que $G_{A1} = \{u_{1M}, u_{2M}\}$ define una postura de la mano relacionada

con la máxima apertura de la mano durante el movimiento y $G_{A2} = \{u1_F, u2_F\}$ define la postura de agarre estática final determinada por las *affordances* del objeto y por los requerimientos de tarea.

4.5.1. Evolución temporal del gesto de agarre

En las Figuras 4.18 y 4.19 se muestran las evoluciones temporales de las ponderaciones temporales $u1$ y $u2$ correspondientes a cada uno de los 16 programas motores asociados a cada uno de los 16 objetos de la Figura 4.17. Como puede observarse en las Figuras 4.18 y 4.19, la programación bifásica del movimiento que propone nuestro modelo junto a las propiedades de las trayectorias generadas en un modelo VITE, produce unos perfiles temporales de las ponderaciones temporales muy similares a los obtenidos en las experiencias reales descritas en el apartado 3 de este capítulo. La representación de la evolución de $u2$ respecto a $u1$ (Figura 4.20) también muestra similitudes evidentes con los patrones obtenidos tras el análisis SVD de los datos obtenidos con el CyberGlove. En la Figura 4.21 se muestran las posiciones en el espacio de fases ($u1, u2$) correspondientes a las posturas de agarre asociadas a cada uno de los objetos. Como se observa en la figura no existe evidencia alguna de clusterización debida al tipo de objeto. La Figura 4.21 también muestra, en tres casos elegidos al azar, las trayectorias en el espacio de fases que se obtienen desde la postura inicial codificada en $\{0,0\}$ hasta el punto que codifica la postura final (G_{A2}) pasando por el punto intermedio codificado en G_{A1} . Hay que resaltar que G_{A1} , en todos los casos, se define de un modo *ad hoc*, para que el perfil de apertura entre los dedos índice y pulgar sea realista (ver ejemplo en Figura 4.22).

Con la codificación del programa de agarre que proponemos en esta Tesis, además de obtener patrones de apertura manual realistas, también obtenemos unos patrones realistas de movimiento sincronizado de todas las articulaciones de los dedos de una mano antropomorfa. En las Figuras 4.23 y 4.24 se muestran dos ejemplos del tipo de movimiento inducido en las articulaciones de una mano antropomorfa a través del modelo que combina la dinámica VITE con el control de la postura de la mano mediante autoposturas.

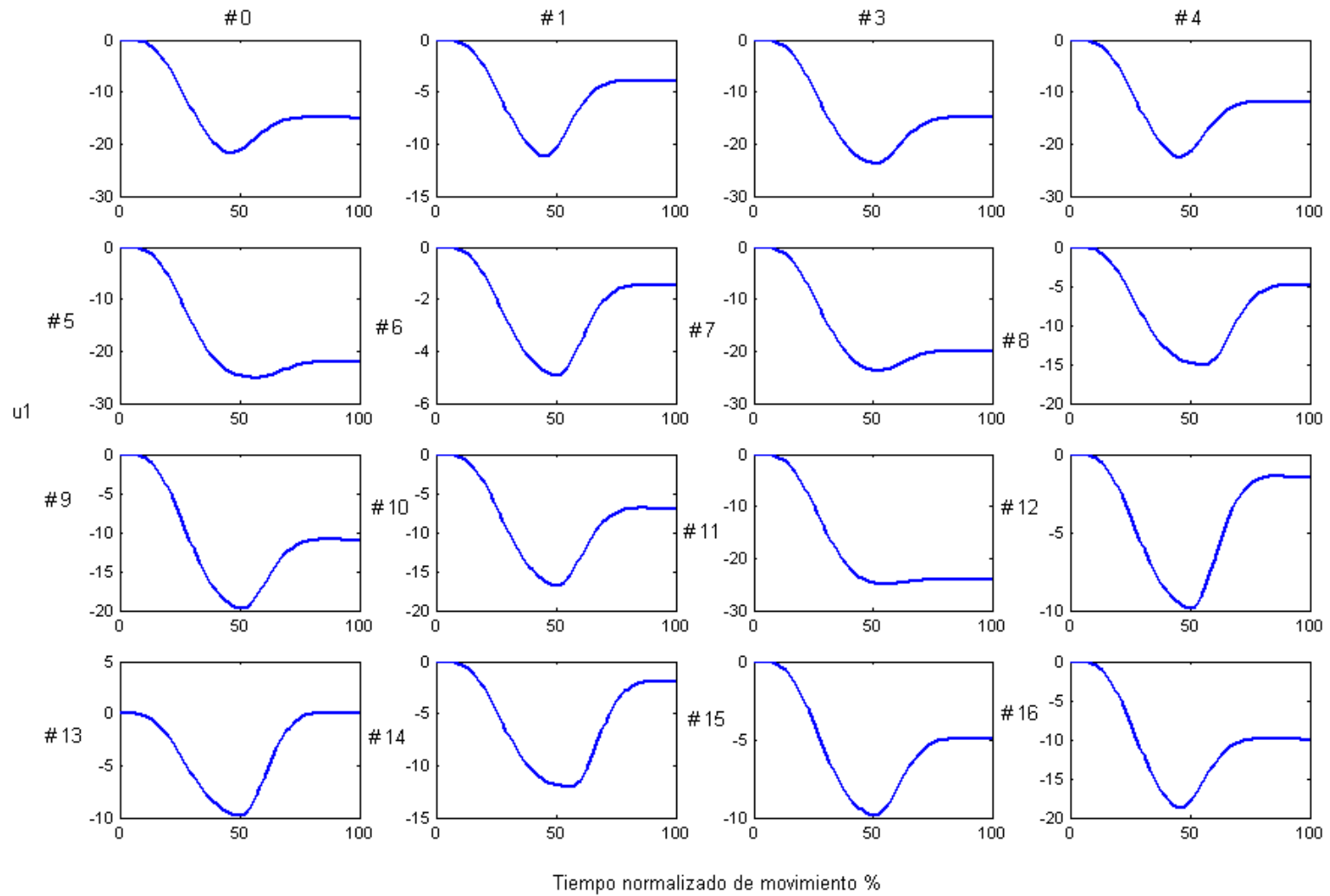


Figura 4.18. Evolución temporal de la ponderación u_1 a lo largo de los 16 ensayos con los 16 objetos.

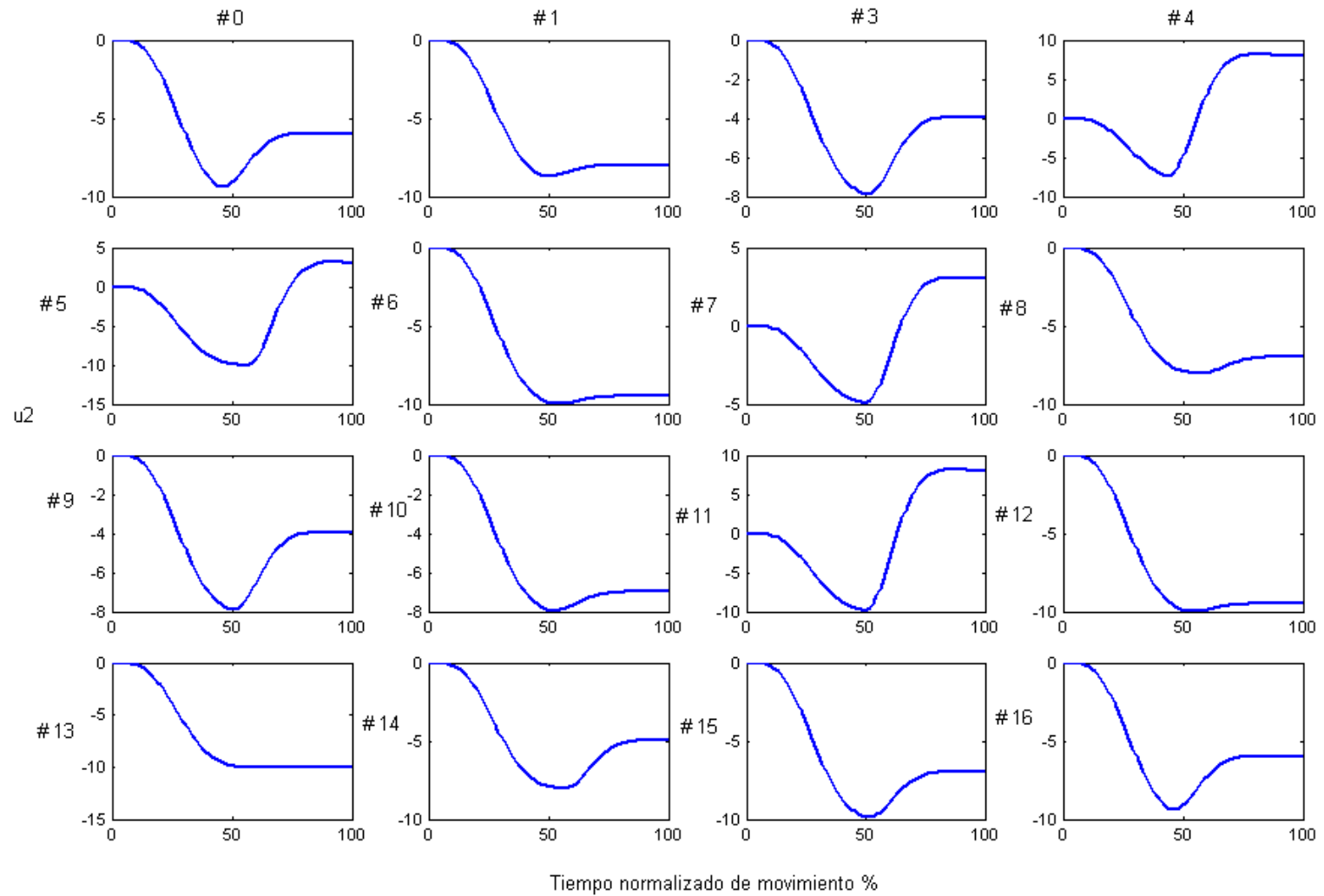


Figura 4.19. Evolución temporal de la ponderación u_2 a lo largo de los 16 ensayos con los 16 objetos.

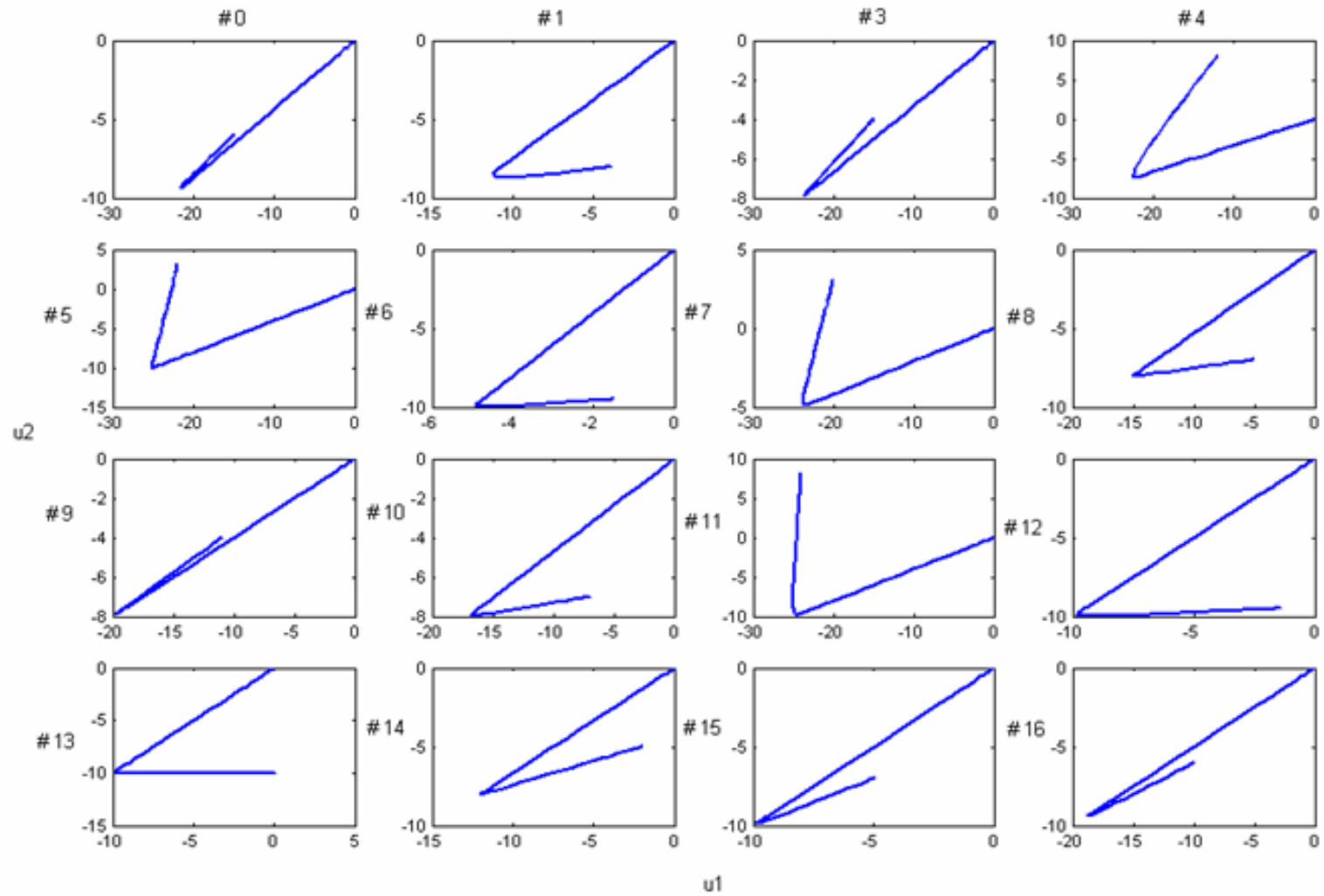


Figura 4.20. Evolución de u_2 frente a u_1

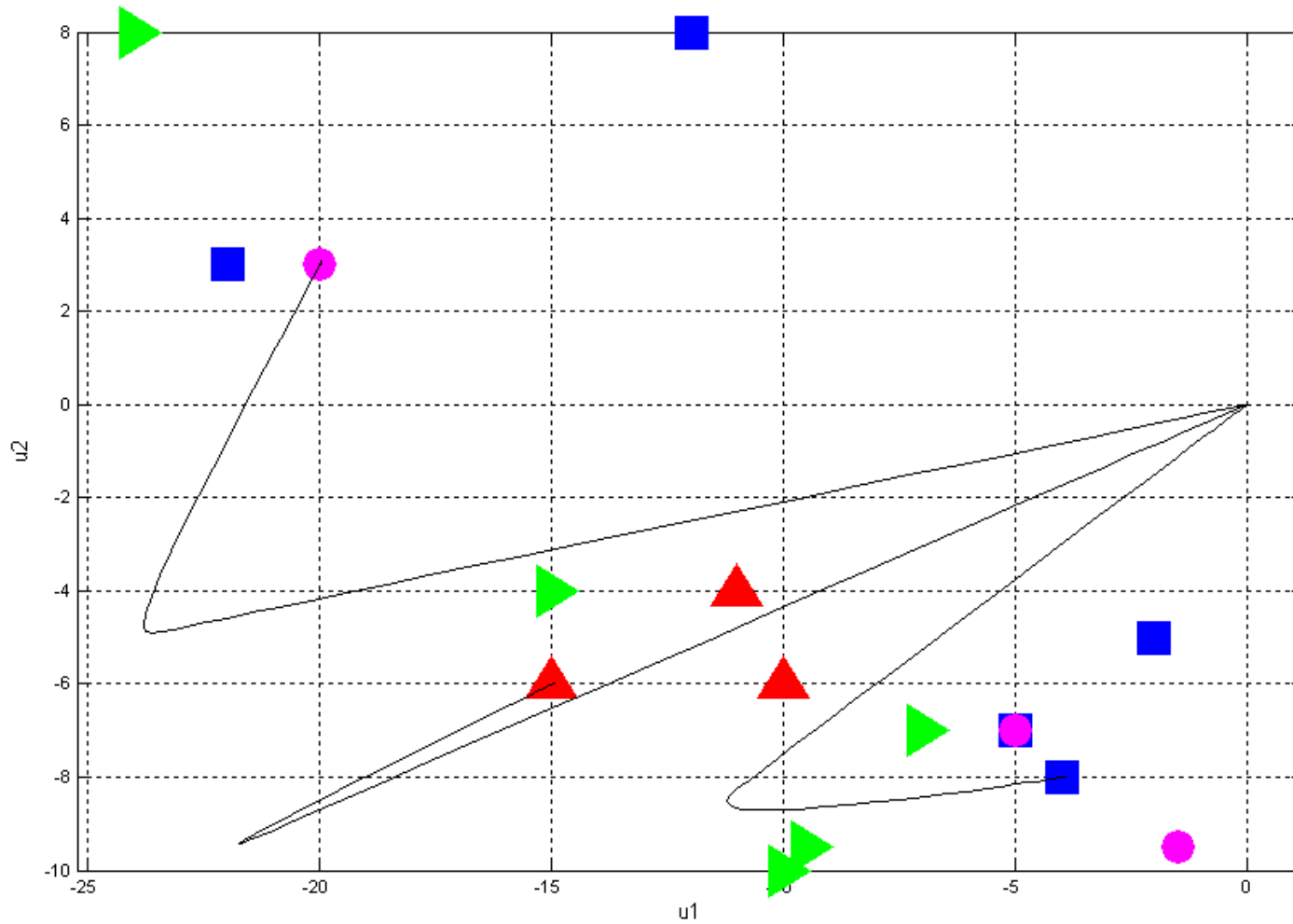


Figura 4.21. Posturas finales de agarre codificadas en el espacio de fases de las ponderaciones temporales. Los triángulos rojos se refieren a las formas ovoides, los triángulos verdes se refieren a los vasos cilíndricos, los cuadrados azules se refieren a los paralelepípedos y los círculos violetas se refieren a las esferas. La figura también muestra, para tres casos, la trayectoria en el espacio de fases que se sigue desde la posición inicial (0,0) hasta llegar a la postura final.

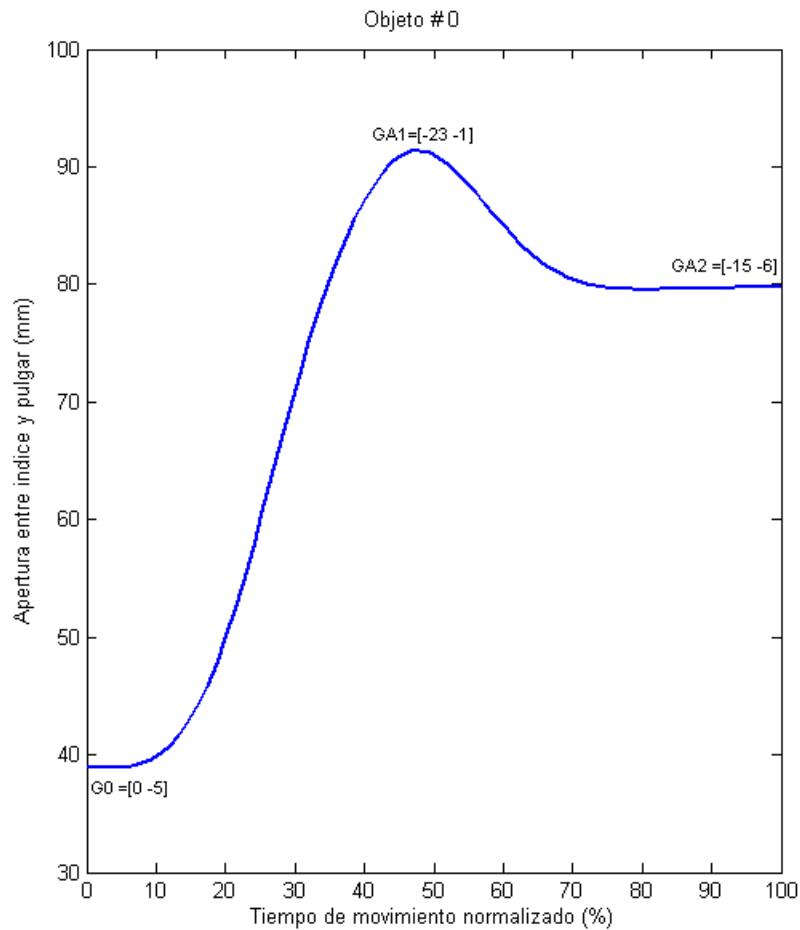


Figura 4.22. Perfil de apertura de los dedos en una experiencia de agarre (agarre del objeto # 0) simulada con el modelo de la Figura 4.13.

4.5.2. Coordinación entre las distintas componentes del movimiento

Uno de los aspectos más importantes del modelo es su capacidad para producir un movimiento coordinado completo o gesto, de agarre. En la Figura 4.25 se muestra la evolución temporal de la velocidad tangencial de la muñeca, de la aceleración tangencial de la misma y del ángulo de pronación - supinación de la muñeca a lo largo del movimiento de alcance – agarre orientado al bloque que aparece en dicha figura. Además, se muestran los ‘fotogramas’ captados en tres instantes concretos del movimiento de agarre. El primer ‘fotograma’ (izquierda) está captado en el instante inicial previo al inicio de la acción. El segundo ‘fotograma’ (centro) capta el instante en el que el sistema, mientras que la muñeca se dirige hacia su posición objetivo final y la palma se orienta hacia su orientación objetivo, llega al punto de máxima apertura de los dedos (especificado por G_{A1}) que se correlaciona con el instante de detección de máxima

deceleración en la componente de transporte del movimiento. El tercer ‘fotograma’ (derecha) capta el instante en el que la muñeca deja de moverse por completo tanto en su translación como en su orientación mientras que los dedos finalizan su fase cierre hasta el contacto final con el objeto.

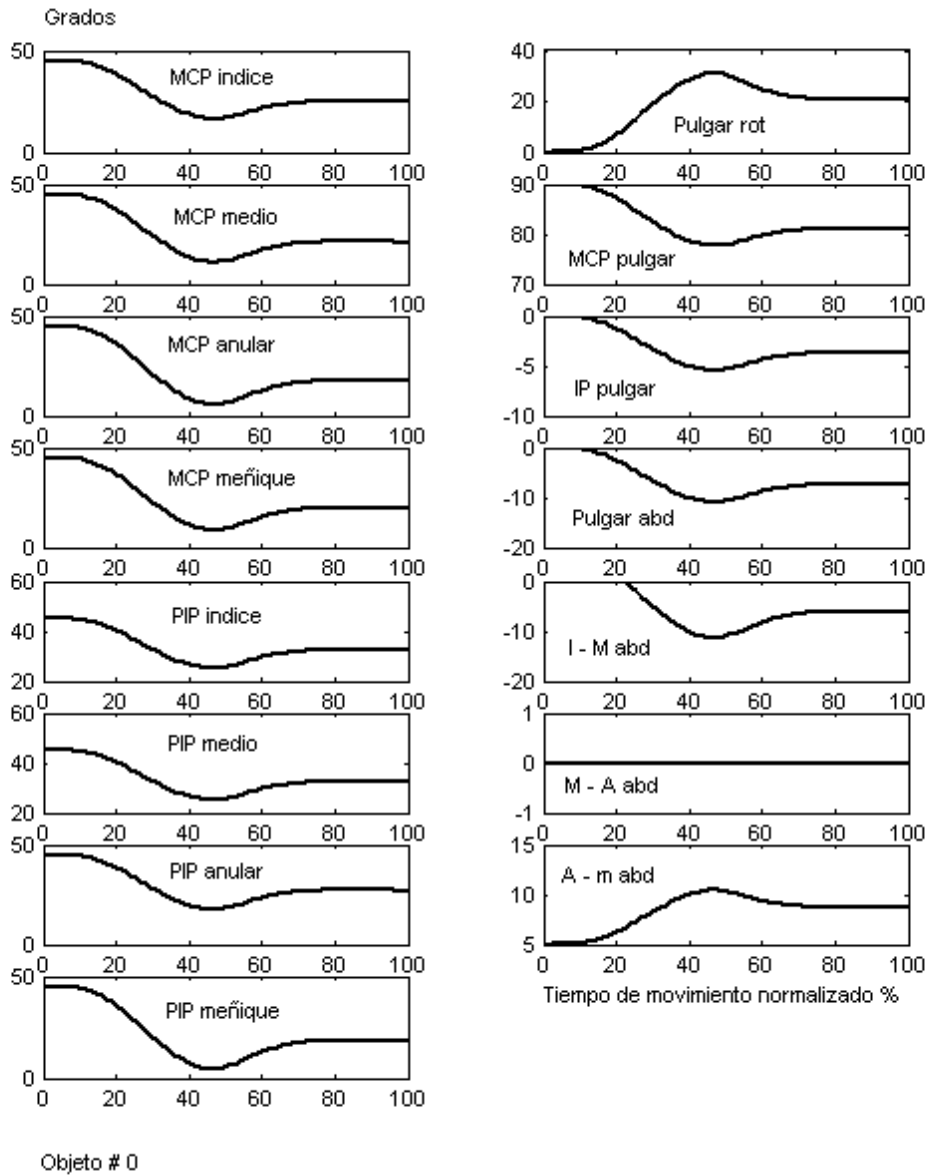


Figura 4.23. Evolución de los ángulos articulares de la mano durante el movimiento de agarre del objeto #0.

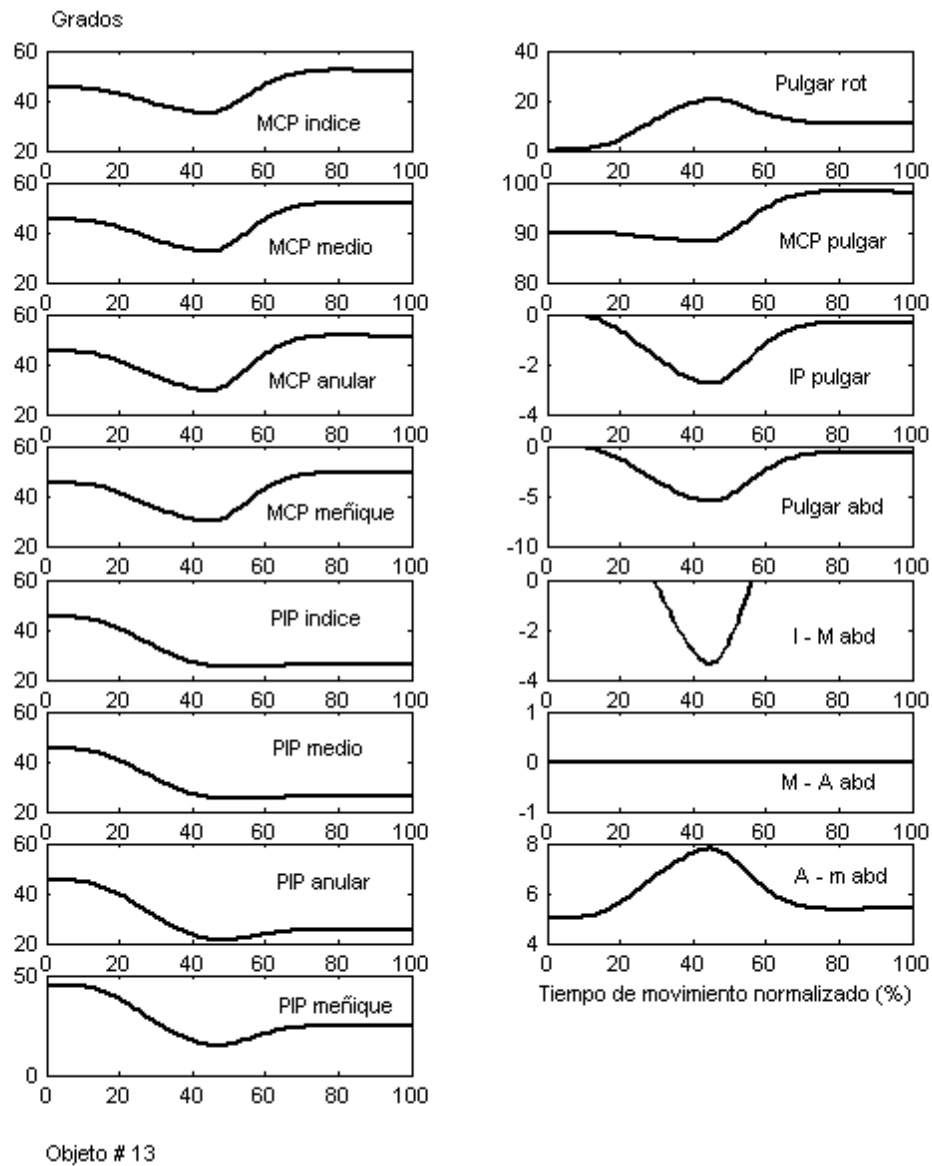


Figura 4.24. Evolución de los ángulos articulares de la mano durante el movimiento de agarre del objeto #13.

El tipo de coordinación entre las distintas componentes del movimiento en este modelo es similar a la de los modelos propuestos en el Capítulo anterior, teniendo en cuenta que no hemos planteado ninguna interacción cruzada entre el canal de orientación y las otras dos componentes.

4.5.3. Comportamiento del modelo ante condiciones iniciales alteradas en la apertura de la mano.

Hemos llevado a cabo ensayos del modelo para demostrar que éste es capaz de reproducir los cierres parciales en la apertura de agarre cuando la apertura inicial de la pinza es lo suficientemente grande. Lo que se estudia en estas simulaciones es el movimiento anticipatorio de los dedos en condiciones iniciales de apertura nula (Normal) y cuando la apertura inicial de la pinza es lo suficientemente grande (Alterada), en el agarre de dos objetos de diferentes tamaños, uno grande (G/ $G_{A1} = \{-23,-1\}$, $G_{A2} = \{-15,-6\}$) y otro pequeño (P/ $G_{A1} = \{-12,-9\}$, $G_{A2} = \{-4,-8\}$). En la condición Normal, la apertura inicial de los dedos se fija en $G_0 = \{0,-5\}$, antes del inicio del movimiento, mientras que en la condición inicial Alterada, $G_0 = \{-22,-10\}$.

En la Figuras 4.26 se observan los perfiles de apertura manual y la evolución temporal de las ponderaciones temporales de las autoposturas obtenidas de la simulación del agarre de los objetos G y P en las condiciones Normal y Alterada. Como puede observarse el modelo es capaz de reproducir los cierres parciales en la apertura de agarre cuando la postura inicial es una postura abierta. Dado que estos cierres han sido comprobados experimentalmente para un agarre con los dedos pulgar e índice (Saling y col, 1996), sería interesante llevar a cabo experiencias reales de este tipo (con todos los dedos) para comprobar que el comportamiento observado en las simulaciones se corresponde con experiencias psicofísicas reales tanto al nivel de apertura manual (izquierda) como al nivel de sinergias posturales (derecha).

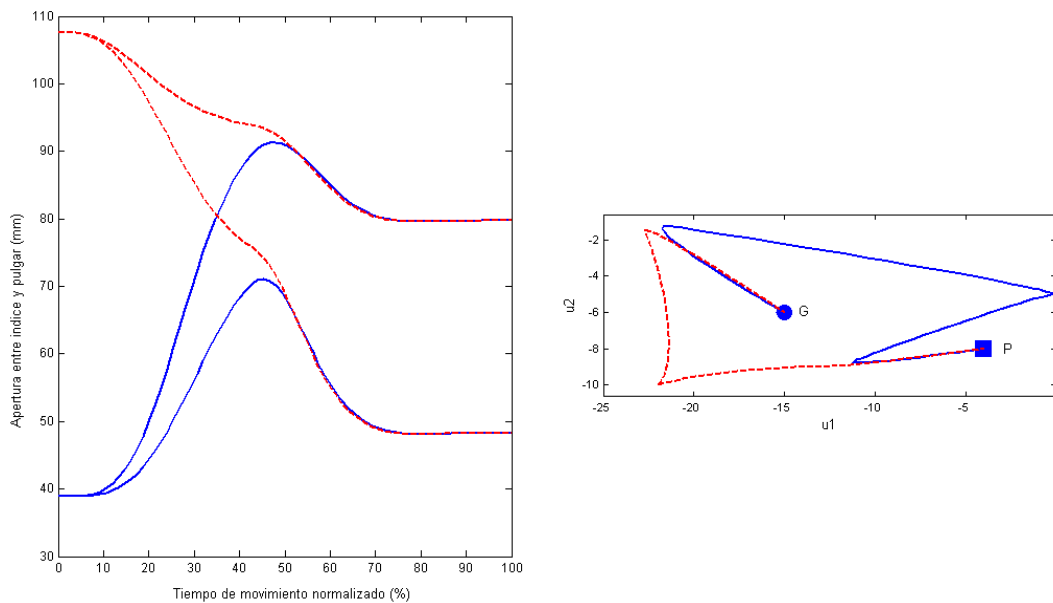


Figura 4.26. Agarre de un objeto grande y uno pequeño en condiciones de apertura manual inicial Normal y Alterada (izquierda). Trayectorias en el espacio de fases $u1-u2$ (derecha)

Capítulo 4. Modelo Neuronal para la Coordinación del Gesto Manual durante el Agarre

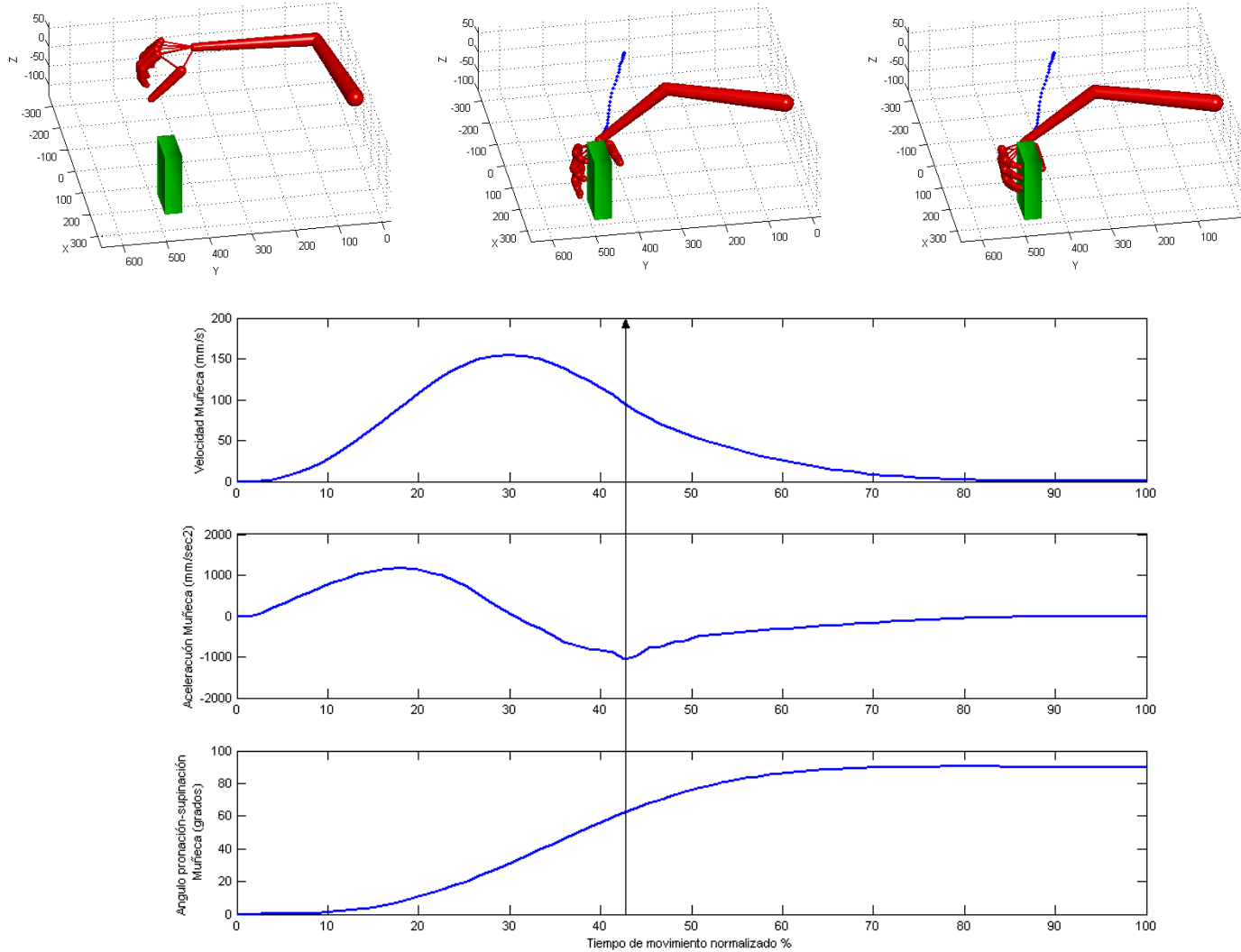


Figura 4.25. Arriba: Tres instantes en la evolución del movimiento de agarre (1) Instante Inicial (2) Instante de MGA (3) Instante de contacto con el objeto. Abajo: Evolución de la velocidad y aceleración de la muñeca y orientación del ángulo de rotación de la misma.

5. Discusión sobre la plausibilidad biológica del modelo

Bullock y col (1993) han llevado a cabo una revisión exhaustiva de los datos neurofisiológicos en primates que avalan la aproximación a la resolución de la cinemática inversa que emplea el modelo DIRECT. Recientemente Bullock y col (1998), Ajemian y col (2001), y Schaal (2003) han llevado a cabo estudios que amplían y refinan las conclusiones de Bullock y col (1993). En el próximo capítulo se ahondarán en los principios computacionales de este modelo y se discutirán con mayor énfasis sus bases neurobiológicas.

La estrategia de control simplificado y sinérgico del movimiento de todos los dedos durante la acción orientada al agarre de un objeto propuesta en este Capítulo se basa en los resultados de nuestras experiencias y en los resultados de experiencias similares llevadas a cabo por Santello y col (2002) y Mason y col (2001). Como ya se ha mencionado en el apartado 3.3, esta estrategia de control simplificado de la mano durante el movimiento de agarre detectada por el análisis SVD de los datos se ha observado en la *'etapa de salida'*. La pregunta que hacíamos anteriormente es: ¿poseen las autoposturas que conforman la base de esta estrategia, una representación neuronal a nivel cortical? Los resultados de estudios de estimulación y lesión en el córtex motor son consistentes con la hipótesis del control global de la mano durante el agarre. La estimulación de zonas en el córtex motor primario (F1 o área 4) evoca respuestas sincronizadas de varios grupos musculares de la mano (Donoghue y col 1992; Sato y Tanji 1989) o movimientos sincronizados de articulaciones próximas (Kwan y col 1978; Strick y Preston 1978). Las lesiones focales en el área de la mano de F1 no producen interrupciones en el movimiento individual de dedos o articulaciones; más bien lo que queda afectado es la producción de movimientos que implican diferentes combinaciones de varios dedos (Schieber 1999; Schieber y Poliakov 1998). Registros de actividad neuronal en el córtex motor primario y en córtex premotor sugieren que la mano se controla como si se tratase de una unidad funcional. En los monos, una neurona en F1 (córtex motor primario) generalmente dispara para una amplia variedad de movimientos de los dedos (Schieber y Hibbard, 1993).

Sin embargo, existe otra área cortical que es un candidato mucho más prometedor a la hora de poder representar a nivel cortical, la estrategia de control sinérgico de la mano durante el agarre propuesta en esta Tesis. Las zonas asociadas al control de la mano en el córtex motor primario de los monos (F1) reciben una gran cantidad de conexiones y proyecciones provenientes del área F5 del córtex premotor ventral (PMv). Se ha comprobado que las neuronas motoras de F5 disparan selectivamente para distintos tipos de agarre tales como el agarre de precisión o el agarre con todos los

dedos (Murata y col 1997; Rizzolatti y col 1988). La actividad de esas neuronas se correlaciona solamente con el tipo concreto de agarre que se lleva a cabo y no con los movimientos individuales de los dedos hechos por los monos (Rizzolatti y col 1988, Murata y col 2000). Estos hallazgos sugieren que la mano se representa como una unidad funcional en el córtex premotor y que las autoposturas que observamos en la *etapa de salida* pueden estar representadas de una manera más o menos abstracta en la actividad de poblaciones de neuronas en ciertas áreas del córtex premotor. En contraposición a lo que ocurre en el córtex motor primario, las neuronas de F5 no codifican simplemente el movimiento en sí de los dedos. Las neuronas de F5 solamente se activan cuando el movimiento de los dedos se efectúa en una acción orientada a objeto tal como el agarre. De acuerdo con Jeannerod y col (1995) la presencia en F5 de este tipo de neuronas posee implicaciones muy profundas e importantes. La primera de ellas es que el número de variables o G.D.L implicados en la descripción y control de un movimiento de agarre por parte de estas neuronas es mucho menor que si este movimiento se describe en términos de motoneuronas o músculos. Esta solución para la reducción del gran número de G.D.L implicados en el movimiento de la mano recuerda a la solución teórica de los *dedos virtuales* (Iberall y Fagg 1996). En segundo lugar, el almacenamiento y recuperación de los códigos neuronales asociados a un determinado movimiento se simplifica. Tanto para acciones generadas internamente como para acciones ejecutadas en respuesta a estímulos externos solamente es necesaria la recuperación y coordinación de la información codificada en un pequeño número de variables motoras. Esta idea tiene su plasmación en nuestro modelo a través de los programas motores (G_{A1}, G_{A2}) que están formados por la combinación de dos ponderaciones temporales de autoposturas manuales. En concreto, la generación de un movimiento de agarre asociado a la visión de un objeto se 'reduce' a la tarea de asociar las propiedades intrínsecas de un objeto (codificadas en sus *affordances*) con los programas motores apropiados (codificados en una representación simplificada basada en autoposturas). Si cada programa motor de agarre se encuentra codificado en una neurona distinta de F5 (por ejemplo, el programa motor para el agarre de una esfera mediana que requiere la oposición de todos los dedos se codifica en un grupo de neuronas diferente al grupo de neuronas que codifica el programa motor de agarre de un cilindro fino para el cual se requiere un agarre de precisión), podemos argumentar que en F5 existe cierto clase de 'vocabulario de agarre' o en los términos empleados en esta Tesis, podemos decir que F5 constituye el substrato neurobiológico de la Biblioteca de Gestos. En tercer lugar, la existencia de un 'vocabulario' o 'Biblioteca de Gestos de Agarre' facilita y simplifica notablemente el aprendizaje y la formación de asociaciones visuomotoras entre las 'affordances' de un objeto y los programas motores apropiados para su correcto agarre. El aprendizaje de estas asociaciones incluye relaciones arbitrarias entre estímulos y programas motores tales como, 'si ves una luz roja entonces realizas un agarre de precisión / si ves una luz azul entonces realizas un

agarre de fuerza'. Este tipo de asociaciones no son incompatibles con las funciones asociativas conocidas del córtex premotor (Passingham 1993; Wise y Murray 2000).

El área F5 se encuentra profusamente conectada con el área anterior intraparietal (AIP) (Lupino y col, 1999). El área AIP se caracteriza por la presencia de un gran número de neuronas que se encuentran activas durante la ejecución de acciones de agarre y manipulación (neuronas dominantes motoras), otras son activas ante la presentación visual de un objeto (neuronas dominantes visuales) y otras que son activas tanto en acciones de agarre manual como ante la presentación visual de objetos (neuronas visual y motoras dominantes) (Taira y col 1990, Murata y col 1996, 2000, Sakata y col 1995). Atendiendo a las propiedades funcionales de las áreas AIP y F5, se ha propuesto que las transformaciones visuomotoras necesarias para la organización de los movimientos de agarre son mediadas por el circuito AIP – F5 (Fogassi y col 2001). La actividad de las neuronas de F5 representa el eslabón que transforma las representaciones del objeto codificadas en AIP en un formato capaz de activar las neuronas motoras de F1 además de una serie de centros subcorticales entre los que se encuentran los ganglios basales y el cerebelo (Jeannerod y col 1995, Sakata y col 1995, Gallese y col 1997, Fagg y Arbib 1998). Gallese y col. (1997) han propuesto que el área AIP transforma la información visual de un determinado objeto 3D en una serie de affordances o 'posibilidades de agarre' que posteriormente son empleadas por las neuronas del área F5 (junto a información contextual y sensorial adicional) para seleccionar el tipo de agarre más adecuado.

Murata y col (1997), estudiaron las propiedades funcionales del área F5 con las mismas técnicas empleadas para estudiar el área AIP. Encontraron neuronas visual & motor dominantes y neuronas motor dominantes cuyas respuestas eran similares a las de las neuronas en AIP. Sin embargo no encontraron neuronas visual dominantes en F5 similares a las encontradas en AIP. Todos estos resultados han llevado a plantear un modelo conceptual acerca del circuito cortical involucrado en el guiado visual del agarre (Figura 4. 27). Ciertos aspectos de este modelo conceptual serán analizados con mayor profusión a través de modelos en el siguiente capítulo.

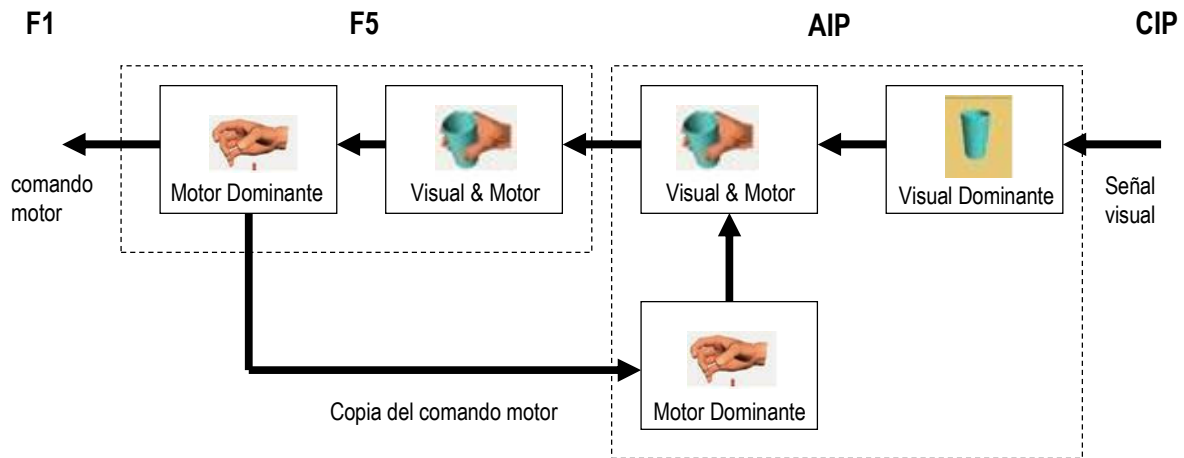


Figura 4.27. Modelo de interacciones entre distintas áreas corticales para el control del movimiento de agarre (Murata y col, 1997). Detalles texto.

El flujo de información en este sistema es el que sigue: a) Las señales visuales relacionadas con la forma 3D y la orientación del objeto se procesan en el área CIP (caudal intraparietal) y la salida de dicho procesamiento se proyecta sobre las neuronas dominantes visuales de AIP. b) Esta información acerca del objetivo del agarre se conduce hacia las neuronas visual & motoras de AIP. c) La información combinada visual y motora pasa a través de la vía cortico –cortical hacia las neuronas visuales & motoras de F5. d) La actividad de las neuronas visuales & motoras de F5 activa las neuronas motoras de F5 que a su vez se encargan de enviar la información necesaria a las neuronas de F1 para implementar el movimiento. e) Por último una copia del comando motor generado en las neuronas motoras de F5 se envía a las neuronas motoras de AIP que a su vez envían esta información a las neuronas visuales y motoras de AIP. Este circuito cerrado constituye un mecanismo que, en nuestra opinión, permite que en las neuronas visuales y motoras de AIP se produzca una comparación continua entre la representación interna del objetivo del agarre (el objeto) y una representación interna de la acción motora en curso. Esto permite generar los comandos motores apropiados hasta que la tarea esté completada. El tipo de computación que se lleva a cabo en esta parte del circuito es similar a la de los vectores diferencia de los modelos VITE y DIRECT empleados en esta Tesis. Esto nos lleva a concluir que los conceptos y modelos incluidos en este Capítulo pueden constituir un primer paso en el desarrollo de un modelo biológicamente plausible de los mecanismos corticales involucrados en el control visual del agarre.

6. Conclusiones

En los modelos presentados en este capítulo, las transformaciones visuomotrices relacionadas con el transporte de la mano hasta las inmediaciones del objeto a agarrar son llevadas a cabo por una red neuronal autoorganizativa (modelo DIRECT) que computa la cinemática inversa de un manipulador con dos grados de libertad. Las transformaciones visuomotrices relacionadas con la componente de agarre del movimiento se han simplificado. Las combinaciones correctas de ponderaciones temporales de autoposturas asociadas al agarre correcto de cada uno de los 16 objetos del conjunto empleado en las simulaciones se determinaron previamente de manera *'off-line'* y posteriormente se insertaron en el neurocontrolador VITE. A la hora de conseguir un sistema capaz de aprender y memorizar, las transformaciones visuomotrices asociadas a la componente de agarre es necesario crear un modelo que inspirado en el sistema de la Figura 4.28, incluya la capacidad de aprendizaje. Esto puede hacerse insertando el modelo VITE dentro de un sistema más complejo que permita el aprendizaje de configuraciones correctas de agarre en el espacio paramétrico de ponderaciones temporales de autoposturas, obteniendo éstas a partir de la transformación adaptativa de las propiedades intrínsecas de los objetos codificadas en sus *affordances*. Estas configuraciones específicas pueden posteriormente ser *'archivadas'* como programas motores conformando lo que hemos venido en denominar una Biblioteca de Gestos.

En cuanto al modelo para el control sinérgico del movimiento de los dedos de una mano antropomorfa presentado en este Capítulo, hay que remarcar que éste es un modelo totalmente lineal ya que está inspirado en los resultados obtenidos al realizar un procesamiento lineal (SVD) de los datos obtenidos en las experiencias descritas en el apartado 3. El mismo tratamiento de modelización que se ha llevado a cabo en este punto puede repetirse desde una aproximación no lineal al problema (Lee y Yangsheng, 1996, Lee, 2000). Una posibilidad que no puede dejar de estudiarse es el análisis de los datos empleando técnicas de reducción de dimensionalidad tales como el SVD o el Análisis de Componentes Principales (PCA) pero en su *'versión'* no lineal (NLPCA, Kramer, 1991). La modelización mediante redes neuronales de los resultados obtenidos tras un análisis no lineal de los datos, puede ayudar a establecer un modelo biológicamente plausible para el comportamiento cognitivo – motriz durante el movimiento de agarre que pueda ser aplicado a la solución de ciertos problemas asociados u homólogos en el campo de la robótica de agarre y manipulación.

Finalmente, la alta modularidad impuesta en el modelo permite implantar un paradigma de aprendizaje progresivo de tareas de agarre complejas incluso sobre plataformas robóticas reales. Este aprendizaje adaptativo y progresivo incluye una

etapa inicial en la que se desarrollan habilidades de alcance a través del aprendizaje de la cinemática inversa de un brazo y de los dedos de la mano mediante modelos tipo DIRECT. En una segunda fase, el aprendizaje se centra en la asociación correcta entre las propiedades visuales intrínsecas de un objeto y las configuraciones de agarre que permitan el agarre correcto de dicho objeto. Como etapas adicionales en este proceso se pueden incluir el aprendizaje de secuencias complejas de agarre y manipulación de objetos o el aprendizaje por imitación. Por el momento, en el siguiente capítulo nos centraremos en el estudio de las dos primeras fases de este proceso de aprendizaje progresivo de tareas de agarre.

Capítulo 5

Modelo Neuronal para el aprendizaje progresivo de tareas de Agarre.

1. Introducción

En este capítulo se introduce una arquitectura Multi-Red para el estudio de los distintos (en cuanto a la naturaleza de la información sensorial involucrada) y progresivos procesos (en cuanto a que se producen en distintos momentos del desarrollo) de aprendizaje relacionados con una tarea de agarre de objetos. Se propone un sistema modular, compuesto de varias redes neuronales de idéntica arquitectura (Redes de Regularización HYPBF, Poggio y Girosi, 1989), que permite el aprendizaje progresivo de los subprocesos que conforman un movimiento completo y correcto de agarre (subprocesos que se aprenden y ejecutan en distintos módulos del sistema y que requieren el intercambio y procesamiento de señales de modalidad sensorial muy dispar). En definitiva, se propone un sistema que, tras una serie de etapas de aprendizaje, es capaz de generar movimientos de agarre correctos cuando se le presentan objetos de distinta forma y tamaño, independientemente de su localización u orientación en el espacio. Se discuten las propiedades del modelo en relación a la neurobiología y teorías existentes sobre el movimiento de agarre, y se muestran sus capacidades en simulación. Los resultados de la implementación que de ciertas partes de ese modelo se ha llevado a cabo sobre una plataforma robótica real serán expuestas en un capítulo posterior.

2. Modelos neuronales para el aprendizaje de tareas de alcance y agarre

En esta sección se describen una serie de modelos presentes en la literatura relacionados con el aprendizaje de tareas de alcance y agarre. Resulta importante destacar que las bases biológicas de los modelos comentados en esta sección y de los modelos desarrollados en este capítulo han sido ampliamente discutidas en el apartado 4 del Capítulo 1.

2.1 Movimientos de alcance: Modelos conexionistas.

Existen una serie de modelos conexionistas¹ que se han venido desarrollando a lo largo de los últimos años relacionados con el aprendizaje y la generación realista de movimientos de alcance. Aunque muchos de ellos no nacen con la intención de ser un modelo fisiológico realista, todos ellos ilustran de una forma u otra el rango de soluciones que son competentes a la hora de resolver los problemas computacionales que implican los movimientos de alcance.

Por ejemplo el controlador robótico INFANT (Figura 5.1A) aprende la cinemática inversa entre la localización espacial del objetivo y la postura del brazo requerida para colocar la mano sobre dicho objetivo (Kuperstein, 1988). En INFANT, distintos *mapas neuronales* codifican la entrada del campo visual proveniente de una cámara estereoscópica, el ángulo de la mirada de las cámaras y la 'actividad muscular' (lo que se codifica en este mapa es la posición de los ángulos de articulación como longitudes de músculos). Los mapas neuronales correspondientes al campo visual y a la mirada están conectados al mapa muscular mediante una serie de pesos adaptativos modificables. Durante un periodo inicial de aprendizaje, una señal externa genera patrones aleatorios en el mapa brazo – muscular que desplazan el brazo robot hacia diferentes posturas (*balbuceo motor*). Las cámaras fovean la posición de la mano después de cada '*balbuceo*'. El campo visual y el ángulo de mirada resultantes se '*filtran*' por medio de los pesos adaptativos para generar un vector de activación estimado. La diferencia entre esta estimación y el vector de activaciones musculares generado externamente que generó el balbuceo, se usa como señal de error para el ajuste adaptativo de los pesos variables antes mencionados. Después de un número suficiente de balbuceos aleatorios, los vectores musculares externos y los estimados convergen, punto en el cual INFANT es capaz de alcanzar con precisión objetivos previamente foveados en el espacio de trabajo. Las matrices de pesos adaptables representan de una manera distribuida la transformación entre todas las combinaciones posibles de campo visual y ángulo de mirada y las correspondientes longitudes musculares. INFANT es

¹ Modelos de redes neuronales

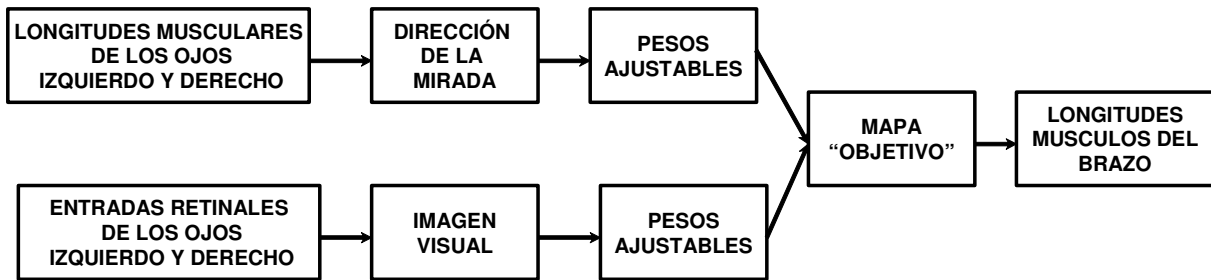
esencialmente una red neuronal estática con conexiones hacia delante de punto de equilibrio que aprende solamente el mapeo entre la posición del objetivo y la postura final del brazo; en INFANT no existe cálculo de trayectorias ni señales que varíen con el tiempo.

Por el contrario, el controlador robótico MURPHY (Figura 5.1B; Mel, 1991) puede planificar una trayectoria. Este sistema contiene dos subsistemas paralelos. Un mapa de campo visual codifica la localización espacial del objeto, incluyendo la mano de MURPHY. Un mapa para el campo visual acerca de la velocidad de la mano indica o codifica la dirección de movimiento de la mano. Los mapas de configuración articular y de velocidad articular codifican los ángulos y la tasa de cambio de los tres ángulos que determinan la configuración articular del brazo robot. Durante un periodo inicial de aprendizaje, se establece un mapa que determina la cinemática directa entre la configuración actual del brazo robot y la posición de la mano en el espacio extrapersonal. Señales externas aleatorias comandadas sobre el mapa neuronal de ángulos de articulación desplazan el brazo robot hacia distintas localizaciones detectadas por la cámara. Esta información activa el mapa neuronal visual y permite el aprendizaje de la relación entre una postura concreta del brazo robot (asociada al patrón de activación en el mapa de ángulos de rotación) y la localización en coordenadas espaciales de su mano o efector final. Una transformación de cinemática inversa diferencial de velocidad de la mano a velocidades articulares se aprende al mismo tiempo, usando los mismos ángulos de articulación del brazo y la dirección deseada de movimiento de la mano hacia el objetivo para calcular las velocidades los ángulos de rotación del brazo. Una vez entrenado, MURPHY se aproxima al objetivo mediante una trayectoria incremental compuesta de numerosos y pequeños pasos. Cada paso se selecciona haciendo pasar muchos vectores de activación de ángulos de rotación a través de la red de cinemática directa para generar una especie de 'imágenes' mentales de la posición del brazo en el espacio sobre el mapa visual. Sistemas de procesamiento fuera de la red seleccionan 'el mejor' de las siguientes posturas incrementales 'testeadas' que muevan el brazo hacia el objetivo evitando obstáculos.

El modelo DIRECT (Figura 5.2A, Bullock y col, 1993) también aprende la cinemática inversa diferencial que transforma movimientos de la mano en el espacio cartesiano en movimientos de las articulaciones de un brazo mediante 'balbuceos motores', pero su implementación es bastante diferente a la de MURPHY. En DIRECT, un conjunto de neuronas codifican la posición del objetivo en coordenadas centradas en el cuerpo. Otro conjunto de neuronas emplean señales visuales y propioceptivas (posiciones angulares actuales de las articulaciones) y codifican la posición espacial actual del brazo robot. La diferencia entre estas dos señales especifica la dirección deseada para el movimiento de la mano hacia el objetivo. A continuación otro conjunto

de neuronas determina los incrementos articulares necesarios para implementar ese movimiento dadas la dirección espacial deseada de movimiento y la configuración de articulaciones del robot (cinemática inversa diferencial). Un proceso de integración final convierte las señales de rotación angular en ángulos de rotación reales que se envían a los actuadores para mover el brazo.

A “INFANT”



B “MURPHY”

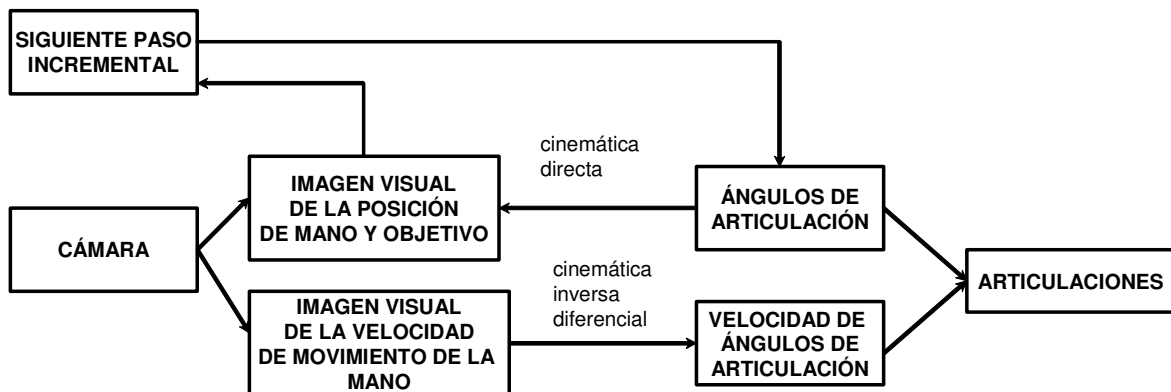


Figura 5.1. Controladores Neuronales INFANT (A) y MURPHY (B).

Jordan propuso una red neuronal multicapa (Figura 5.2B) con dos vectores de entrada, el *vector de plan* y el *vector de estado*. El vector de plan define el acto motor deseado en el espacio de tarea. El vector de estado refleja el estado actual del sistema. Ambos vectores proyectan sobre una capa de neuronas ocultas. El modelo, en primer lugar aprende una transformación de cinemática directa entre la capa de actividad de los actuadores y movimientos en el espacio de tarea. Una vez concluida esta fase, la red directa se acopla a la red de cinemática inversa. Ya que la combinación de modelos directos e inversos da como resultado la identidad, un vector de plan debiera generar

un vector idéntico a la salida. Las diferencias entre los dos se emplean para entrenar la red de cinemática inversa.

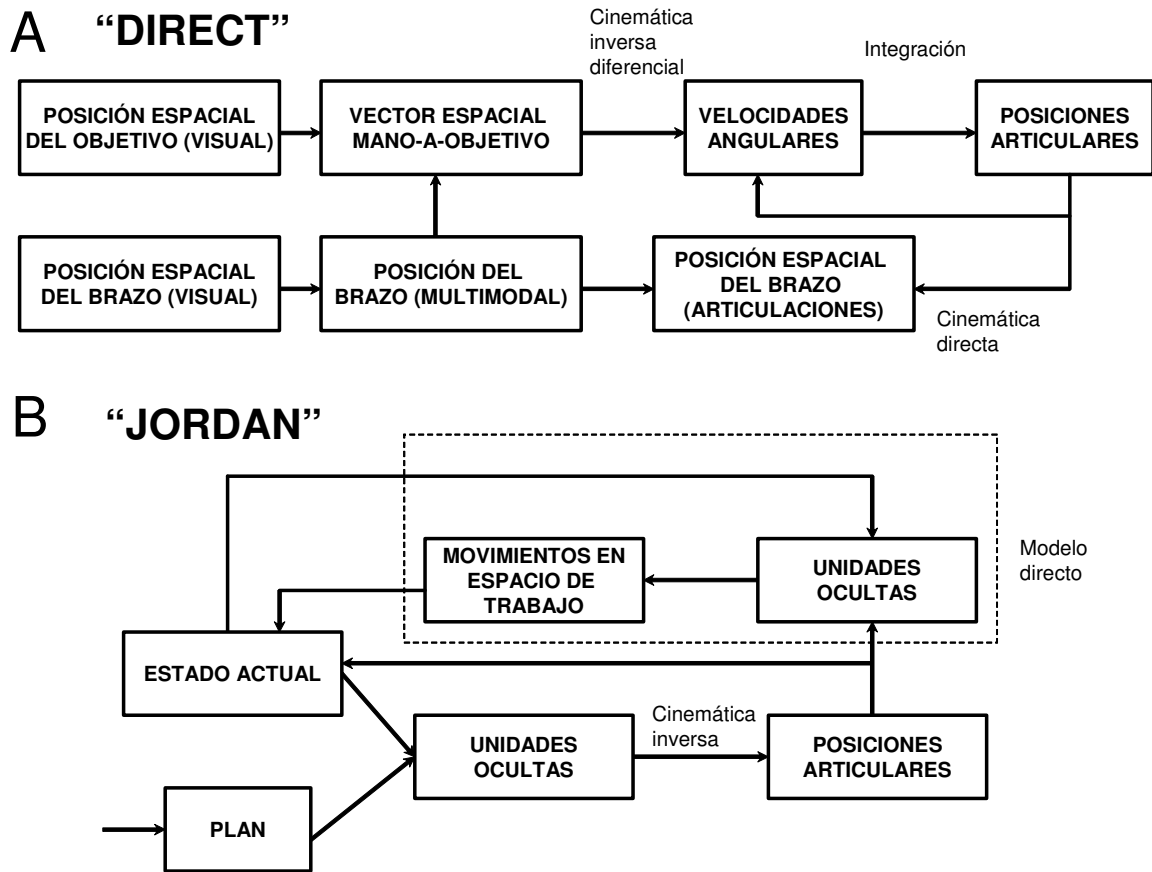


Figura 5.2. Controladores Neurales DIRECT (A) y red de Jordan (B).

Los modelos que hemos comentado son capaces de aprender las transformaciones entre la cinemática extrínseca y la cinemática intrínseca. Los sistemas biológicos deben tratar además con las transformaciones de dinámica inversa entre los movimientos deseados y las fuerzas que los causen. En Kawato y col (1990), se propone una red neuronal jerárquica capaz de computar los momentos necesarios para implementar una trayectoria preespecificada resolviendo la cinemática inversa y la dinámica inversa de manera simultánea en lugar de secuencial. Este modelo consta de una cascada en serie de módulos idénticos de cuatro capas, cada uno de los cuales computa el cambio en la trayectoria y los momentos durante un intervalo finito de tiempo a lo largo de la trayectoria. La salida de cada módulo en la cascada es la entrada al siguiente módulo en la cascada. El sistema se entrena 'situando' señales de momentos

articulares en la red de control y en los actuadores y empleando la diferencia entre la trayectoria real y la predicha por la red para actualizar los pesos sinápticos del modelo.

Existen modelos conexionistas mucho más inspirados en los datos neurobiológicos que los expuestos aquí hasta el momento. Por ejemplo, Burnod y col (1992) examinó la forma en la que el SNC puede aprender a alcanzar cualquier objetivo partiendo de una postura inicial arbitraria. En el modelo de estos autores, existen tres grupos de neuronas diferenciados llamados unidades de comparación, unidades sinérgicas y unidades motoras, representando éstas últimas, la actividad de grupos motores espinales. Cada unidad de comparación y de sinergia constituye una red neuronal de tres capas. Cada unidad motora activa un grupo ponderado de unidades motoras, y como consecuencia se produce un desplazamiento concreto en la posición del brazo. La red debe aprender cómo la dirección de movimiento que se produce debido a la activación de cada unidad sinérgica cambia dependiendo de la postura inicial del brazo. Cada unidad sinérgica recibe entradas laterales de otras unidades sinérgicas y una proyección directa de las unidades de comparación. Las unidades de comparación aprenden la cinemática inversa entre el espacio extrapersonal y el espacio de actuadores. Estas unidades reciben señales visuales que codifican la dirección de movimiento de la mano en el espacio y una copia eferente de la salida de las unidades de sinergia. Tanto las unidades de comparación como las unidades de sinergia reciben una señal que codifica la posición de la mano. Durante un periodo de 'balbuceo motor', patrones aleatorios en la actividad de las unidades de sinergia generan movimientos del brazo que activan a las unidades de comparación. La información visual correspondiente a dichos movimientos convergen sobre las unidades de comparación que aprenden qué unidad de sinergia se encuentra activa en una posición inicial del brazo para producir el movimiento del brazo observado. A su vez, las unidades de sinergia aprenden qué unidades de comparación están activas debido a su propia actividad de salida en distintas posiciones iniciales del brazo, esto es, aprenden la manera en la que el movimiento de la mano producido por su propia actividad, cambia según sea la posición inicial del brazo. Una vez entrenada, una señal que codifica el movimiento deseado de la mano se proyecta sobre las unidades de comparación y la activación de éstas genera la actividad apropiada en las unidades de sinergia en función de la postura inicial del brazo. Aunque las unidades sinérgicas se describen en términos de actividad muscular, el modelo lo que realmente aprende es la cinemática inversa.

Los modelos descritos, más que revelar la manera en que el SNC controla los movimientos de alcance, demuestran que muchos esquemas de actuación son capaces de llevar a cabo dicho aprendizaje y control de los movimientos de alcance. Sin embargo, estos modelos proporcionan algunas pistas importantes sobre la organización

del control motor biológico que pueden ser aplicables en la resolución de problemáticas asociadas a tareas similares en el campo de la robótica antropomorfa.

2.2 Movimientos de agarre: Modelos conexionistas. Redes Neuronales para el aprendizaje de la postura de la mano.

En el estudio del problema del aprendizaje de la postura manual correcta que debe implementarse a la hora de llevar a cabo el agarre correcto de un objeto los modelistas que pretenden establecer los aspectos computacionales asociados a dicha tarea y posteriormente aplicar dichos aspectos a ámbitos de la tecnología tales como la robótica, poseen una variedad de fuentes de información para basar su trabajo. Los estudios de comportamiento proporcionan información acerca de cómo estos aspectos computacionales se manifiestan tanto en sujetos normales como en sujetos con lesiones. Los experimentos neuroanatómicos ofrecen una serie de restricciones tales como el flujo de información (y por lo tanto el tipo de cálculos que se están llevando a cabo). Los experimentos neurofisiológicos pueden ofrecer datos muy valiosos acerca de los cálculos que se llevan a cabo al nivel neuronal. Tomar toda esta información y unificarla en marco común resulta una tarea ingente y ardua. Una aproximación a este problema consiste en la construcción de modelos matemáticos de los procesos neuronales asociados a los cálculos que resultan de interés. Una herramienta especialmente útil en este dominio son los 'algoritmos de aprendizaje', éstos, especifican la manera en la que las neuronas individuales de un modelo deben estar conectadas entre sí a la hora de satisfacer una serie de especificaciones. Por ejemplo, es posible emplear información acerca del comportamiento para especificar el tipo de cálculos que una red neuronal debe llevar a cabo como un todo, pero es el algoritmo de aprendizaje el que determina el comportamiento de las neuronas individuales. Estos patrones de actividad pueden ser comparados posteriormente con los patrones observados con sistemas biológicos reales.

En lo que sigue, examinaremos varios casos que muestran cómo los datos biológicos relacionados con el aprendizaje de posturas manuales de agarre pueden ser estudiados empleando modelos neuronales conexionistas. Ambos casos poseen puntos en común y diferencias marcadas con el sistema propuesto en esta Tesis Doctoral y que será presentado en el apartado 3.

Combinación de ejemplos humanos y criterios de optimización

Uno y col., 1993 desarrollaron una red neuronal de cinco capas para determinar posturas óptimas de mano (Figura 5.3) durante ciertas tareas de agarre. Durante la fase de aprendizaje, la red analiza las formas de ciertos objetos y las posturas que la mano de

un sujeto humano ha adoptado para su agarre. Durante la fase de optimación, la red es capaz de generar posturas óptimas para la mano al presentarle un objeto nuevo. La entrada a la red son imágenes visuales en dos dimensiones de objetos con diferentes formas y tamaños. La otra entrada a la red durante la fase de aprendizaje son las configuraciones de agarre adoptadas por un sujeto humano o ‘maestro’, captadas por un DataGlove (VPL, Inc., California). El DataGlove capta dieciséis sensores que registran trece ángulos de flexor-extensor y tres ángulos de abducción-adducción. Se emplean dos tipos de posturas de la mano para llevar a cabo un agarre: el agarre mediante la oposición de los dedos y la palma y el agarre con las puntas de dedos en oposición.

Durante la fase de aprendizaje, los objetos son agarrados repetidamente empleando el método de ensayo y error. La red aprende a relacionar los objetos con las posturas. Para modelar el área F5 del PMd, se examinó la actividad y el tipo de representaciones internas adquiridas por la tercera capa de neuronas. Los autores observaron que el nivel de actividad neuronal en dicha capa aumentaba con el tamaño del objeto. Los patrones de activación pertenecientes a la misma clase de objetos eran similares, lo cual sugiere una codificación de los objetos en la capa neuronal examinada. En términos de oposiciones, como se observa en la Figura 5.3, los patrones de activación neuronal son diferente para el agarre con las puntas de dedos en oposición que en el agarre mediante la oposición de palma con los dedos, indicando en este caso la existencia de una representación interna para el tipo de agarre u oposición escogida.

El problema de escoger una postura adecuada de agarre dadas las propiedades de un objeto es un problema mal condicionado. De esta forma, durante la fase de optimización, los autores, utilizan un criterio que les permite llevar a cabo dicha selección. Este criterio se basa en la utilización de dos funciones. Para el agarre mediante la oposición de palma con los dedos, la función de selección se define como:

$$C(y)_1 = \frac{1}{2} \sum_i y_i^2 \quad (5.1)$$

donde y_i es la salida i -ésima de los dieciséis sensores del DataGlove. $C_1(y)$ posee un mínimo absoluto cuando la mano es flexionada hasta su limite. Para el agarre con las puntas de los dedos en oposición, la función de selección se define como:

$$C_2(y) = \sum_{i \in MCP, CMC} y_i^2 + \sum_{i \in PIP, IP} (1.0 - y_i)^2 \quad (5.2)$$

donde $C_2(y)$ posee un mínimo absoluto cuando las articulaciones metacarpiales MCP de los dedos y la articulación carpometacarpal (CMC) del pulgar están flexionadas al máximo, y las articulaciones interfalangeales proximales (PIP) e interfalangeal del pulgar (IP) se encuentran totalmente extendidas. El algoritmo de aprendizaje permite obtener valores de las funciones de selección que son óptimos (lo más cercanos posibles a 1) ante la entrada visual de las características de los objetos a ser agarrados.

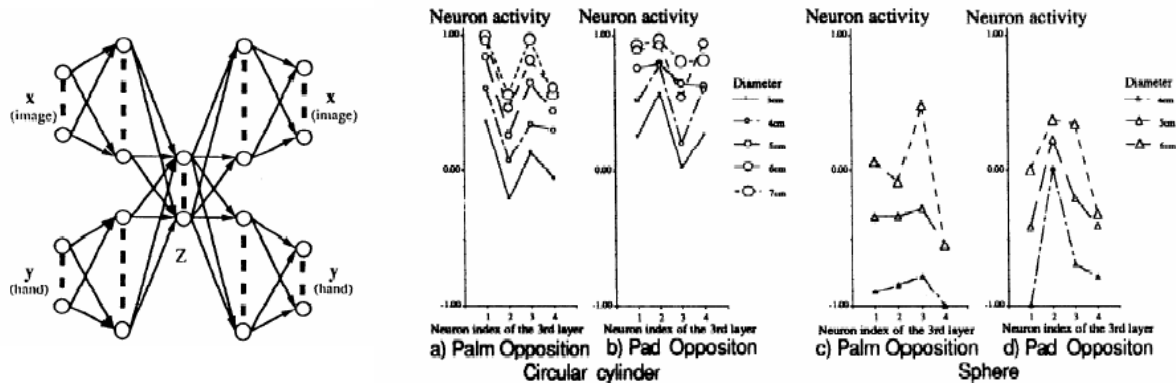


Figura 5.3. Izquierda: Red neuronal para el aprendizaje de posturas de la mano (Uno y col, 1993). Derecha: Representación interna de los objetos agarrados en base a la actividad neuronal inducida para, a) Agarre de cilindros de distinto tamaño empleando un agarre de fuerza, b) Agarre de cilindros de distinto tamaño en agarre de precisión, c) Agarre de esferas de distinto tamaño en agarre de fuerza y d) Agarre de esferas de distinto tamaño en agarre de precisión.

Aprendizaje por refuerzo en la planificación del agarre

En el tipo de aproximación llevada a cabo por Fagg (Fagg, 1992) más que aprender a mimetizar acciones llevadas a cabo por un sujeto humano, la red neuronal aprende a asociar propiedades intrínsecas de un objeto con posturas de agarre adecuadas mediante la observación y evaluación de sus propios actos motores. Hay que remarcar el hecho de que sigue existiendo un 'maestro' en el proceso, lo que ocurre es que ahora, en lugar de decirle al robot cómo llevar a cabo exactamente la tarea lo que se le dice es cómo de bien la ha realizado en su último intento. Esta aproximación permite obtener planes de agarre mejor orientados a las capacidades de actuación y de sensado del robot, propiedad que no es directamente derivable de un proceso de mimetización pura. La medida de 'lo bien que ha hecho el robot la tarea' también denominada 'señal de refuerzo' generalmente adopta la forma de un escalar. En el caso de una tarea de agarre este escalar debe medir dos parámetros: el éxito y la eficiencia del agarre. El sistema neuronal artificial propuesto por Fagg emplea esta señal de realimentación para ajustar la fuerza de las conexiones entre las distintas capas de neuronas que conforman

el modelo a través de un algoritmo de aprendizaje por refuerzo propuesto por Barto y col, 1983 y Sutton, 1988, que permite al sistema maximizar tanto el éxito como la eficiencia de los agarres.

La arquitectura computacional de Fagg (Figura 5.4) puede describirse de la siguiente manera: La información visual y la información asociada al tipo de tarea constituyen las entradas al modelo y se representan como un patrón de actividad a lo largo del conjunto de neuronas V. Se emplean un total de 11 neuronas en la capa V: tres se emplean para representar el tipo de objeto (cilindro, cubo o cono), tres se emplean para codificar el tamaño del objeto (pequeño, mediano, grande), otras tres para representar su diámetro (estrecho, medio, ancho) y otras dos neuronas codifican el tipo de acción a optimizar en el agarre (manipulabilidad o estabilidad). En el mono este tipo de información visual la proporcionan regiones del córtex parietal posterior; la información relativa al tipo de tarea a realizar proviene de una serie de regiones del córtex prefrontal, del área motora suplementaria y del córtex promotor dorsal. Esta información se proyecta a lo largo de un grupo de sinapsis (W) hacia una capa de neuronas (F/G) que actúa como detector de características, y en la cual cada neurona representa una característica de mayor nivel de abstracción que en la capa anterior (por ejemplo, una característica que representa 'cilindro' y 'manipulabilidad' recibirá conexiones desde las neuronas de la capa V correspondientes). La actividad de la unidad F_j viene dada por la ecuación:

$$F_j = \sum_i (V_i \cdot W_{ij}) + Ruido_j \quad (5.4)$$

donde

F_j , es la actividad de la unidad j de la capa F/G

V_i , es el nivel de la actividad de la unidad de entrada i .

W_{ij} , es el valor de la conexión entre la unidad de entrada i y la unidad j F/G.

$Ruido_j$, es una señal aleatoria que se inyecta en el detector de la características j .

Estos detectores de características interactúan a través de mecanismos de competición local para resaltar las diferencias de actividad entre todas las neuronas de la capa. En la implementación de Fagg este paso se resuelve con una operación de máximo realizada localmente. La salida G de la capa F/G se computa de la siguiente manera: G_j vale F_j si $F_j = \text{Max}\{F_l\}$; para valores de l que están comprendidos en el intervalo $[j-N \ j+N]$ y cero en cualquier otro caso. Tras esta operación los detectores de características de la capa F/G que queden activos 'votan' para la configuración que se impone a la mano haciendo pasar su actividad hacia las unidades de salida L:

$$L_k = \sum_j (G_j \cdot W'_{jk}) + Ruido_k \quad (5.5)$$

La configuración final de la mano hace referencia a qué dedos participarán en el agarre y como se van a posicionar los dedos durante la ejecución de la preconfiguración y el agarre. Este modelo fue diseñado para comandar la mano artificial Belgrado/USC (Bekey y col, 1990), los pares de dedos índice/medio y anular/meñique se consideran entidades únicas a ser controladas. La salida C consiste de 7 subvectores separados, cada uno de ellos especificando un detalle distinto de la configuración de agarre. Tres de esos subvectores (cada uno de ellos formado de dos unidades o componentes) especifica la participación del pulgar, del dedo I/M y del dedo A/m respectivamente. Uno de estos vectores (también constituido por dos unidades) determina si el pulgar se encuentra abducido o no. Los tres vectores restantes (cada uno de ellos consistente en tres unidades, que a su vez representan las cantidades pequeña, media y grande) determinan el grado de flexión, durante la preconfiguración, del pulgar del dedo I/M y del dedo A/m. Para cada subvector, un circuito de *'el ganador se lo lleva todo'* determina la unidad más activa del subconjunto; es decir $C_k = 1$ si $L_k = \text{Max}\{L_m\}$; donde m es un índice que pertenece al conjunto de unidades pertenecientes al mismo subvector que la unidad k ; y $C_k = 0$ en cualquier otro caso. Este es el patrón de actividad que emplea el sistema de ejecución de la tarea. En el sistema de Fagg, la ejecución de la preconfiguración antes del agarre y del propio agarre no la maneja un sistema neuronal. Tras la ejecución del agarre especificado por el sistema neuronal descrito más arriba, un *'maestro o entrenador'* evalúa la ejecución del sistema. Existen dos elementos relacionados con esta evaluación, el éxito y la eficiencia. El *éxito* nos dice si el movimiento de agarre implementado ha sido capaz de levantar el objeto. Si el robot no es capaz de hacer esto, entonces el maestro establece una señal de refuerzo negativo $R = -0.1$. Si el agarre resulta exitoso entonces el maestro establece una señal de refuerzo positivo ($R = 1$) con cierto descuento si el agarre resulta *ineficiente*. Un agarre se considera ineficiente si los dedos se preconfiguran en una apertura mayor de la necesaria para el objeto que se requiere agarrar. La señal de refuerzo se utiliza por el algoritmo de aprendizaje para actualizar las conexiones sinápticas (W) en las proyecciones desde la capa visual/tareas (V) hacia la capa de detectores de características (F/G) y las conexiones sinápticas (W') entre esta última capa y la capa de actuadores, con el único objetivo de conseguir que el sistema completo reciba la señal de refuerzo máxima en sus acciones. Los ajustes en las conexiones sinápticas se realizan a través de un algoritmo Hebbiano / Anti – Hebbiano tal y como se detalla a continuación:

Al sistema se le presenta una entrada concreta para la cual se computa un plan de agarre que posteriormente se ejecuta. Si el maestro emite una señal de refuerzo positivo,

el algoritmo debe asegurar que cuando al sistema se le presente en el futuro la misma entrada, éste produzca el mismo plan de agarre como salida. Esto se consigue mediante

- Asegurándonos de que el mismo conjunto de detectores de características se active la próxima vez que se presente la misma entrada incrementando la fuerza de conexión entre las unidades activas en la capa V y los detectores de características G activos ante esa entrada.
- Incrementando el apoyo activo que ejercen los detectores de características activos sobre los programas de agarre seleccionados mediante el aumento del valor de las conexiones sinápticas entre los detectores activos G y las unidades de salida C.

Por otro lado supongamos que se produce una evaluación negativa del agarre ($R < 0$). Esto puede deberse tanto al hecho de que la selección de detectores ha sido errónea, o a que la selección misma del programa de agarre ha sido incorrecta. Ya que no conocemos en principio a que se debe esa evaluación negativa, asumiremos que se debe a ambos factores

- Debemos reducir el valor de las conexiones sinápticas entre las unidades activadas por la entrada en V con los detectores de características activos (G) de manera que en el siguiente ensayo se de la oportunidad a otros detectores para activarse.
- También debemos reducir el apoyo activo que los detectores activos ejercen sobre el plan de agarre seleccionado. Esto permitirá que en el siguiente ensayo con la misma entrada, se prueben distintas configuraciones de agarre.

Estas reglas se pueden escribir como ecuaciones de actualización de pesos sinápticos

$$\Delta W_{ij} = \alpha \cdot R \cdot V_i \cdot G_j \cdot W_{ij} \tag{5.6}$$

$$\Delta W'_{jk} = \alpha \cdot R \cdot G_j \cdot C_k \cdot W'_{jk}$$

donde ΔW_{ij} e $\Delta W'_{jk}$ son los cambios en las conexiones sinápticas, α es la tasa de aprendizaje y R es la señal de refuerzo.

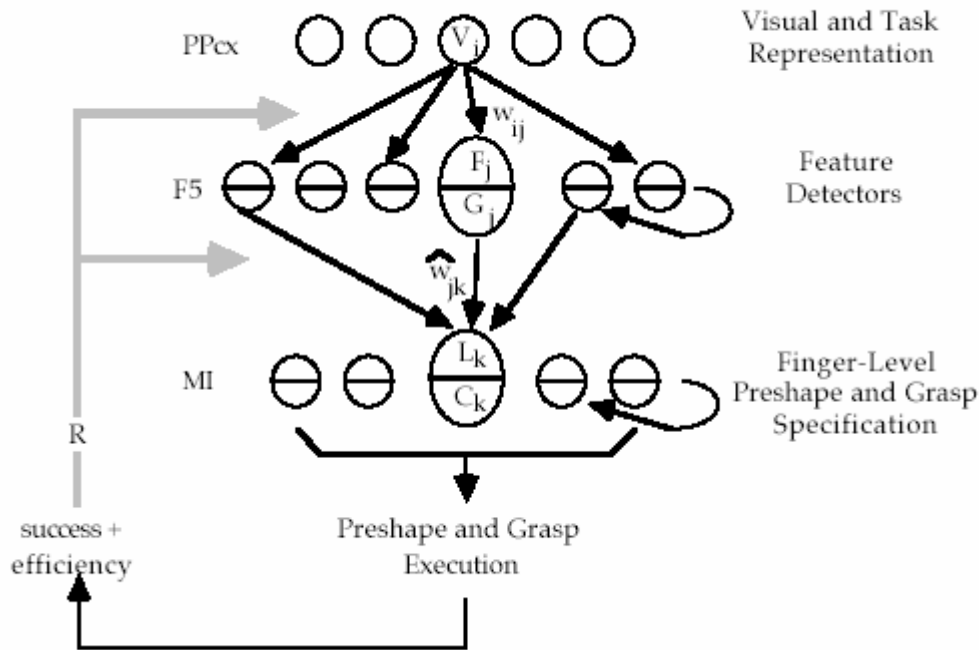


Figura 5.4. Modelo neuronal para el aprendizaje no supervisado de posturas de agarre (Fagg, 1992).

3. Arquitectura Neuronal Multi – Red para el aprendizaje progresivo de tareas de agarre.

El control del movimiento de agarre en los humanos no se lleva a cabo por medio de una única región cerebral o una red neuronal aislada, sino que más bien, ésta tarea se asocia a una *red de redes neuronales* que incluyen a varias regiones corticales, los circuitos espinales, el cerebelo y los ganglios basales. Las interconexiones entre estas regiones son altamente especializadas y el flujo de información entre ellas depende fuertemente del tipo de información sensorial disponible, de manera que operaciones sensomotrices distintas y complementarias se llevan a cabo en distintas partes de esta red de redes.

Nuestro objetivo en este capítulo es definir, implementar y demostrar el funcionamiento de una arquitectura novedosa para el aprendizaje adaptativo de tareas de agarre por parte de manipuladores robóticos antropomorfos. Nuestra aproximación consiste en mapear las características estructurales simplificadas del sistema de control biológico, en tanto en cuanto éstas sean conocidas y relevantes, sobre la arquitectura de

control de un robot. Por lo tanto, la base de ésta aproximación consiste en una nueva arquitectura de aprendizaje directamente inspirada en la conectividad cortical y que define nuevos caminos por los que se puede abordar el aprendizaje y control de una tarea de agarre. Otra premisa de esta propuesta es que las capacidades de aprendizaje progresivo que puede tener un sistema de estas características dependen de la arquitectura propuesta más que de soluciones puramente algorítmicas.

Así pues vamos a proponer, simular e implementar un sistema para el aprendizaje progresivo y adaptativo de tareas de agarre. Este sistema constará de cuatro componentes:

- a) *La arquitectura multi-red* que combina cuatro tipos principales de información de manera similar a lo que hace el cerebro cuando controla el agarre guiado visualmente: información relativa al *comando motor* actualmente en curso; información *somática*, es decir, información sensorial que reporta el estado actual de del manipulador generalmente a través de datos propioceptivos acerca de la configuración articular del dispositivo robótico; información *visual* que proporciona al sistema datos acerca de situaciones que se dan en el espacio extrapersonal del robot tales como la localización del objetivo u otros objetos y propiedades intrínsecas de los objetos; información relacionada con requerimientos o restricciones a la *tarea* asociada al proceso de planificación motora. Estos cuatro tipos de información necesitan interactuar a la hora de producir un movimiento útil y adaptable a diversas situaciones. En los primates (incluyendo a los humanos), el substrato neuronal para estas interacciones constituye una red distribuida. En primera aproximación esta red posee un elemento ejecutivo en los circuitos espinales y reparte las acciones de aprendizaje, planificación, control y producción del movimiento en la red distribuida parieto – premotora discutida anteriormente en esta Tesis.
- b) *El mecanismo de aprendizaje*. El mecanismo de aprendizaje empleado en esta aproximación lo constituyen las *redes de regularización HYPBF* que constituyen una solución algorítmica de gran interés para la resolución computacional de problemas de transformaciones sensomotrices dadas sus bases y analogías con los procesos de computación de bajo nivel que se producen en el substrato biológico. Es importante remarcar que tanto la arquitectura de las HYPBF como el algoritmo de aprendizaje operan de manera repetitiva a lo largo de los diferentes módulos que constituyen la multi – red.
- c) *Las etapas de aprendizaje*. Se corresponden con distintas fases en las que se puede subdividir el proceso de aprendizaje de tareas de agarre mediante la interacción

del robot con el entorno y el guiado del algoritmo de aprendizaje. Nos centraremos en 3 etapas de aprendizaje distintas *i)* Aprendizaje del efecto visual causado por un comando motor en el brazo; *ii)* Aprendizaje del efecto visual causado por comandos motores sobre la mano; y *iii)* Aprendizaje de posturas de agarre asociadas a distintos objetos. La adquisición del sistema de una capacidad flexible de planificar y adaptarse a situaciones novedosas se obtiene a través del aprendizaje sucesivo de estas etapas.

- d) *El artefacto robótico.* Las tres etapas descritas en el apartado anterior serán simuladas en este capítulo y posteriormente será implementada en una plataforma robótica real (estos resultados se describirán con detalle en el capítulo 6). A la hora de aplicar de manera exitosa novedosos principios biológicos de organización del movimiento es necesario poseer un elevado grado de antropomorfismo en la plataforma robótica. La implementación se ha llevado a cabo sobre la plataforma NEUROCOR constituida por el cabezal LINCE , la mano CERVANTES (una mano mecatrónica que en su actuación mimetiza la acción muscular humana por medio de motores eléctricos y novísimos actuadores de fuerza oponentes), y un brazo robótico ABB IRB 1400.

3.1 *Módulo básico. Red Neuronal HYPBF*

Parece claro que el cerebro emplea multitud de módulos corticales para llevar a cabo transformaciones sensomotrices y es un punto clave de la neurociencia tanto teórica como experimental determinar los principios computacionales que rigen esta arquitectura modular. Quizás una de las observaciones más remarcables que se han realizado sobre este tema es la de que aparentemente tres acciones distintas tales como la computación, aprendizaje y memorización de este tipo de transformaciones pueden llevarse a cabo bajo un mismo substrato neuronal (Pouget y Snyder, 2000). Este substrato neuronal se corresponde a redes cuyas neuronas tienen curvas de respuesta ante señales posturales y visuales que son acampanadas o sigmoidales. La idea clave es que este tipo de neuronas proporcionan lo que en *Teoría de la Regularización* (Tikhonov y Arsenin, 1977) se denomina una serie de *funciones de base* (BF) que posteriormente permiten el cálculo y aprendizaje de cualquier mapeado no lineal y multivariable mediante una simple combinación lineal de dichas funciones de base.

La hipótesis básica de nuestro esquema de trabajo en este capítulo es que el cerebro y más concretamente el córtex cerebral emplea módulos para la aproximación de funciones multivariables como componentes básicos de sus subsistemas de procesamiento de la información. Estos módulos se asemejan a redes de

regularización HYPBF (redes neuronales de funciones básicas hiperplanas) (Poggio y Girosi, 1989), redes que pueden ser implementadas a través de mecanismos y circuitos biológicamente plausibles. Estas redes representan una extensión y generalización de las tablas de datos.

Cómo sintetizar a través del aprendizaje los módulos básicos de aproximación. Redes de regularización

En este apartado se describe la técnica para sintetizar los módulos de aproximación multivariable nombrados anteriormente a través del aprendizaje mediante ejemplos. El punto de partida de la argumentación consiste en la reformulación del problema del aprendizaje por ejemplos en un problema de aproximación (Poggio y Girosi, 1989, 1990a, 1990b). Para ilustrar esta conexión entre el aprendizaje de un mapa entrada – salida y un problema de aproximación tomemos el ejemplo de la reconstrucción de una superficie 2D a partir de una serie de puntos dispersos pertenecientes a esa superficie. *Aprender*, implica en este problema, la recolección de una serie de ejemplos formados por los pares de coordenadas x_i, y_i y los valores de la superficie d_i correspondientes a dichas coordenadas. *Generalizar*, significa en este problema, el estimar los valores de d en puntos x, y que no se corresponden a ningún ejemplo empleado en el aprendizaje. Este proceso requiere aproximar la superficie (la función) entre los datos de ejemplo. En este sentido, el aprendizaje consiste en un problema de reconstrucción de hipersuperficies (Poggio y Girosi, 1989, Omohundro, 1987).

Desde este punto de vista, el aprendizaje de un mapeado suave a través de ejemplos es un problema matemático claramente mal condicionado, ya que la información contenida en los ejemplos no permite una reconstrucción unívoca del mapa en puntos donde no existen datos de aprendizaje. Además los datos de los ejemplos contienen, por lo general, ruido. Para poder convertir este problema en un problema bien condicionado es necesario hacer algunas suposiciones *a priori* sobre el mapeado. Una de las suposiciones más simples y generalistas que se pueden adoptar es la de que ese mapeado es suave, es decir, pequeños cambios en las entradas provocan pequeñas variaciones en los valores de las salidas. Las técnicas matemáticas que explotan restricciones de suavidad a la hora de transformar problemas mal condicionados en problemas bien condicionados se conocen bajo el epígrafe de *teoría de la regularización* (Tikhonov y Arsenin, 1977, Poggio y col 1985). Poggio y colaboradores (Poggio y Girosi, 1989) han demostrado que la solución a un problema de aproximación de funciones multivariables que ofrece la teoría de la regularización se puede expresar en términos de un tipo de redes neuronales multicapa denominadas *redes de regularización* o HYPBF. El resultado principal de estos autores es que la solución que da la teoría de la

regularización es equivalente a una solución en términos de una cierta clase de funciones, denominadas funciones de Green o funciones de base,

$$f(x) = \sum_{i=1}^N c_i G(x; \xi_i) \quad (5.7)$$

donde $G(x)$ es una de esas funciones de base y los coeficientes c_i satisfacen un sistema de ecuaciones lineales que dependen de los N ejemplos, es decir, de los datos que deben aproximarse. Bajo condiciones bastante generales se puede asumir que las funciones de base son radiales por lo que (5.7) puede reescribirse como,

$$f(x) = \sum_{i=1}^N c_i G(\|x - \xi_i\|^2) \quad (5.8)$$

que es una combinación lineal de funciones de base radiales (neuronas en la capa oculta con función de activación equivalente a una función de base radial con centro en ξ_i), cada una de ellas con su centro ξ_i coincidiendo con un punto de ejemplo. El número de funciones de base radial y de centros es igual al número de ejemplos.

La red neuronal asociada a la ecuación (5.8) puede hacerse más general en los términos de la siguiente ecuación,

$$f^*(x) = \sum_{\alpha=1}^n c_{\alpha} G(\|x - t_{\alpha}\|_W^2) \quad (5.9)$$

donde los parámetros t_{α} (a los que llamaremos '*centros*') y los coeficientes c_{α} son desconocidos y en general el número n de neuronas de la capa oculta (funciones de base radial) es en general mucho menor que el número total de ejemplos ($n \leq N$). La norma en este caso es una norma ponderada,

$$\|x - t_{\alpha}\|_W^2 = (x - t_{\alpha})^T W^T W (x - t_{\alpha}) \quad (5.10)$$

donde W es una matriz cuadrada desconocida y el superíndice T indica transposición. El caso más simple es en el que W es una matriz diagonal, en cuyo caso, los elementos de la diagonal w_i asignan un peso específico a cada coordenada del vector de entrada x , especificando la importancia y unidades de medida de cada elemento asociado al vector de entrada (la matriz W es muy importante cuando el vector de entrada está compuesto por elementos de distinta naturaleza y su importancia relativa sobre la salida es desconocida). La ecuación (5.9) puede implementarse mediante la red neuronal de la Figura 5.5.

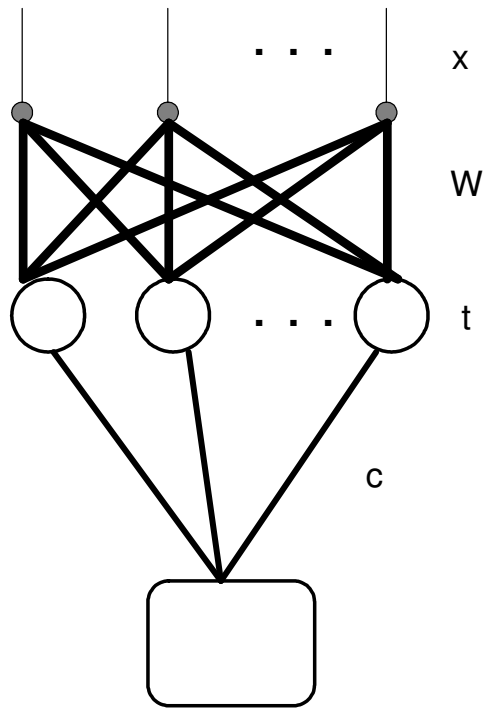


Figura 5.5. Red Neuronal HYPBF genérica. Detalles en texto.

Aprendizaje

Se pueden emplear métodos iterativos a la hora de encontrar los valores óptimos de los parámetros c_α , t_α y w_i que minimizan un funcional del error cometido sobre la estimación de los valores de salida de los ejemplos. El método de descenso por el gradiente es una aproximación estándar que requiere el cálculo de derivadas. Definimos el error como el funcional,

$$H[f^*] = H_{c,t,W} = \sum_{i=1}^N (\Delta_i)^2 \tag{5.11}$$

$$\Delta_i \equiv y_i - f^*(x) = y_i - \sum_{\alpha=1}^n c_\alpha G\left(\|x - t_\alpha\|_W^2\right)$$

Con estas definiciones, la evolución de los parámetros de la red durante el aprendizaje viene descrita por el sistema de ecuaciones.

$$\begin{aligned}
 \Delta c_\alpha &= -\omega \frac{\partial H[f^*]}{\partial c_\alpha} = -2\omega \sum_{i=1}^N \Delta_i G(\|x_i - t_\alpha\|_W^2) \\
 \Delta t_\alpha &= -\omega \frac{\partial H[f^*]}{\partial t_\alpha} = 4\omega c_\alpha \sum_{i=1}^N \Delta_i G'(\|x_i - t_\alpha\|_W^2) \cdot W^T W (x_i - t_\alpha) \\
 \Delta W &= -\omega \frac{\partial H[f^*]}{\partial W} = -4\omega W \sum_{\alpha=1}^n c_\alpha \sum_{i=1}^N \Delta_i G'(\|x_i - t_\alpha\|_W^2) (x_i - t_\alpha)(x_i - t_\alpha)^T \\
 \alpha &= 1, \dots, n
 \end{aligned} \tag{5.12}$$

donde ω es el parámetro de aprendizaje y G' es la primera derivada de G .

Interpretación de la red HYPBF

La interpretación de la red neuronal de la Figura 5.5 es la que sigue. Tras el aprendizaje los centros de las neuronas de la capa oculta o funciones de base se asimilan a puntos *prototipo* en el espacio multidimensional de entrada. Cada neurona computa una distancia (ponderada por la matriz W) entre la entrada x y su centro, que resulta ser una medida de su similitud y al resultado de esa medida de similitud o '*matching*' se le aplica una función radial. En el caso de las funciones Gaussianas, una neurona poseerá un máximo en su actividad cuando la entrada se corresponda completamente con su centro. La salida de la red está formada por la combinación lineal de las actividades de todas las neuronas. Durante el aprendizaje los pesos c_α los centros t_α y los pesos de la norma W se actualizan según las ecuaciones (5.12). El '*movimiento*' de los centros durante el aprendizaje se corresponde a un proceso de *clusterización* de los datos de entrada. La búsqueda de los valores óptimos de W consiste en una operación de escalado de las coordenadas de entrada y se corresponde con un proceso de reducción de la dimensionalidad del problema dependiente de la tarea.

3.2 Módulo de Alcance. Aprendizaje de la Cinemática Inversa del brazo manipulador.

A la hora de implementar el aprendizaje del efecto visual que produce un comando motor instanciado en un brazo antropomorfo con 3 GDL en el hombro y 1 GDL en el codo (ver Apéndice Capítulo 5) y por ende, aprender la cinemática inversa del brazo, se ha empleado una versión del modelo DIRECT que será descrita en los párrafos siguientes. Esta red aprende el mapa direccional que aparece en la Figura 5.6

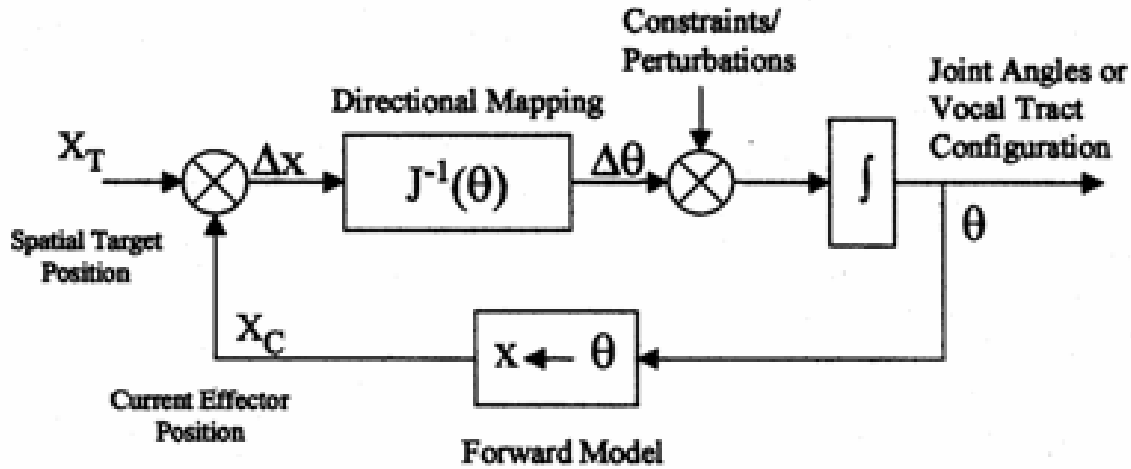


Figura 5.6. Esquema de aprendizaje y funcionamiento del resolutor de cinemática inversa basado en el aprendizaje del sistema neuronal DIRECT que actúa como mapa direccional.

El mapa direccional entre el espacio extrapersonal 3D y el espacio de articulaciones del brazo, se aprende empleando una forma de Red Neuronal de Regularización HYPBF denominada red de bases radiales hiperplanas (HRBF, Poggio y Girosi, 1989; Stokbro y col, 1990) (Figura 5.7). Las direcciones espaciales Δx en el espacio cartesiano 3D se mapean en incrementos articulares $\Delta\theta$ de un brazo con 4 GDL a través de la aproximación discreta dada por la ecuación,

$$\Delta\theta = A(\theta) \cdot \Delta x \quad (5.13)$$

donde $A(\theta)$ es una matriz 4×3 . Cada entrada $a_{ij}(\theta)$ de $A(\theta)$ está representada por una red HRBF. Cada función de base radial hiperplana tiene asociado un peso, w , que indica la magnitud de los datos 'bajo su campo receptivo', y una serie de pesos, z , que permiten aproximar linealmente la pendiente de los datos 'bajo su campo receptivo'. La salida de la red $a_{ij}(\theta)$ viene dada por:

$$a_{ij}(\theta) = \sum_k \left(\frac{g_{ijk}(\theta)}{\sum_l g_{ijl}(\theta)} \right) \left(w_{ijk} + \sum_m c_{ijkm} z_{ijkm} \right) \quad (5.14)$$

donde k es el índice que nombra a la k -ésima función de base radial, c_{ijk} es un vector que mide la distancia entre el patrón de entrada θ y el centro de la k -ésima función de base en la red y $g_{ijk}(\theta)$ es la activación gaussiana de la neurona k -ésima.

$$c_{ijkm} = \frac{\theta_m - \mu_{ijkm}}{\sigma_{ijkm}} \quad (5.15)$$

$$g_{ijk}(\theta) = \exp\left[-\sum_m c_{ijkm}^2\right]$$

Aquí, μ_{ijkm} y σ_{ijkm} son, respectivamente, el centro y la desviación estándar a lo largo de la dimensión m -ésima en la función de base radial k -ésima (en la red ij -ésima).

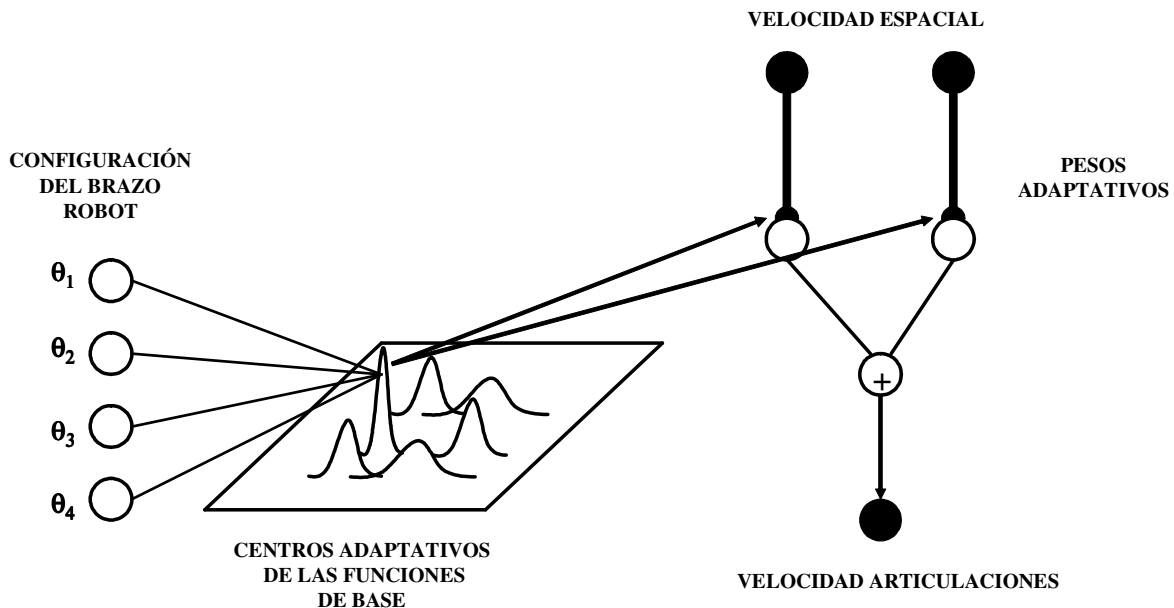


Figura 5.7. Red neuronal HYPBF que actúa como módulo para resolver la cinemática inversa del brazo manipulador con 4 GDL descrito en el Apéndice de éste Capítulo.

Los pesos adaptativos w_{ijk} y z_{ijkm} y los parámetros μ_{ijkm} y σ_{ijkm} se actualizan durante el aprendizaje en una serie de ciclos acción – percepción por el método de descenso por el gradiente. Un ciclo de acción – percepción se genera mediante la instanciación de vectores de velocidad articular aleatorios $\Delta\theta_B$ (donde el subíndice B indica que se trata de un movimiento de ‘balbuceo motor’, Figura 5.8). Los parámetros necesarios para producir a_{ij} se ajustan por descenso del gradiente minimizando la función de coste,

$$H = \sum_i (\Delta\theta_{Bi} - \Delta\theta_i)^2 \quad (5.16)$$

donde $\Delta\theta$ es el vector de rotaciones articulares estimado por la red HYPBF de acuerdo a la ecuación (5.13). Los valores $a_{ij}(\theta)$ conforman una aproximación local a la

pseudoinversa del jacobiano aprendida por la red. En el apéndice de este Capítulo se describen en detalle las ecuaciones que establecen la evolución de los parámetros adaptativos de la red durante el aprendizaje.

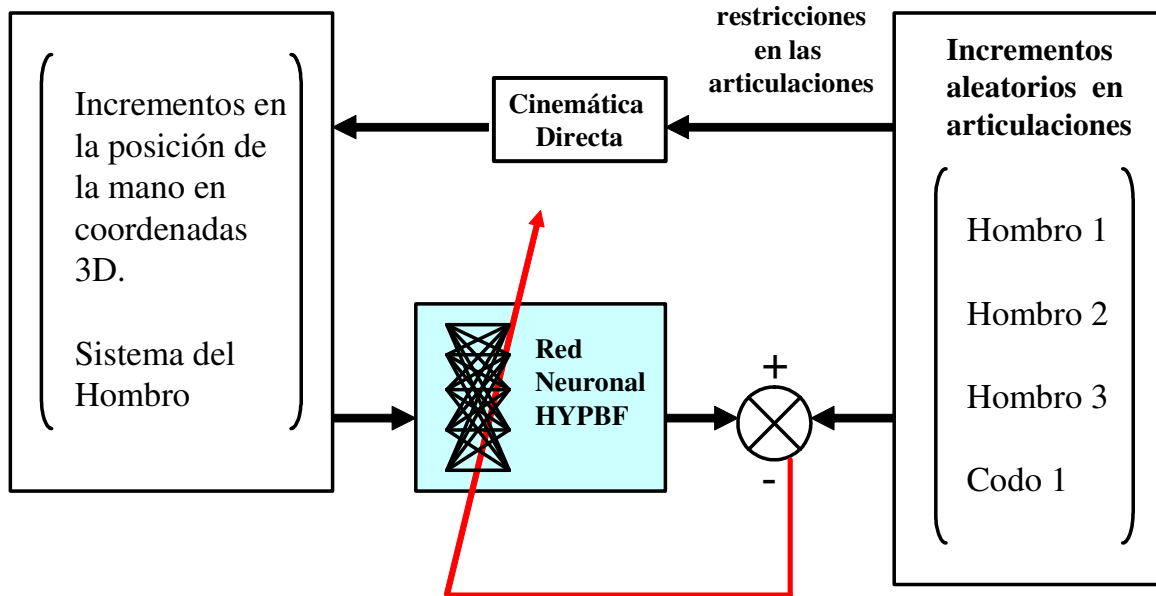


Figura 5.8. Esquema de aprendizaje del módulo neuronal HYPBF encargado de la cinemática inversa del brazo manipulador antropomorfo.

3.3 Módulo de Agarre

En este apartado se describe la implementación de un módulo (GRASP, Figura 5.9), que permite el aprendizaje de posturas para una mano robótica antropomorfa de 3 dedos (cada uno de ellos con 4 GDL, ver apéndice) que permiten el agarre correcto de varios objetos de los cuales se conocen sus propiedades intrínsecas tales como forma y tamaño. El módulo GRASP está constituido por cuatro redes neuronales HYPBF. Estas redes, como ya se ha comentado, parcelan el espacio sensorial de entrada a través de una serie de campos receptivos Gaussianos y posteriormente generan aproximaciones locales al mapa de salida en cada uno de estos campos de entrada, lo que permite una aproximación lineal y por trozos a dicho mapa. La información de entrada al módulo GRASP son la forma del objeto y sus dimensiones e información adicional relacionada con la naturaleza de la tarea a llevar a cabo (especificación del número de dedos involucrados en el agarre).

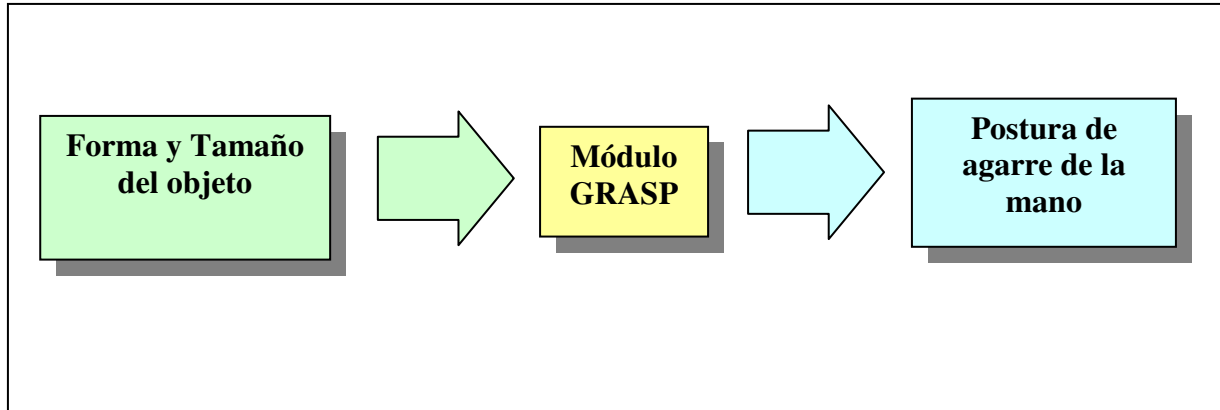


Figura 5.9. Relaciones entrada – salida en el módulo neuronal GRASP

Para poder desarrollar el módulo GRASP, es necesario implementar dos etapas sucesivas de aprendizaje con redes neuronales HYPBF. 1) Aprendizaje del efecto visual causado por comandos motores sobre la mano, es decir, aprendizaje de la cinemática inversa de cada uno de los dedos que conforman la mano; y 2) Aprendizaje de posturas de agarre asociadas a distintos objetos.

- 1) Se trata de un proceso de aprendizaje similar al del aprendizaje de la cinemática inversa del brazo para el alcance. En este caso tenemos 3 redes HYPBF, cada una de ellas asociada al aprendizaje de la cinemática inversa de cada uno de los dedos de la mano (Pulgar, Índice, Medio). En cada red, el aprendizaje se lleva a cabo mediante ciclos acción – percepción (Figura 5.10) en los que se aprende la correlación entre los desplazamientos espaciales (referidos al sistema de referencia situado sobre la palma de la mano) de la punta del dedo asociado y los comandos motores que generaron dichos desplazamientos, correlación que viene modulada en todo momento por la configuración actual del dedo. Todas las redes HYPBF que se emplean en esta etapa, son similares a la descrita para el punto 3.2 (ecuaciones (5.13) – (5.16)).
- 2) Esta segunda fase de aprendizaje constituye el núcleo del módulo GRASP (Figura 5.11). Tras esta etapa de aprendizaje, el sistema, a partir de la información referente al número de dedos requeridos para el agarre, y la forma y tamaño del objeto es capaz de proporcionar una aproximación óptima a los valores articulares de cada uno de los dedos de la mano antropomórfica $[\theta_p, \theta_m \text{ y } \theta_i]$, valores que en conjunto, constituyen una postura de agarre óptima. Veremos que el sistema es capaz de generar posturas correctas de agarre tanto para los objetos que constituyen el conjunto de entrenamiento como para objetos que no han sido empleados en el

entrenamiento del sistema (el sistema posee una importante capacidad de generalización).

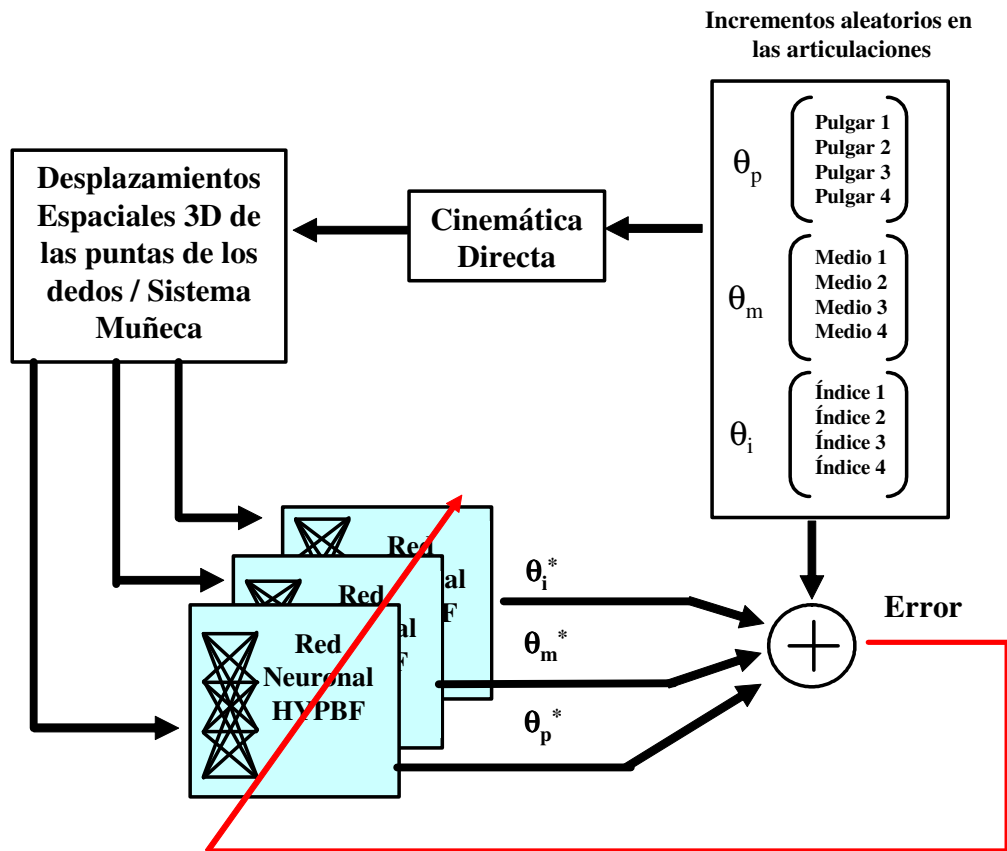


Figura 5.10. Esquema de aprendizaje de la cinemática inversa de los dedos Índice, medio y Pulgar de la mano antropomorfa descrita en el Apéndice de este Capítulo.

Para ejecutar esta segunda fase, primero se debe completar el aprendizaje de la fase asociada a las cinemáticas inversas de los dedos de la mano. Una vez completada esta etapa se llevan a cabo los siguientes pasos:

- Especificación del tipo y dimensiones del objeto y del número de dedos involucrados en el agarre. Esta información conforma el vector de entrada al módulo GRASP (vector X de 1 dimensiones en Figura 5.12).
- Selección heurística de los puntos de contacto de los dedos sobre el objeto y de la distancia de la palma al centro de gravedad del objeto.

- Implementación del movimiento de los dedos hacia los puntos de contacto seleccionados. Si el movimiento resulta exitoso (si la configuración de la mano es confortable y durante el movimiento no existen colisiones no deseadas con el objeto), la configuración final de los dedos se almacena en un vector denominado θ .

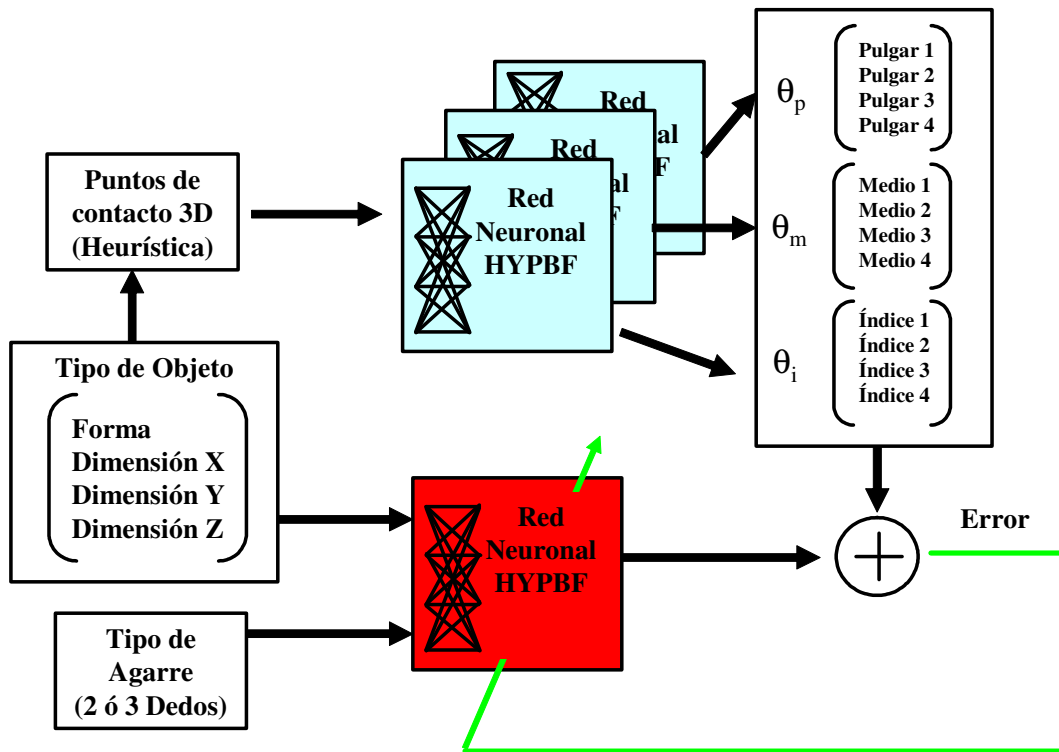


Figura 5.11. Esquema de aprendizaje de la red HYPBF que permite asociar posturas de agarre asociadas a distintos objetos. La secuencia de aprendizaje se detalla en el texto.

- Procesamiento en la red neuronal HYPBF asociada al módulo GRASP (Figura 5.12). El vector de entrada se propaga a través de las distintas capas de la red produciendo una salida denotada por θ . El procesamiento del vector de entrada que lleva a cabo la red se describe en las ecuaciones,

$$\theta_i = \sum_{k=1}^K A_k w_{ki}$$

$$A_k = \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_l c_{kl}^2\right) \quad (5.17)$$

$$c_{kl} = \frac{X_l - \mu_{kl}}{\sigma_{kl}}$$

donde A_k , se corresponde con la actividad de la neurona o función de base k – ésima, c_k es un vector que mide la ‘semejanza’ entre el vector de entrada X y el centro de la k – ésima neurona gaussiana, y w_{ki} es el peso adaptativo que conecta a la neurona k – ésima con la i – ésima neurona de salida θ , correspondiente a la estimación de la red acerca de la configuración de la articulación i – ésima de la mano.

- Se estable que la función de coste a minimizar durante el aprendizaje sea $H = \sum_i (\theta_{0i} - \theta_i)^2$. Mediante el método de descenso por el gradiente se actualizan los valores de los parámetros w_{ki} , μ_{kl} y σ_{kl} hasta que el valor del funcional $H < \varepsilon$, donde ε se preestablece antes del aprendizaje. Las ecuaciones de aprendizaje son,

$$\Delta w_{ki} = -2\alpha (\varepsilon_i A_k)$$

$$\Delta \mu_{kl} = -2\alpha \left(\frac{c_{kl}}{\sigma_{kl}}\right) A_k \sum_i \varepsilon_i w_{ki}$$

$$\Delta \sigma_{kl} = -2\alpha \left(\frac{1}{\sigma_{kl}}\right) A_k \sum_i \varepsilon_i w_{ki}$$

$$\varepsilon_i = \theta_i^0 - \theta_i$$
(5.18)

A continuación pasamos a describir cada uno de estos puntos con algo más de detalle.

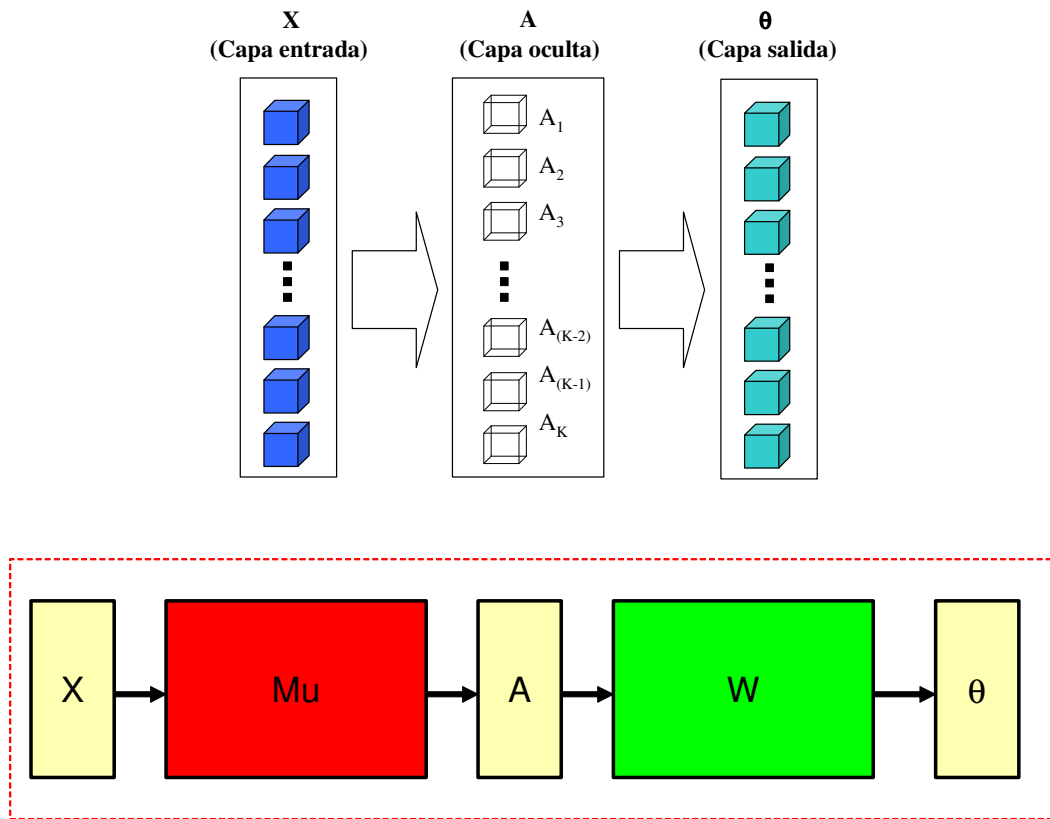


Figura 5.12. Variables que intervienen en el procesamiento de la información en la red HYPBF GRASP y flujo de información que se establece entre ellas.

3.3.1 Vector de entrada y Vector de salida del módulo GRASP

Los objetos que se han empleado para llevar a cabo el entrenamiento y testado del módulo GRASP se corresponden a figuras geométricas tridimensionales simples (cubos, esferas y cilindros) de distintas dimensiones (Figura 5.13).

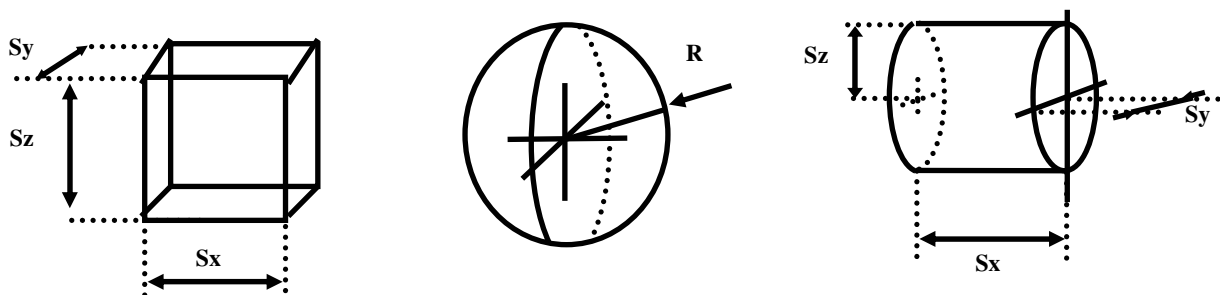


Figura 5.13. Tipos de objetos empleados en el entrenamiento del módulo GRASP.

Partiendo de este dato la capa o vector de entrada al módulo neuronal GRASP está formada por siete neuronas (Figura 5.14). Las tres primeras neuronas codifican de forma binaria la 'forma o tipo de objeto', mediante el siguiente código: un cubo se representa con una actividad en estas tres primeras neuronas asociada al vector [1 0 0]; una esfera se representa con un vector de la forma [0 1 0]; y por último, un cilindro queda representado por el vector [0 0 1]. Las tres neuronas siguientes, definen las dimensiones S_x , S_y , S_z del objeto. Los valores de estas tres neuronas varían entre cero y uno, dependiendo de las dimensiones del objeto a agarrar. Finalmente, la última neurona codifica de manera binaria el número de dedos empleados en el agarre. En el caso de valer cero, la neurona codifica la intención de llevar a cabo un agarre con dos dedos, mientras que en el caso de valer uno, la intención del agarre es hacerlo con tres dedos.

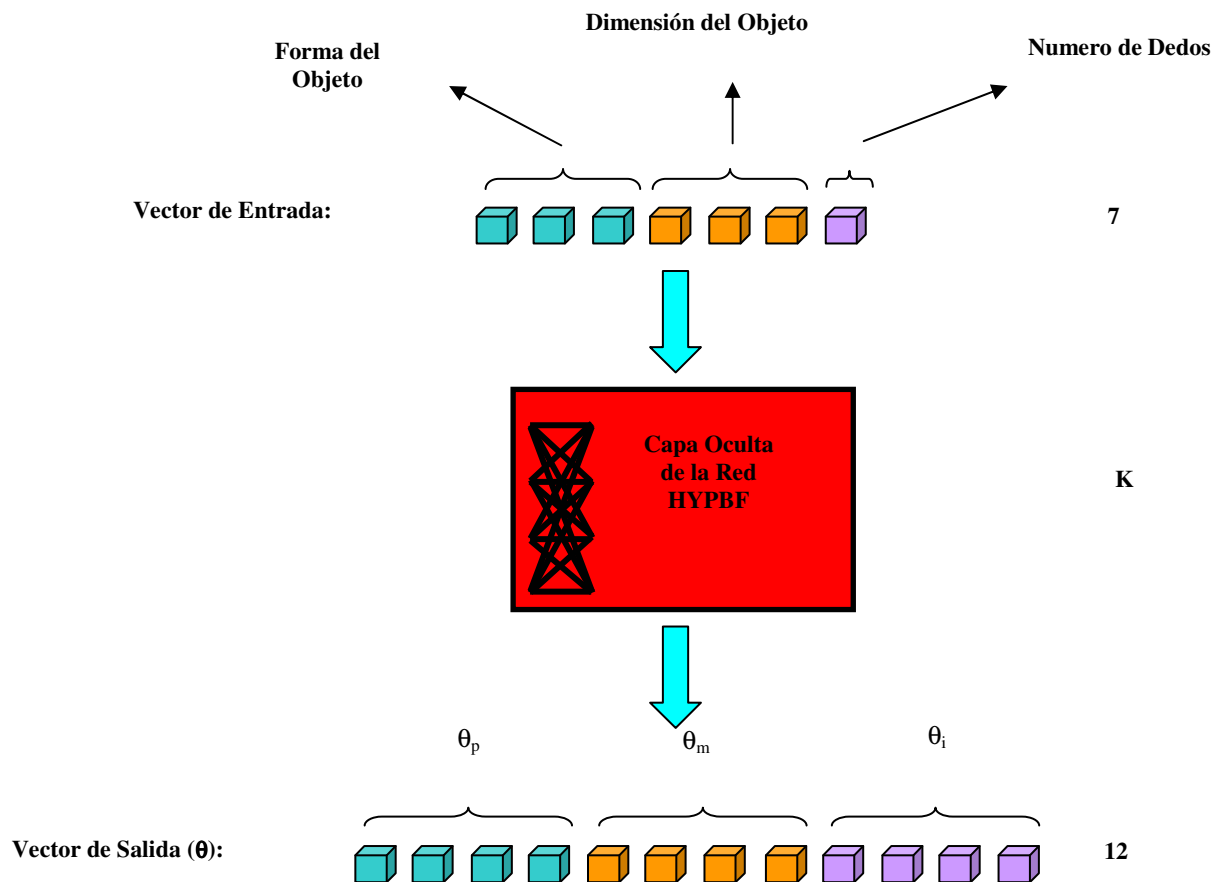


Figura 5.14. Estructura y tipo de codificación *entrada – salida* del módulo neuronal GRASP.

Por otro lado, tenemos la capa o vector de salida que consta de doce neuronas (Figura 5.14). En este vector se codifican los valores de la posiciones articulares de cada una de las articulaciones o GDL de cada dedo de la mano antropomorfa empleada en el

desarrollo de este modelo. Es decir el vector de salida codifica de forma completa una postura de agarre de la mano (Figura 5.15).

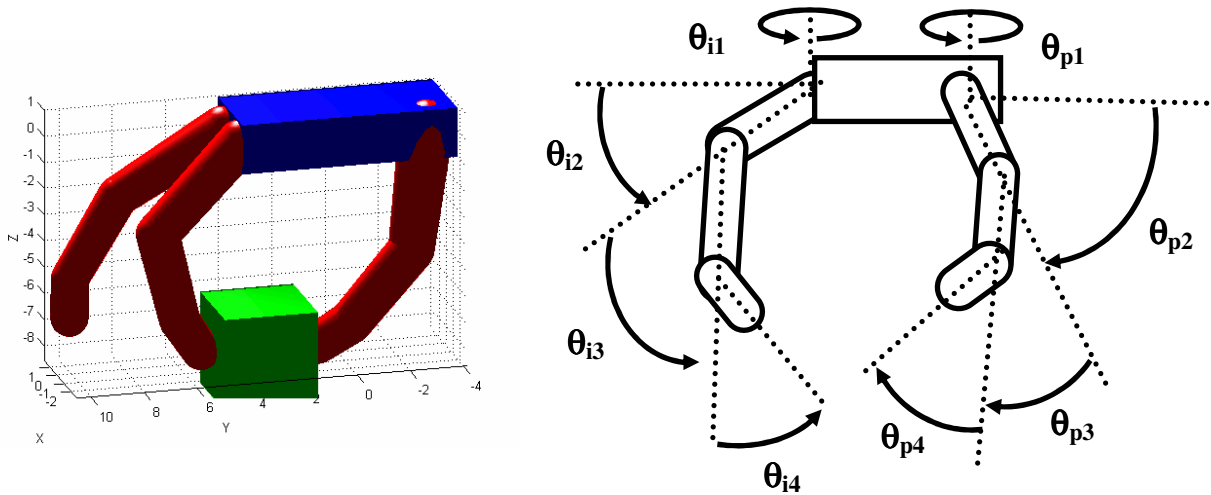


Figura 5.15. El vector de salida del módulo GRASP codifica una postura de agarre adecuada a cierto objeto (izquierda) mediante los valores de las posiciones articulares de cada dedo (subíndice i = índice, m =medio, p = pulgar, derecha).

3.3.2 Selección heurística de los puntos de contacto sobre el objeto

La selección de los puntos de contacto entre los dedos de la mano robot y la superficie de cada uno de los objetos se ha llevado a cabo de una manera totalmente heurística en base a criterios geométricos, es decir, en la selección de dichos puntos no se ha atendido en ningún momento a ningún criterio de estabilidad o dinámica del agarre. Dentro del entorno de simulación empleado en este capítulo se ha desarrollado un software que de forma sencilla posibilita la selección de dichos puntos de contacto. Mediante este software se puede seleccionar el tipo de objeto que desea emplearse para su agarre y el tamaño o dimensiones de dicho objeto (lado del cubo, diámetro de la esfera y del cilindro y altura del cilindro). El tamaño de los objetos está constreñido a unas dimensiones máximas de 8 cm y mínimas de 2 cm. Una vez seleccionado el tipo y dimensiones del objeto a agarrar debemos seleccionar los puntos de contacto que son dos o tres dependiendo del número de dedos que se pretende hacer intervenir en el agarre. La selección de esos puntos es arbitraria con la única restricción de que dichos puntos de contacto deben pertenecer a la superficie del objeto y al mismo 'plano de contacto'. El plano de contacto es un plano paralelo a la superficie plana sobre la que se supone descansa en equilibrio estático el objeto a agarrar y está definido por el parámetro h (Figura 5.16).

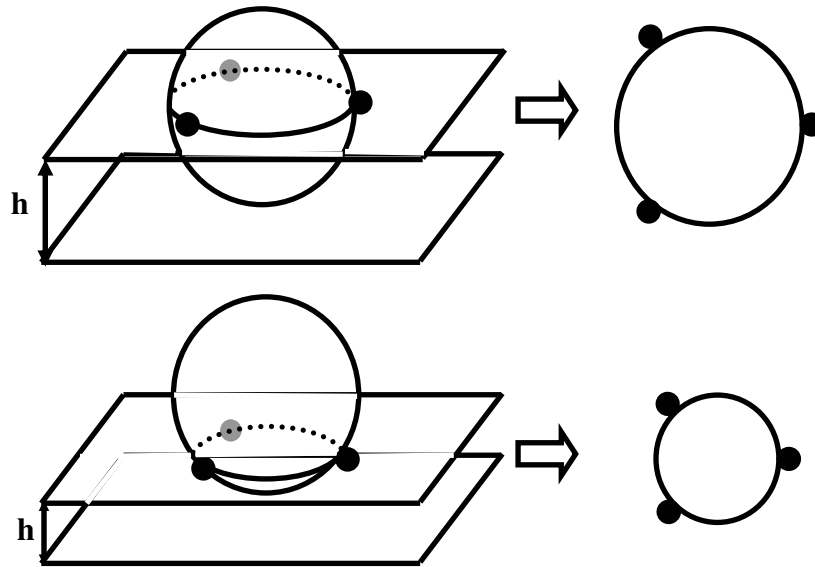


Figura 5.16. Selección de los puntos de contacto de los dedos sobre el objeto

3.3.3 Generación de trayectorias de agarre

En este apartado se describe la implementación del movimiento de los dedos hacia los puntos de contacto seleccionados mediante las tres redes neuronales HYPBF de la Figura 5.10. Estas redes neuronales como ya se ha comentado resuelven la cinemática inversa de cada uno de los tres dedos que conforman la mano robótica. Por lo tanto, una vez se han seleccionado los puntos de contacto de los dedos con el objeto, implementamos el movimiento de los dedos hacia dichos puntos de contacto, cuando esos dedos parten de una postura inicial extendida. En este punto resulta crucial el análisis de la postura final que adoptan los dedos tras la ejecución del movimiento en relación con el vector que determina la posición relativa del centro de gravedad del objeto respecto a la palma de la mano del robot. A dicho vector lo denominaremos R (Figura 5.17). Se introduce así un factor importante en la evaluación de un agarre para ser considerado como exitoso. Ese factor está relacionado con la confortabilidad de la postura de los dedos tras la implementación del movimiento las puntas de éstos hacia los puntos de contacto seleccionados sobre el objeto. En otras palabras, en este estudio tratamos de hallar vectores de posicionamiento relativo R entre la palma y el centro de gravedad de un objeto determinado de manera tal que cuando se implemente el movimiento de los dedos de la mano hacia los puntos de contacto seleccionados, en dicho movimiento no se produzcan colisiones indeseadas con el objeto (es decir, la trayectoria seguida por los dedos de la mano, no debe penetrar en el interior del objeto, durante el transcurso de la acción de agarre) y además, la postura final de los dedos, en su contacto final con el objeto debe ser tal que ninguna articulación se encuentre en algún límite de su rango de movimiento (Figura 5.17).

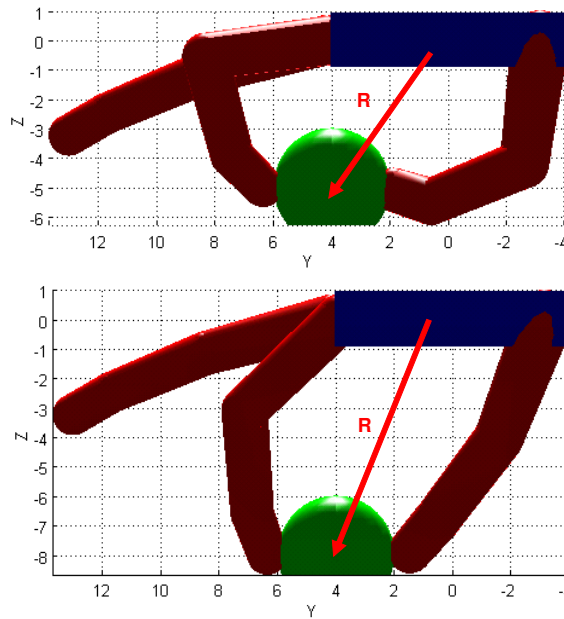


Figura 5.17. Posicionamientos relativos entre la palma de la mano y el centro de masas del objeto. Arriba: Posicionamiento que conduce a una postura de agarre *'incómoda'*. Abajo: Un posicionamiento relativo R distinto, conduce a una postura final de agarre mucho más *'comfortable'*.

Además, el movimiento de los dedos debe ser tal que las puntas de éstos, deben contactar sus respectivos puntos de contacto sobre el objeto de manera casi simultánea. Esto se consigue utilizando un mecanismo que ajusta la velocidad del movimiento de cada dedo a la distancia que debe recorrer en el espacio el extremo de cada uno de los dedos. Esta distancia se mide en el sistema de referencia cartesiano asociado al centro de la palma de la mano robot. La posición de los extremos de los dedos se encuentra referida a este sistema y una vez seleccionado R , podemos transformar los puntos de contacto referidos al sistema centro de gravedad del objeto al sistema de referencia de la palma de la mano tal y como muestra la Figura 5.18.

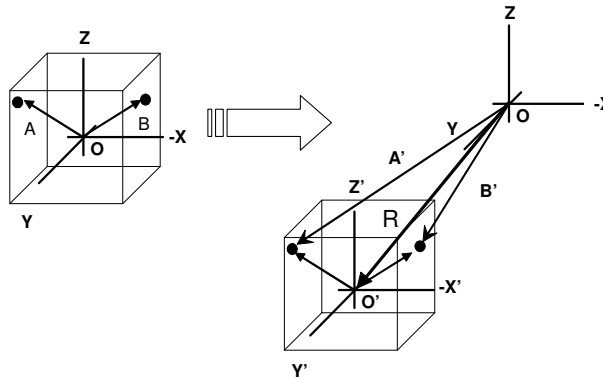


Figura 5.18. Transformación en la codificación de los puntos de contacto entre el sistema objeto y el sistema palma.

Cuando las redes neuronales HYPBF que implementan la resolución de la cinemática inversa concluyen su aprendizaje el modo de operación que emplean es el que muestra la Figura 5.19. En este modo de operación el proceso de integración de las velocidades angulares calculadas por la red va ponderado por una señal $GO(t)$ de puerta y escalado. Estas señales como ya se ha comentado en capítulos previos es una señal sigmoïdal del tipo,

$$GO(t) = g \cdot \frac{t^2}{(\gamma + t^2)} \quad (5.19)$$

Cada una de las redes neuronales HYPBF de la Figura 5.10, implementa el movimiento del dedo hacia el punto de contacto a través de una señal $GO(t)$ específica. Las tres señales $GO(t)$ asociadas a cada uno de los dedos tan solo difieren en el valor de la ganancia g . Dicha ganancia es inversamente proporcional a la distancia espacial que debe recorrer el extremo del dedo desde su posición inicial hasta su contacto seleccionado sobre el objeto. Con esta sencilla modificación nos aseguramos de que el movimiento de los dedos involucrados en el agarre produzca un contacto casi simultáneo con los distintos puntos seleccionados sobre el objeto.

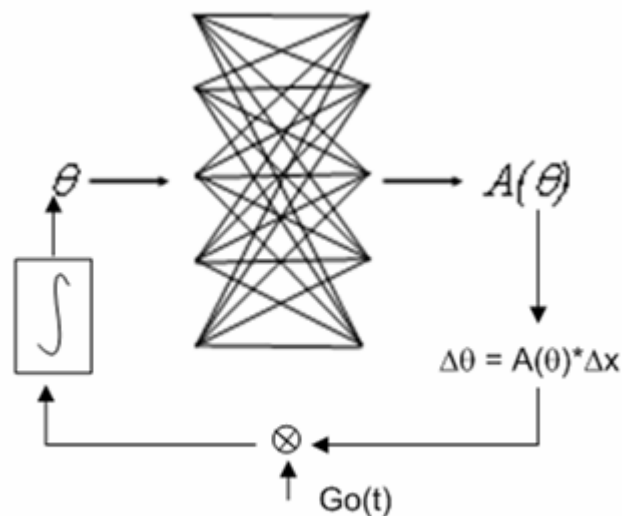


Figura 5.19. Resolución de la cinemática inversa por la red HYPBF. La red neuronal recibe como entrada la configuración actual del dedo y ésta computa una aproximación local y lineal a la pseudoinversa del jacobiano. Con esa aproximación se pueden calcular unos incrementos articulares que integrados, actualizan la configuración actual del dedo.

En la Figura 5.20 se muestran dos movimientos considerados exitosos según los criterios expuestos en este apartado, uno de ellos realizado con dos dedos (izquierda) y el otro ejecutado con tres dedos (derecha). Si una vez seleccionado R, el movimiento resulta exitoso de acuerdo a los criterios antes expuestos, la configuración final de los dedos tras dicho movimiento se almacena en un vector de 12 componentes denominado θ_0 .

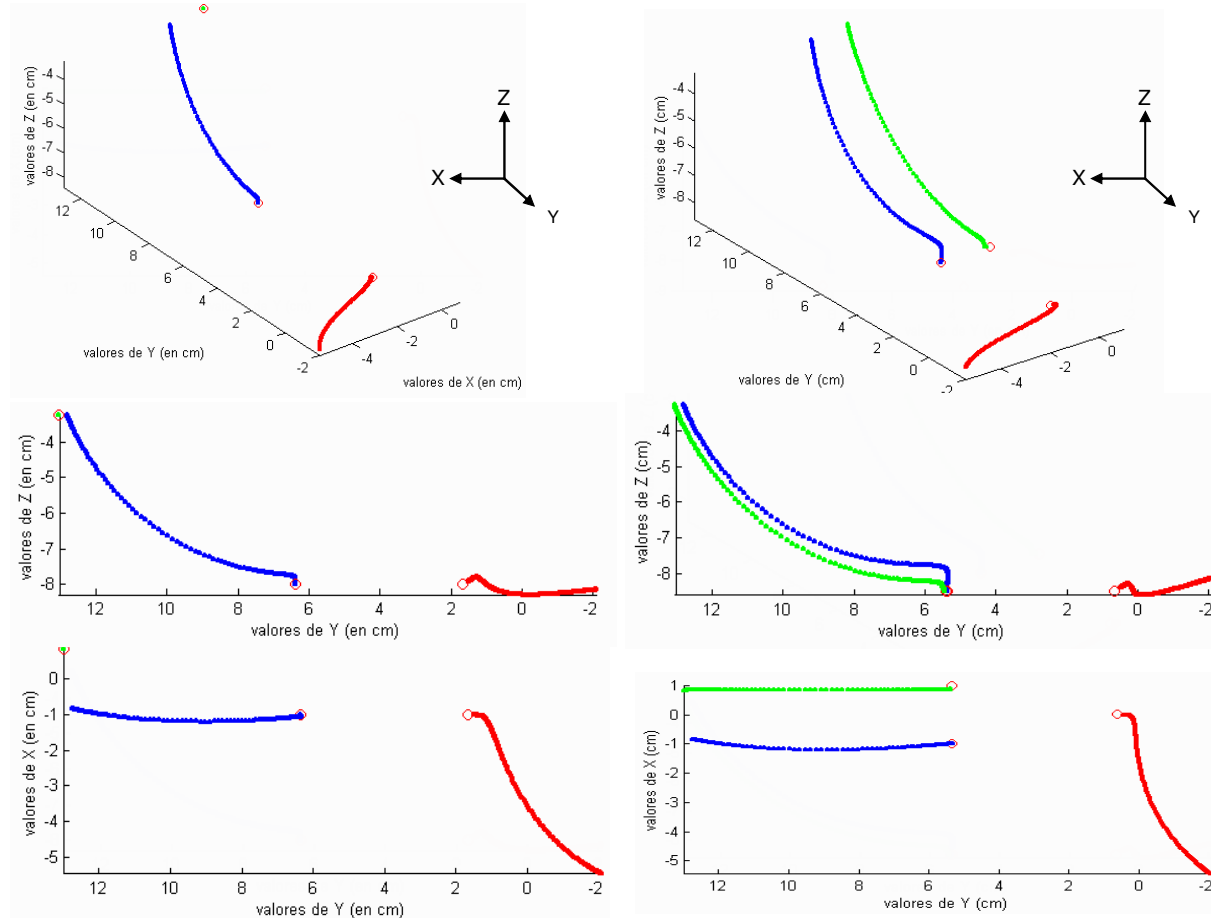


Figura 5.20. Movimientos exitosos de aproximación y contacto final con el objeto con dos dedos (izquierda) y con tres dedos (derecha).

3.3.4 Aprendizaje de la red HYPBF asociada al módulo GRASP.

En este punto del proceso, nos encontramos en disposición de abordar el aprendizaje de la última etapa, consistente en el aprendizaje de posturas de agarre asociadas a distintos objetos. El vector de entrada establecido en el apartado 3.3.1 se propaga a través de las distintas capas de la red produciendo una salida denotada por θ (Figura 5.11). Este vector se compara con el vector θ_0 determinado para determinado objeto en el apartado 3.3.3. Se establece que la función de coste a minimizar durante el

aprendizaje sea $H = \sum_i (\theta_{0i} - \theta_i)^2$. Mediante el método de descenso por el gradiente se actualizan los valores de los parámetros w_{ki} , μ_{kl} y σ_{kl} de la red HYPBF GRASP hasta que el valor del funcional $H < \varepsilon$, donde ε se preestablece antes del aprendizaje.

En el apartado de análisis y discusión de los resultados de nuestros experimentos, analizaremos el comportamiento de la red GRASP en base a los errores que comete durante el aprendizaje y generalización de diversas situaciones de agarre. Es por esto que en este apartado nos centraremos en la descripción de los distintos procesos de aprendizaje que hemos llevado a cabo y en los criterios de error cometido durante dichos aprendizajes. Esta descripción se hace con el objeto de agilizar los análisis realizados posteriormente sobre los resultados de las diversas simulaciones que se llevan a cabo sobre el modelo.

En nuestro proceso de aprendizaje distinguiremos cuatro casos:

- 1) CASO 1: En este caso la red HYPBF asociada al módulo GRASP es entrenada mediante un conjunto de patrones de entrenamiento consistente en varios cubos de tamaños 2, 4 y 6 cm. Para el agarre de los cubos de menor tamaño se especifica un agarre con dos dedos y para el cubo de mayor tamaño se especifica un agarre con tres dedos.
- 2) CASO 2: En este caso la red HYPBF asociada al módulo GRASP es entrenada mediante un conjunto de patrones de entrenamiento consistente en varias esferas de tamaños 2, 4 y 6 cm. Para el agarre de las esferas de menor tamaño se especifica un agarre con dos dedos y para la esfera de mayor tamaño se especifica un agarre con tres dedos.
- 3) CASO 3: En este caso la red HYPBF asociada al módulo GRASP es entrenada mediante un conjunto de patrones de entrenamiento consistente en varios cilindros de tamaños 2, 4 y 6 cm. Para el agarre de los cilindros de menor tamaño se especifica un agarre con dos dedos y para el cilindro de mayor tamaño se especifica un agarre con tres dedos.
- 4) CASO 4: En este caso la red HYPBF asociada al módulo GRASP es entrenada mediante un conjunto de patrones de entrenamiento consistente en cubos, esferas y cilindros de tamaños 2, 4 y 6 cm. Para el agarre de los objetos de menor tamaño (2 y 4 cm) se especifica un agarre con dos dedos y para los objetos de mayor tamaño (6 cm) se especifica un agarre con tres dedos.

Errores cometidos en agarres con dos dedos

La expresión empleada en el cálculo del error cometido con dos dedos, es:

$$Error(2F) = |d - D| \quad (5.20)$$

donde 'd' representa la distancia entre las puntas de los dedos índice y pulgar y 'D' representa según el caso bien el lado del cuadrado o bien, el diámetro de la esfera o cilindro (Figura 5.21, arriba izquierda).

Errores cometidos en agarres con tres dedos

En este caso, la expresión del error cometido en un agarre con tres dedos tiene la forma,

$$Error(3F) = error_A + error_B \quad (5.21)$$

donde $error_A$ coincide con la expresión (5.20) y el $error_B$ representa la distancia entre el dedo medio y el punto de contacto seleccionado para ese punto (Figura 5.21, arriba derecha).

$$error_B = |y_M - y_p| \quad (5.22)$$

Las expresiones (5.21) y (5.22) se aplican al agarre de cubos y cilindros pero para el caso de esferas y atendiendo a los diagramas de la Figura 5.21(abajo, derecha), se emplea la expresión,

$$Error_Esferas(3F) = \sum_{k=I,M,P} |R - r_k| \quad (5.23)$$

donde R , representa el radio de la esfera a agarrar y r_k representa el radio una esfera imaginaria que forman el centro de la esfera a agarrar y el punto de posicionamiento final del dedo k ($k = \text{Índice, Medio, Pulgar}$).

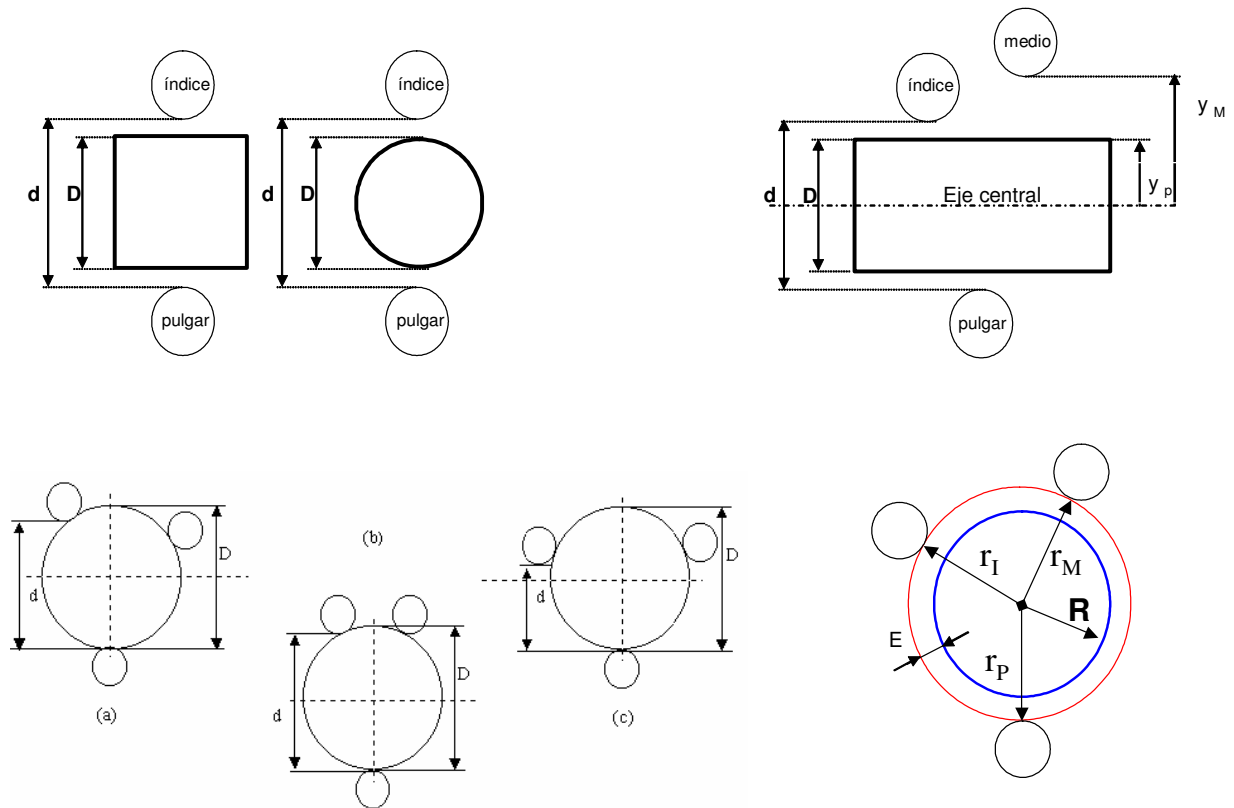


Figura 5.21. Errores cometidos al agarrar objetos con dos dedos (arriba izquierda) o con tres dedos (arriba, derecha). Abajo: Errores cometidos en el agarre de esferas con tres dedos.

4. Simulaciones del modelo y Resultados

4.1 Entrenamiento y capacidad de generalización del modelo

En la Figura 5.22 se muestran las curvas de aprendizaje de la red neuronal HYPBF asociada al módulo GRASP para en el CASO 1, 2, 3 y 4. Lo que se muestra en el eje de ordenadas es el logaritmo decimal del funcional $H = \sum_i \varepsilon_i^2$ y en abcisas se muestran los ciclos de entrenamiento que necesita la red hasta converger a un valor de $H < 10^{-4}$. Para el entrenamiento del módulo GRASP en los CASOS 1,2 y 3 se ha empleado una red neuronal HYPBF con 12 neuronas en la capa oculta ($K = 12$). Para el CASO 4 se ha empleado una red neuronal con 30 neuronas gaussianas en la capa oculta ($K = 30$).

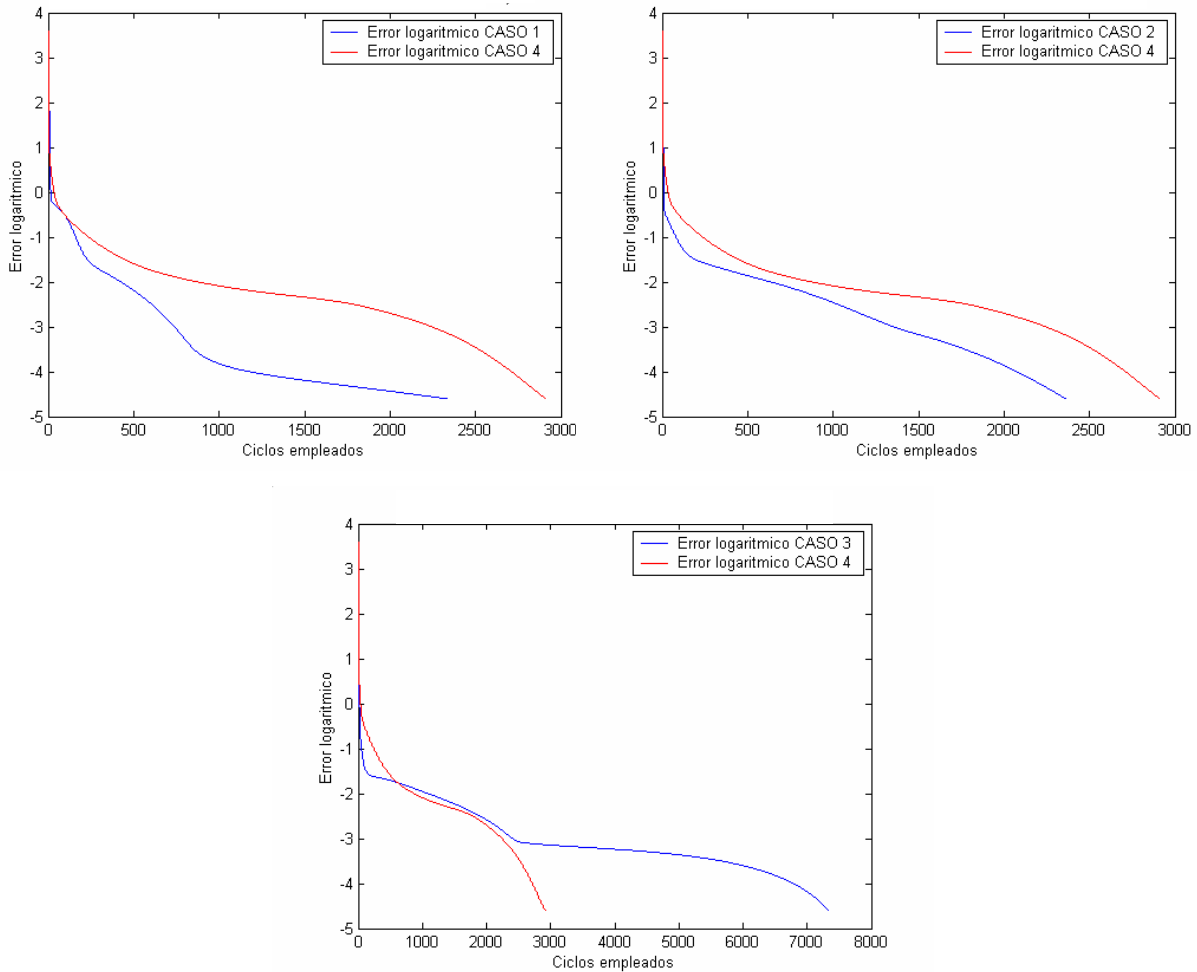


Figura 5.22. Perfiles de reducción del error durante el entrenamiento de la red GRASP en los CASOS 1,2,3 y 4.

La Figura 5.22 muestra cómo las redes de los CASOS 1 y 2 emplean menos ciclos de entrenamiento en converger que la red del CASO 4 mientras que ésta última emplea menos ciclos de entrenamiento que la red del CASO 3. Pese a esta particularidad y tras un exhaustivo estudio de las capacidades de generalización de conocimientos por parte de cada red, hemos podido determinar que la red que mejores resultados de generalización posee, independientemente del objeto que le sea presentado es la HYPBF entrenada según el CASO 4. Por lo tanto, a partir de éste momento, todos los resultados referentes a las capacidades de generalización del modelo GRASP que se presenten, se encuentran referenciadas a la versión de ese módulo asociada al CASO 4.

4.1.1 Errores de aprendizaje y generalización del módulo GRASP

En la Figura 5.23 se muestran los errores cometidos por la red (calculados mediante las expresiones (5.21)-(5.23)) en la estimación de una postura correcta de agarre para una serie de objetos, algunos de los cuales pertenecen al conjunto de entrenamiento de la red (histogramas anaranjados y rayados) y otros que no han sido previamente presentados al sistema durante su aprendizaje (histogramas azulados). En dicha Figura se indica cual es el tamaño de cada uno de los objetos presentados y además se denota con cuantos dedos se ha establecido el patrón de agarre (2 dedos – **2d**, 3 dedos- **3d**). Por último, la Figura 5.23 también indica cual es el tipo de objeto sobre el que se está llevando a cabo el agarre (cubos, esferas o cilindros).

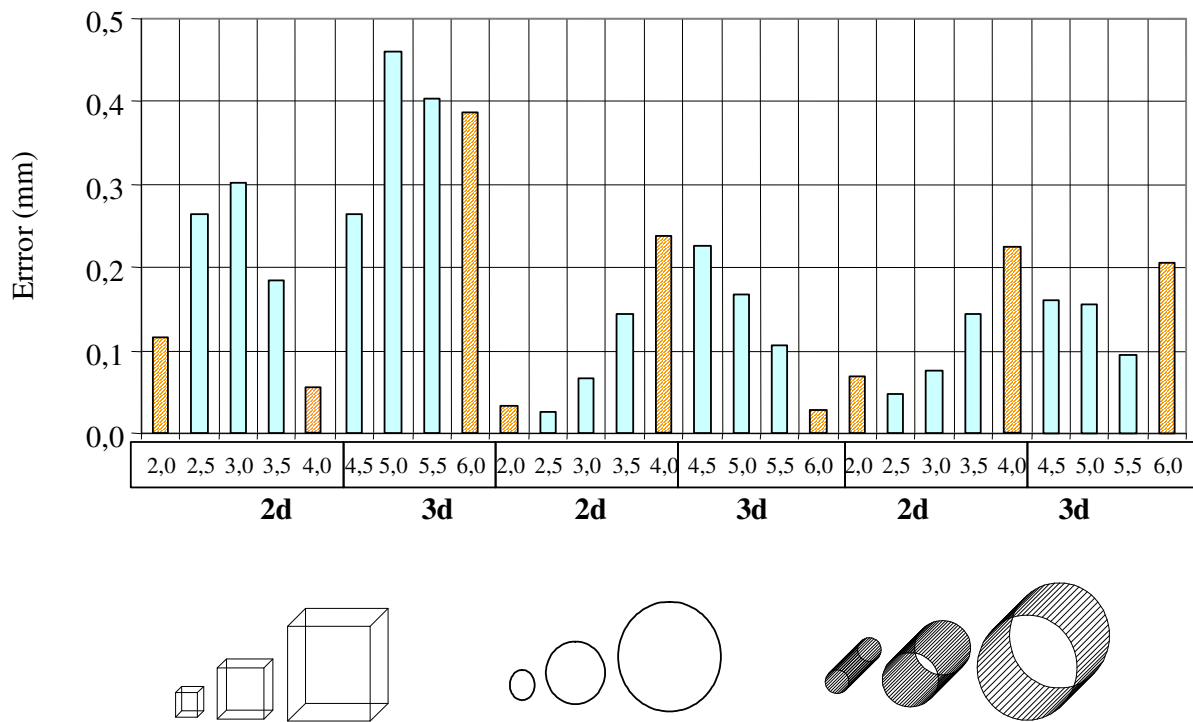


Figura 5.23. Errores cometidos por la red en el agarre de objetos presentes en el conjunto de entrenamiento (naranja – rayado) y de objetos que no están presentes en el entrenamiento (azulado).

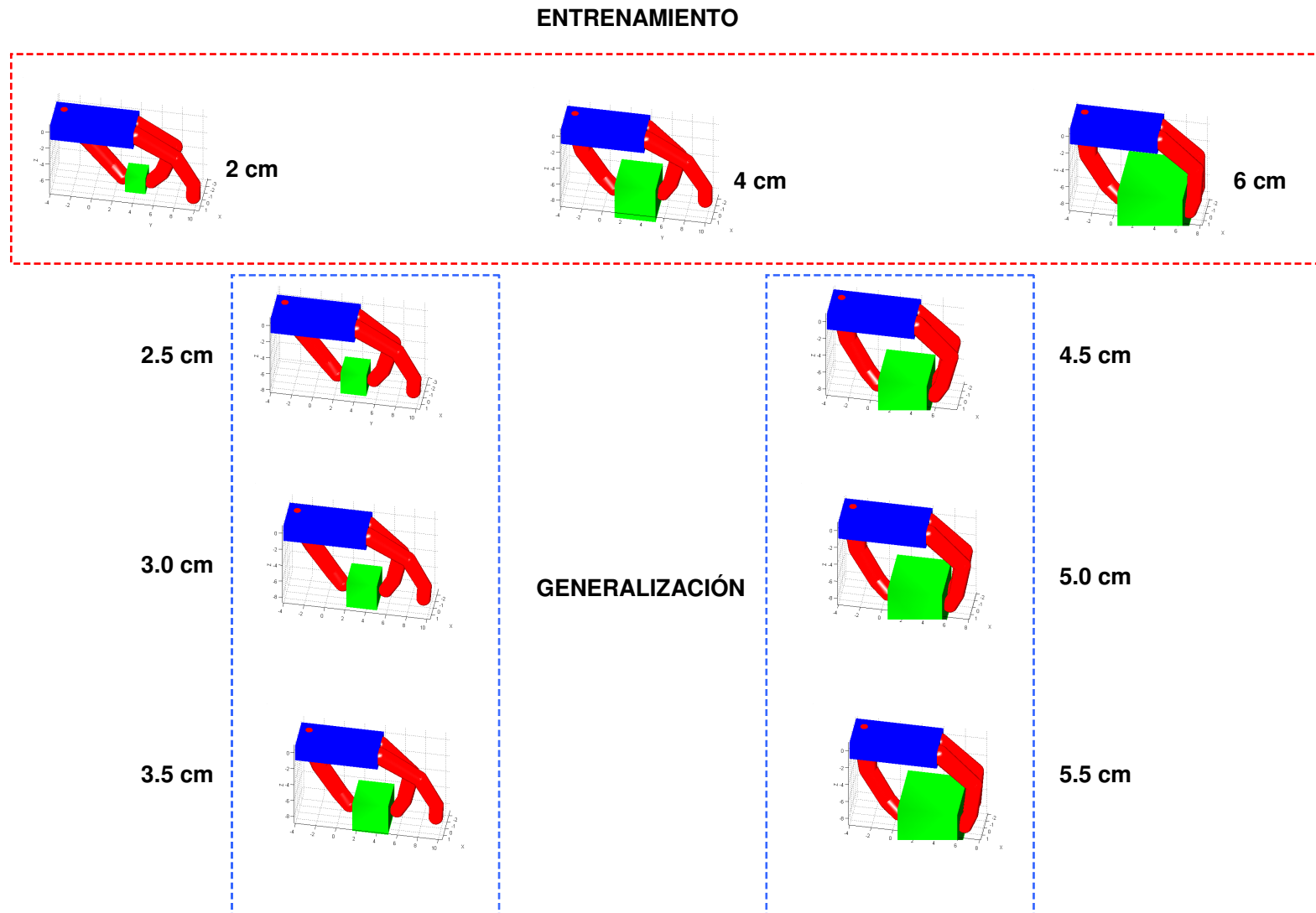


Figura 5.24. Posturas de agarre de cubos obtenidas por la red GRASP tras su entrenamiento en las condiciones especificadas por el CASO 4.

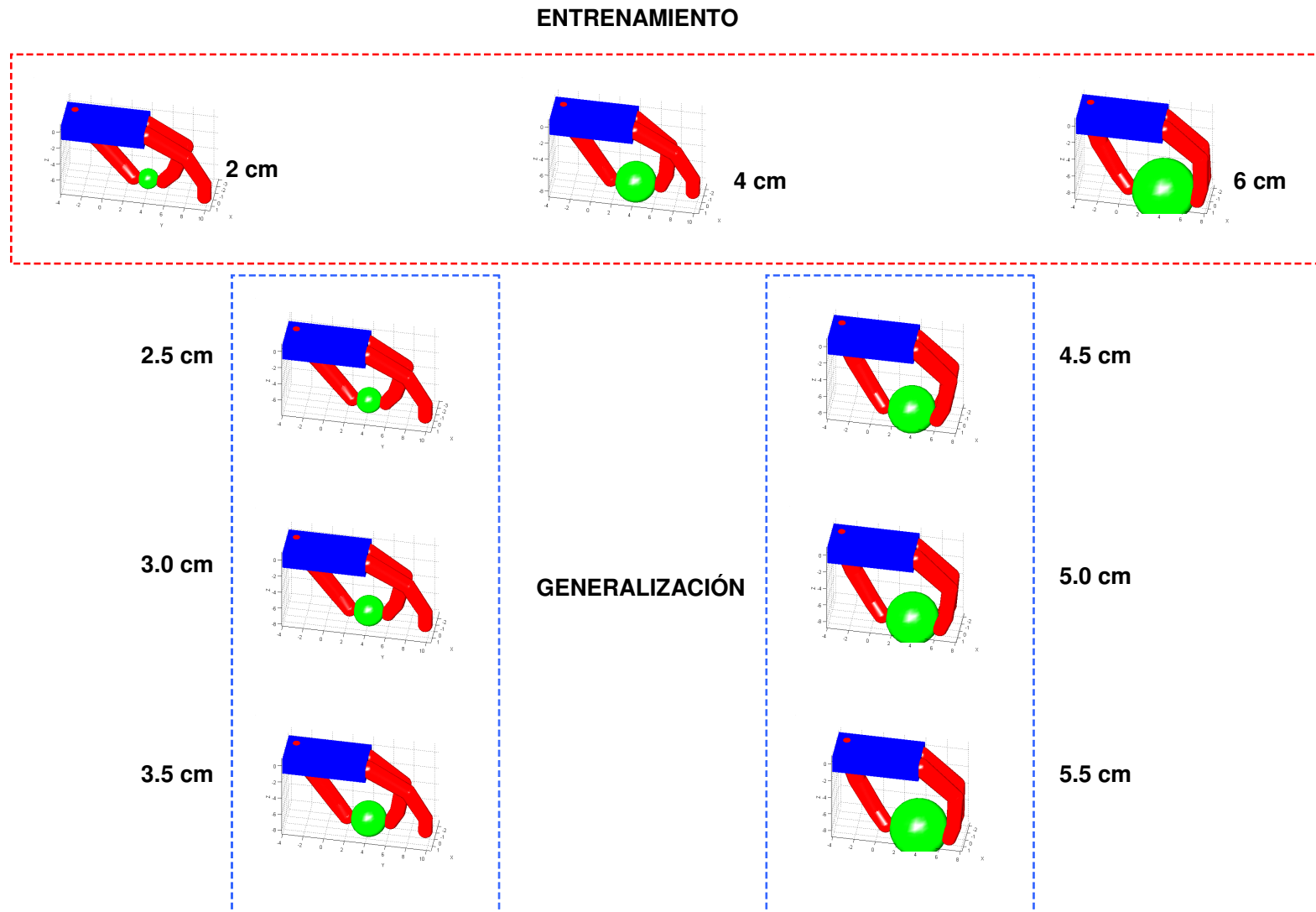


Figura 5.25. Posturas de agarre de esferas obtenidas por la red GRASP tras su entrenamiento en las condiciones especificadas por el CASO 4.

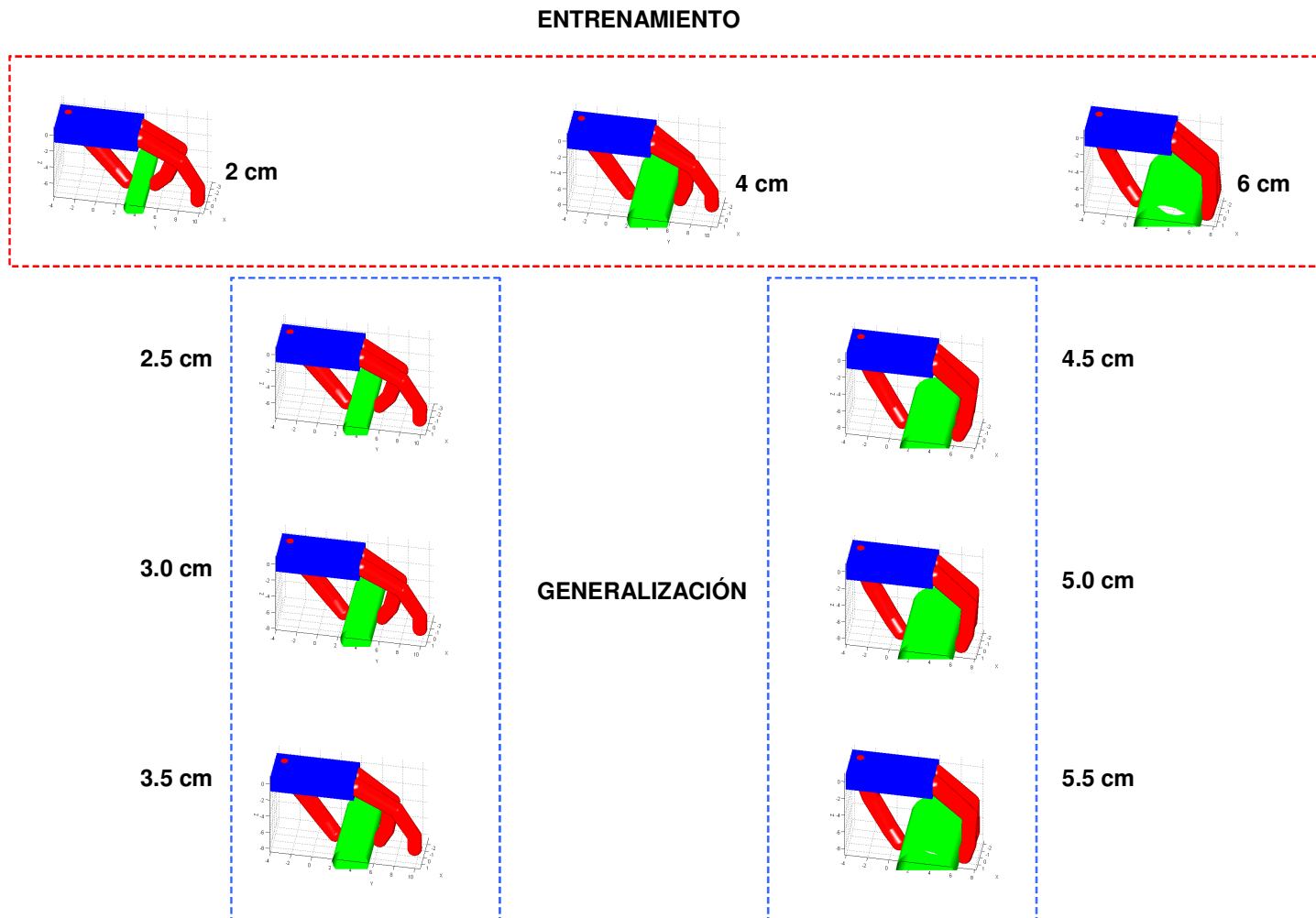


Figura 5.26. Posturas de agarre de cilindros obtenidas por la red GRASP tras su entrenamiento en las condiciones especificadas por el CASO 4.

En las Figuras 5.24, 5.25 y 5.26 se muestran las posturas adoptadas durante la etapa de funcionamiento por el sistema GRASP ante distintos objetos. Hay que comentar que en estas simulaciones al sistema se le presentan situaciones de agarre que pueden ser asimiladas situaciones de interpolación de conocimientos de la red a partir de su entrenamiento previo. En la Figura 5.27 se muestran los errores cometidos en la estimación de la postura correcta de agarre por parte de la red neuronal GRASP cuando se obliga a que el agarre de todos los objetos presentados al sistema se lleven a cabo con dos dedos. En dicha figura los histogramas oscuros hacen referencia a objetos que generalmente se deben agarrar con tres dedos pero que en este caso han sido agarrados con solamente dos dedos.

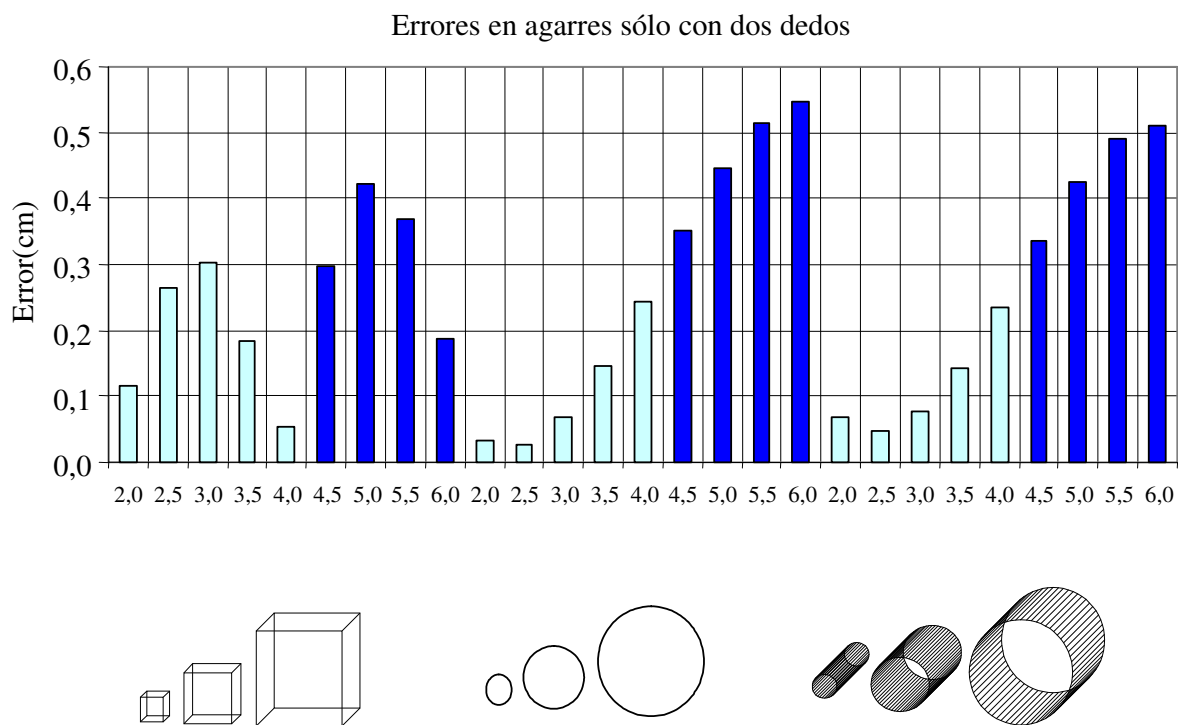


Figura 5.27. Errores cometidos por el módulo GRASP cuando los agarres se llevan a cabo con dos dedos. Los histogramas claros corresponden a objetos que según el entrenamiento deben ser agarrados con dos dedos y los oscuros hacen referencia a objetos que según el entrenamiento debieran ser agarrados con tres dedos.

En este caso la red está llevando a cabo un proceso de extrapolación de conocimientos por lo que se observa un aumento del error cometido en la predicción de posturas correctas de agarre cuando los objetos agarrados con dos dedos son objetos que durante el entrenamiento han sido como objetos a agarrar con tres dedos. De la misma forma se ha testeado a la red para el caso en el que se obliga a llevar a cabo el agarre de todos los objetos con tres dedos. En este caso se observa un fenómeno similar al descrito anteriormente. En la Figura 5.28 los histogramas oscuros hacen referencia a

objetos que según el entrenamiento deben ser agarrados con dos dedos pero que en esta simulación han sido agarrados con tres dedos. El incremento más sustancial en el error cometido en la predicción de una postura correcta se asocia a los objetos del tipo 'esfera' y 'cilindro'.

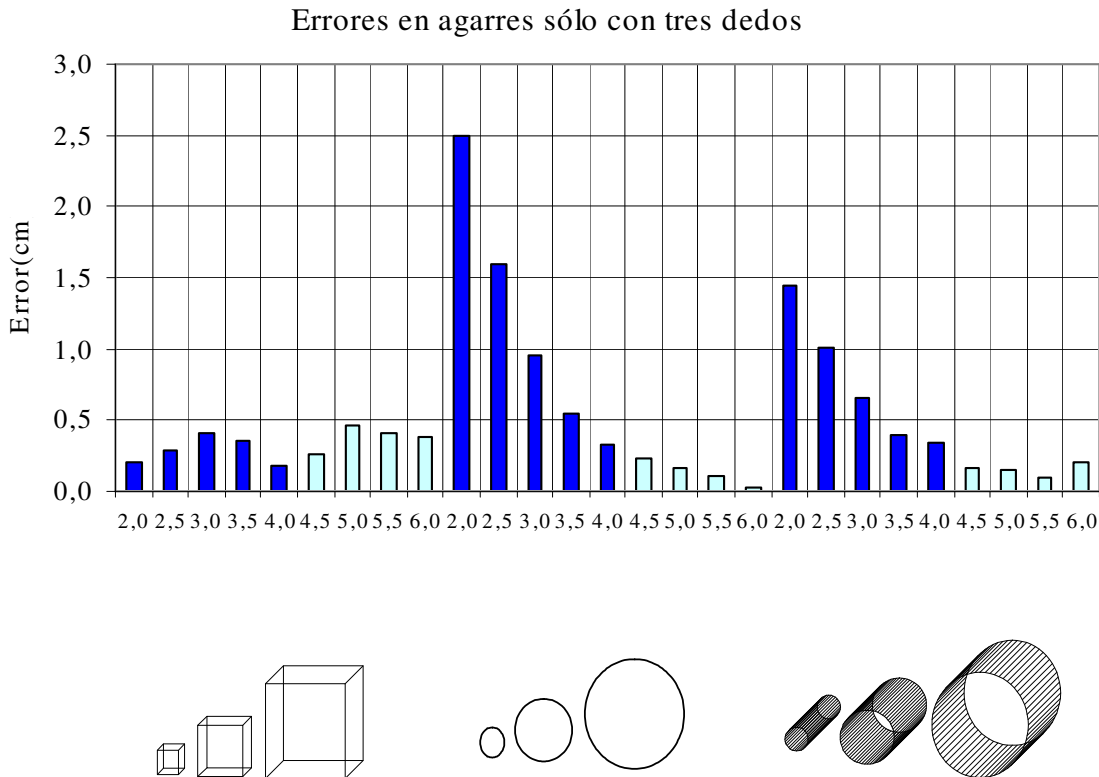


Figura 5.28. Errores cometidos por el módulo GRASP cuando los agarres se llevan a cabo con tres dedos. Los histogramas claros corresponden a objetos que según el entrenamiento deben ser agarrados con tres dedos y los oscuros hacen referencia a objetos que según el entrenamiento debieran ser agarrados con dos dedos.

4.2 Estudio de la actividad neuronal del modelo en relación a las distintas entradas

En este apartado se estudia de manera sistemática la actividad neuronal en la capa oculta de la red HYPBF asociada al módulo GRASP tras el aprendizaje de las tareas de agarre que componen lo que hemos venido denominando CASO 4. El objetivo de este análisis es el de determinar ciertas propiedades de respuesta de las 30 neuronas de la capa oculta del módulo GRASP (CASO 4) dependiendo del tipo de entrada que recibe. Por analogía con las propiedades de activación de las neuronas de áreas como F5 en el córtex premotor o el área AIP del córtex parietal posterior de los monos comentadas en diversos momentos a lo largo de ésta Tesis Doctoral, vamos a contemplar tres tipos de

‘comportamiento’ en la actividad de las neuronas de la capa oculta de la red asociada al módulo GRASP tras el aprendizaje descrito en secciones anteriores. Según estos comportamientos clasificaremos a las neuronas de la capa oculta en tres tipos de neuronas,

- Neuronas Motoras: Decimos que una neurona de la capa oculta de la red HYPBF GRASP es una ‘neurona motora’ cuando su actividad muestra cierta selectividad hacia aspectos puramente motores del agarre tales como el número de dedos involucrados en el agarre.
- Neuronas Visuales: Decimos que una neurona de la capa oculta de la red HYPBF GRASP es una ‘neurona visual’ cuando su actividad muestra cierto grado de selectividad hacia el agarre de un tipo concreto de objeto, ya sea cubo, esfera o cilindro.
- Neuronas Visuomotoras: Decimos que una neurona de la capa oculta de la red HYPBF GRASP es una ‘neurona visuomotriz’ cuando su actividad es una mezcla de los aspectos visuales y motores comentados anteriormente.

En la Figura 5.29 se muestra la actividad dos neuronas identificadas como neuronas motoras. Como muestra la Figura, la actividad de la neurona # 9 es totalmente selectiva hacia agarres de cualquier tipo de objeto con 3 dedos mientras que la neurona # 1 dispara preferentemente cuando el agarre de un objeto cualquiera es realizado con 2 dedos. A su vez, en la Figura 5.30 se muestra la actividad de tres neuronas que hemos identificado como neuronas visuales. La neurona # 20 dispara únicamente cuando se lleva a cabo el agarre de objetos de tipo cubo (independientemente de su tamaño o del número de dedos involucrados). La neurona # 4 presenta un comportamiento similar pero en este caso cuando el objeto involucrado en el agarre es una esfera. Por último, la neurona # 26 se comporta como una neurona visual cuya actividad es selectiva ante la presentación en la entrada de objetos de tipo cilindro. Finalmente, en la Figura 5.31 se presenta la actividad de un par de neuronas que han sido identificadas como neuronas significativamente visuomotoras. Como se puede observar en la Figura, la neurona # 16 dispara preferentemente en agarres con 2 dedos (propiedad eminentemente motora) pero es importante observar la modulación significativa que sufre su actividad por parte del parámetro asociado al tamaño del objeto, propiedad que es eminentemente visual. La neurona # 17 presenta un comportamiento similar solo que ahora los mayores picos de actividad se centran en agarres con 3 dedos

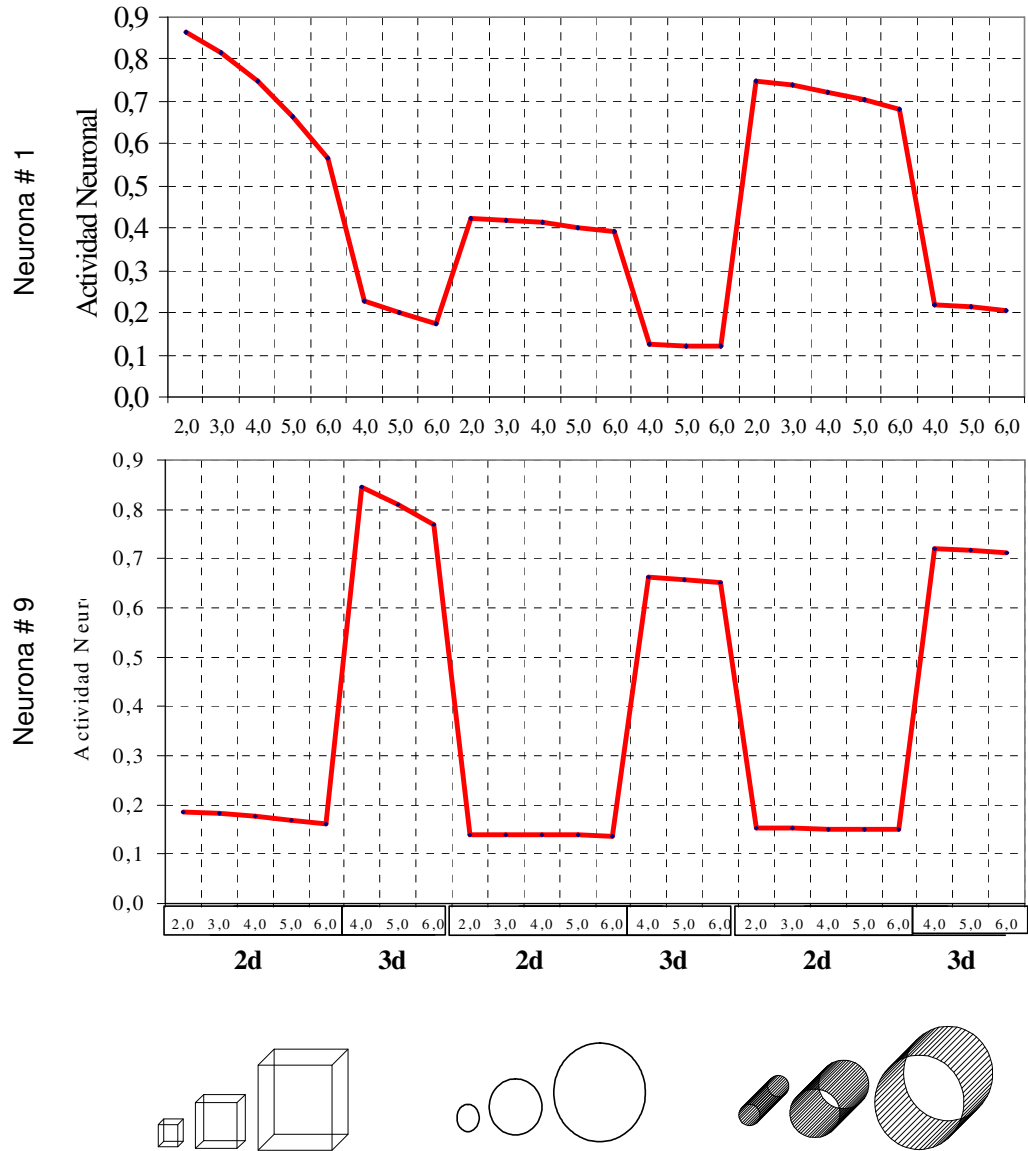


Figura 5.29. Patrón de actividad de las neuronas #1 y #9 de la capa oculta de GRASP. Este perfil se corresponde con un comportamiento de tipo 'neurona motora'.

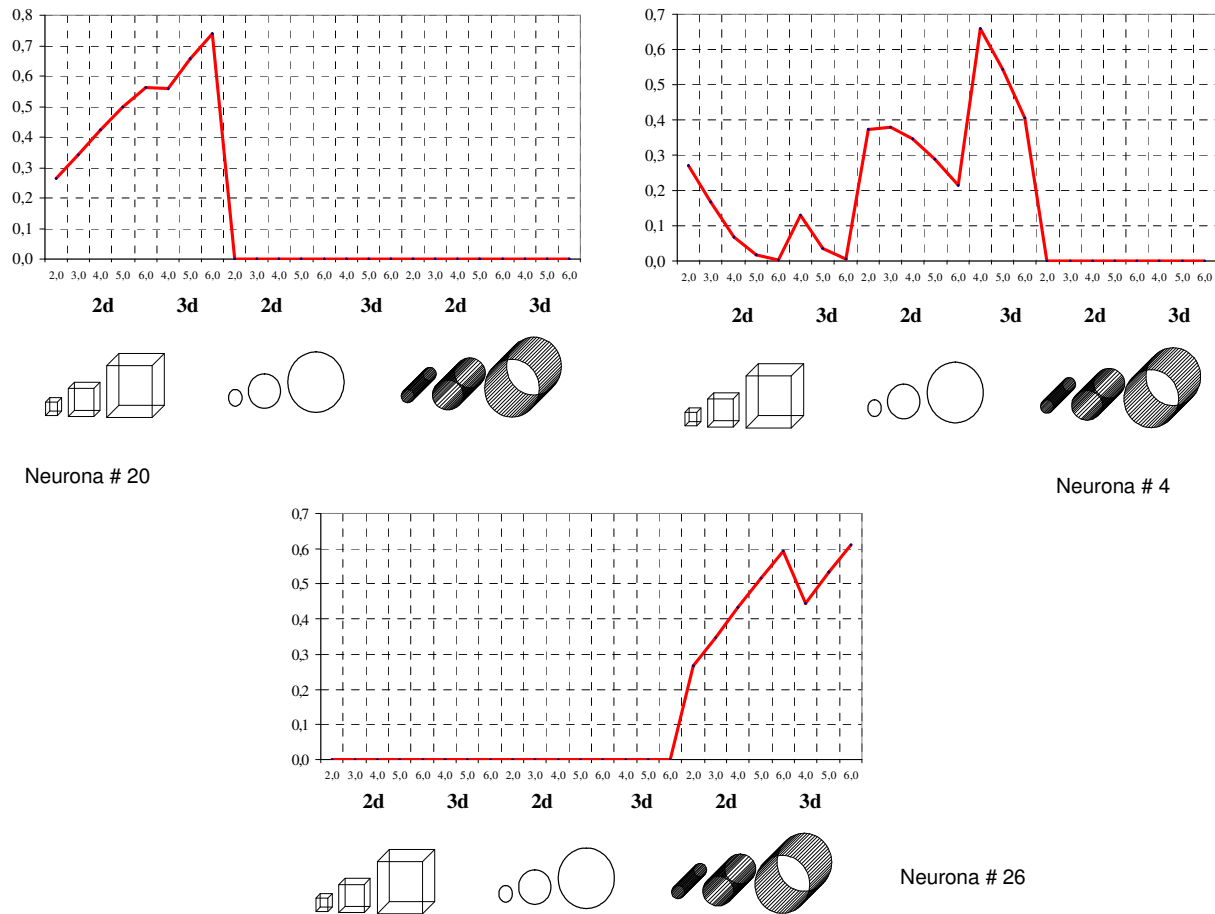


Figura 5.30. Patrón de actividad de las neuronas #4, #20 y #26 de la capa oculta de GRASP. Este perfil se corresponde con un comportamiento de tipo 'neurona visual'.

En estas Figuras se han mostrado ejemplos de comportamientos predominantemente motores, predominantemente visuales y predominantemente visuomotores. El resto de neuronas de las 30 que conforman la capa oculta de la red HYPBF GRASP muestran comportamientos 'menos puros' aunque siempre más o menos asimilables a los descritos en esta sección. Es importante señalar que la aparición de esta selectividad o especificidad en la actividad de las neuronas del modelo GRASP es una propiedad totalmente emergente del modelo ya que durante las fases de diseño y aprendizaje de dicho modelo no se ha hecho ninguna referencia o especificación concreta para la consecución de este tipo de comportamiento de la red. En el apartado de discusión de este Capítulo abordaremos con más detalle la interpretación y consecuencias de estos resultados para el desarrollo futuro de nuevos modelos para el aprendizaje y generación de movimientos de agarre con mayor base neurobiológica.

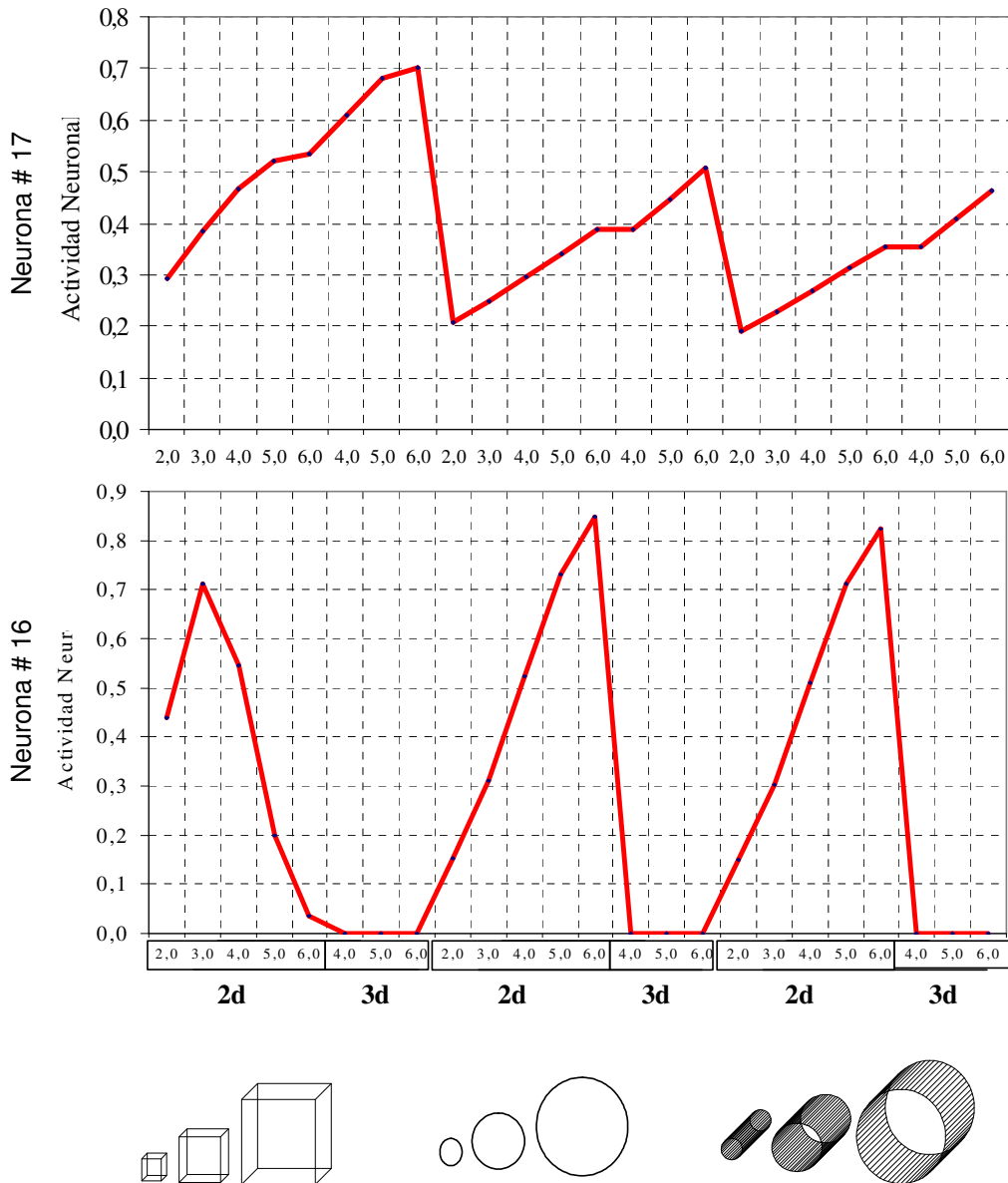


Figura 5.31. Patrón de actividad de las neuronas #16 y #16 de la capa oculta de GRASP. Este perfil se corresponde con un comportamiento de tipo 'neurona visuomotora'.

4.3 Generación de movimientos completos agarre.

Se han generado movimientos completos de agarre a través del modelo desarrollado en este Capítulo unido a los mecanismos de coordinación espacio temporal empleados en modelos presentados en capítulos anteriores. La generación de estos movimientos implica la acción coordinada de los módulos HYPBF de alcance y de agarre expuestos en secciones anteriores (Figura 5.32).

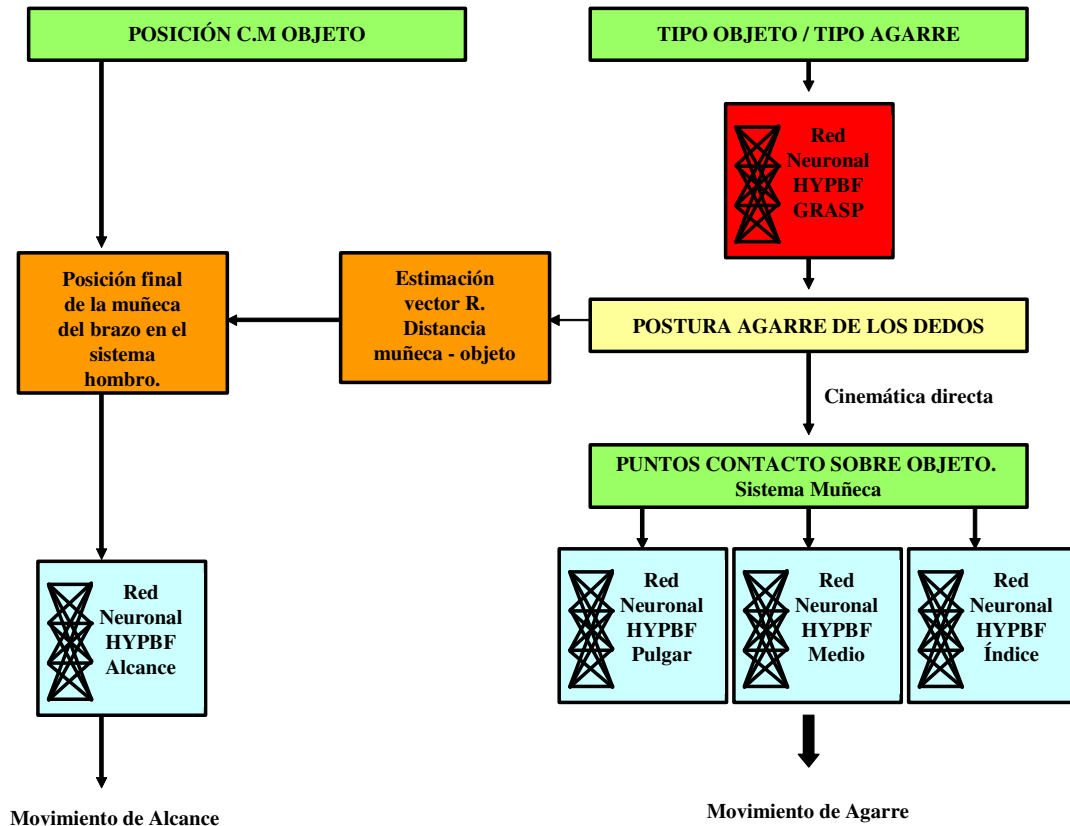


Figura 5.32. Modelo neuronal para la coordinación del gesto completo de agarre.

En la Figura 5.32 se muestra un esquema del modelo computacional para generar un movimiento completo de agarre. Este modelo introduce un aspecto novedoso respecto a todos los modelos presentados en esta Tesis. En la Figura 5.32, se muestra de manera explícita el hecho de que en este modelo, los mecanismos que determinan la localización espacial de la mano en el espacio de trabajo no son en absoluto independientes de los mecanismos que determinan la postura apropiada de agarre de los dedos para un objeto determinado. Este hecho puede asimilarse a una revisión de la hipótesis de los canales visuomotores de Jeannerod (Jeannerod, 1999) que será más ampliamente comentada en el apartado de discusión.

En este modelo, la información acerca de las propiedades intrínsecas del objeto a agarrar son procesadas por la red HYPBF GRASP y la salida de este sistema determina una postura final de agarre sobre el objeto en cuestión y referenciada sobre el sistema muñeca. De la salida de esta red se puede derivar información acerca de la posición relativa entre la muñeca y el centro de masas del objeto referida al sistema de referencia sito en el hombro del brazo manipulador. Posteriormente, esta información se emplea

para implementar el movimiento de alcance hacia el objeto. Además, la información relativa a la postura de agarre puede transformarse (mediante cinemática directa) en la especificación de unos puntos de contacto sobre el objeto. Dicha información genera a través de los módulos neuronales de cinemática inversa de los dedos, el movimiento de éstos durante el agarre.

Como en modelos anteriores, el programa motor de agarre se ha dividido en un programa bifásico que cambia de una etapa inicial asociada a la apertura de los dedos hasta su MGA a una etapa final asociada a la postura final de agarre del objeto. La postura final de agarre se determina a través de la red HYPBF GRASP y la apertura de los dedos hacia su MGA se determina a través de unos puntos 3D referidos al sistema muñeca mano y descritos por la cinemática directa de los dedos índice (*I*), medio (*M*) y pulgar (*P*) (Apéndice I) dada por los valores articulares,

$$\begin{aligned}
 \theta_I &= MF \cdot [\pi/16 \quad \pi/6 \quad \pi/8 \quad \pi/12] \\
 \theta_M &= MF \cdot [-\pi/16 \quad \pi/6 \quad \pi/8 \quad \pi/12] \\
 \theta_P &= MF \cdot [-\pi/64 \quad \pi/3 \quad -\pi/36 \quad -\pi/12] \\
 MF &= 0.75 \cdot (-0.125 \cdot \text{Tamaño_Objeto} + 1.25)
 \end{aligned}
 \tag{5.24}$$

Al igual que todos los modelos presentados a lo largo de esta Tesis Doctoral, el cambio entre estos dos subprogramas motores se produce en el instante en el que se detecta el mínimo en la aceleración en la componente de transporte. Es importante hacer notar el hecho de que en este modelo, la orientación de la muñeca sigue siendo un punto de elección arbitrario, siempre y cuando esta elección permita el agarre correcto del objeto.

En la Figura 5.33, se muestran tres instantes significativos en la evolución del movimiento de agarre según el proceso descrito en los párrafos anteriores.

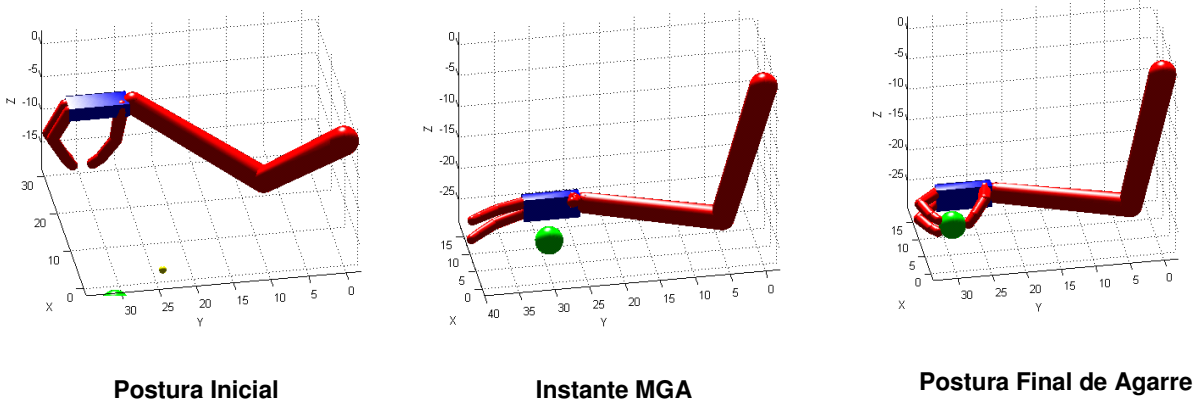


Figura 5.33. Movimiento de alcance y agarre coordinado. A la izquierda se muestra el estado inicial de la mano, muñeca y brazo. El movimiento se inicia y durante la primera fase los dedos se mueven de manera tal que se alcanza (centro) la MGA, mientras que la muñeca se orienta hacia una configuración que facilite el agarre final. Tras detectar el instante máxima deceleración del brazo, se produce el cambio de subprograma motor de agarre y se inicia la fase de cierre de dedos hasta el contacto final (derecha).

También se han llevado a cabo una serie de simulaciones en las que un mismo objeto es agarrado en diferentes localizaciones espaciales del espacio de trabajo. El objeto de estas simulaciones es establecer las variaciones en la configuración del sistema conjunto brazo – muñeca – mano inducidas por cambios en la localización del objeto. La localización del objeto (cubo de lado 3 cm) en las simulaciones viene descrito en la Tabla 1.

Tabla 1

	POS (X, Y, Z) cm
SIMULACIÓN 1	[0 25 -30]
SIMULACIÓN 2	[10 22.5 -30]
SIMULACIÓN 3	[-10 22.5 -30]

En las simulaciones hemos partido de la hipótesis de que el eje de oposición, o en nuestro caso, la postura final de agarre de los dedos sobre el objeto es una variable que se tiende a mantener constante en un movimiento de agarre (Jeannerod, 1999). Esta hipótesis está implícitamente asumida en nuestro modelo ya que la red HYPBF GRASP predice posturas de agarre en base única y exclusivamente a las propiedades intrínsecas de los objetos, por lo tanto, un cambio en la posición espacial del objeto no puede inducir un cambio en la postura de agarre de los dedos. Lo que hemos encontrado tras llevar a cabo estas simulaciones (Figura 5.34) es que pequeñas perturbaciones en la

localización del objeto inducen rotaciones angulares mínimas en el sistema brazo - muñeca. Estas rotaciones son tales que se puede asumir la hipótesis de que el sistema trata de mantener una postura del brazo que podría denominarse como postura 'preferida'. Las pequeñas perturbaciones en la localización del objeto son 'absorbidas' principalmente por dos articulaciones del hombro (Figura 5.35) y de manera muy ligera por la articulación que permite la rotación de la muñeca en torno al eje Z (esta articulación toma un valor igual a cero en la posición 1 del objeto, un valor de $-\pi/8$ en la posición 2 y un valor de $\pi/8$ en la posición 3 del objeto).

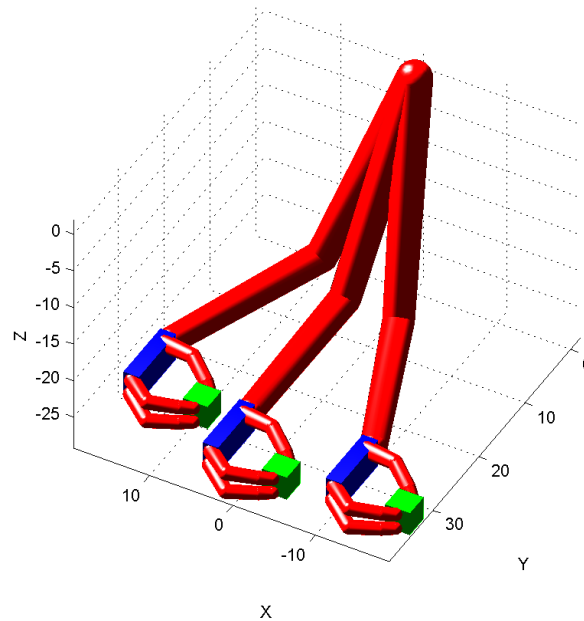


Figura 5.34. Agarre de un cubo de pequeñas dimensiones localizado en tres posiciones distintas. La red HYPBF que controla el posicionamiento del brazo emplea el número mínimo de rotaciones articulares que permiten alcanzar el objetivo manteniendo a ser posible la postura del brazo invariable.

5. *Discusión de los resultados y conclusiones*

5.1 *El módulo GRASP y el circuito neuronal de agarre en primates.*

A lo largo de esta Tesis Doctoral se ha comentado ampliamente cual es la neurobiología subyacente al circuito parieto – frontal de los primates, encargado de la organización y ejecución del movimiento de agarre. En el Capítulo 1 se hacía una revisión del tipo de neuronas que desde el punto de vista neurofisiológico podemos encontrar las áreas AIP / F5 que conforman la base de dicho circuito. Estas neuronas se denominan neuronas visuales, neuronas motoras y neuronas visuomotoras. En el estudio de la actividad neuronal que se desarrolla en la capa intermedia del modelo

GRASP (sección 4.2 de este Capítulo), hemos encontrado que a través de un aprendizaje como el que se ha propuesto, una arquitectura neuronal basada en la computación con funciones de base radial, es capaz de desarrollar una codificación abstracta del agarre de los objetos que resulta fácilmente identificable con la actividad de las neuronas de las áreas F5 y AIP de los primates durante el agarre. Este resultado constituye lo que hemos venido en llamar una propiedad emergente del modelo. En otras palabras, en un modelo neuronal artificial sobre el que se pueden establecer analogías entre las neuronas de la capa oculta y el tipo de computación que se lleva cabo en las neuronas corticales, el entrenamiento en base a ejemplos de agarre propuesto en este capítulo, ‘genera’, de forma no prevista e inesperada, un ‘comportamiento’ o codificación de las acciones de agarre en el módulo GRASP que se asemeja al tipo de codificación neuronal sobre las acciones de agarre que lleva a cabo el circuito parieto – frontal biológico. Es por esto que tras este análisis hemos asociado las distintas capas del módulo GRASP a distintas áreas de este circuito tal y como muestra la Figura 5.36.

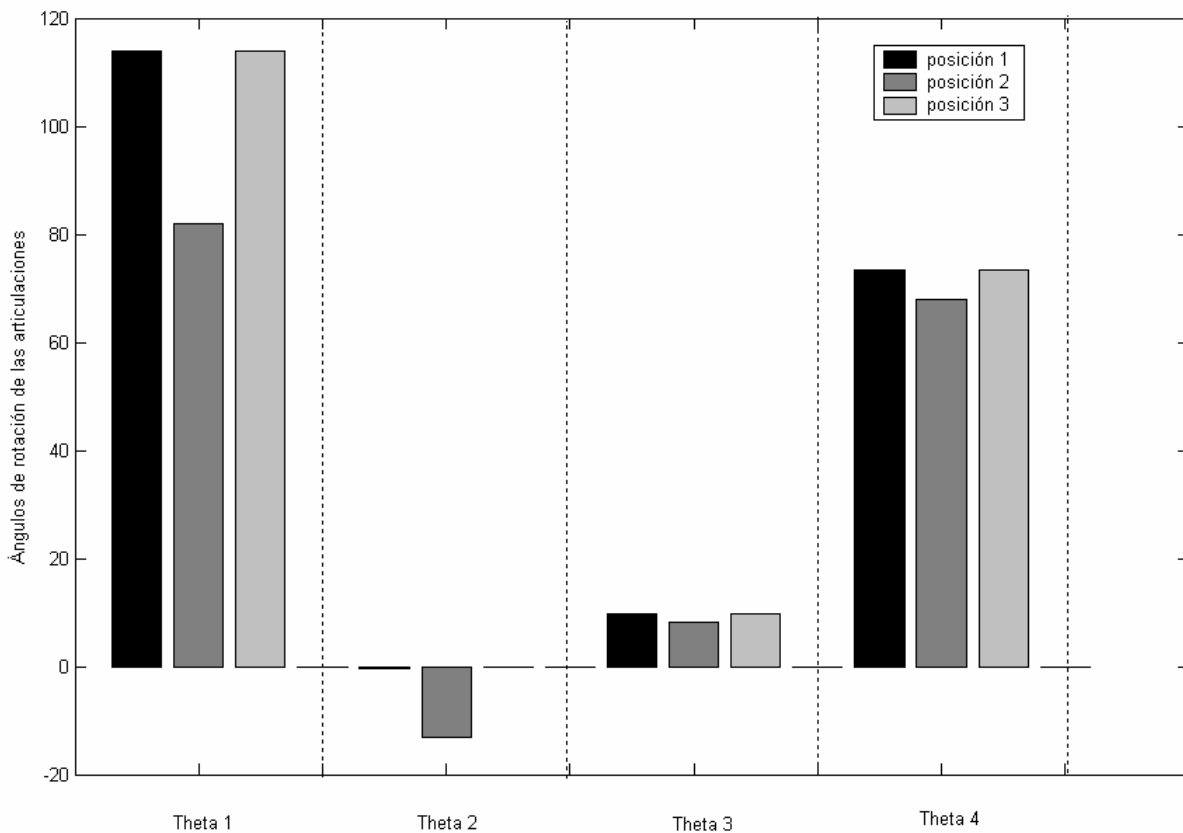


Figura 5.35. Representación de los valores articulares medidos en grados (Theta1,Theta2, Theta3, en el hombro y Theta 4 en codo, ver Apéndice del Capítulo) de los GDL del brazo al finalizar los tres movimientos de agarre descritos en la sección 4.3.

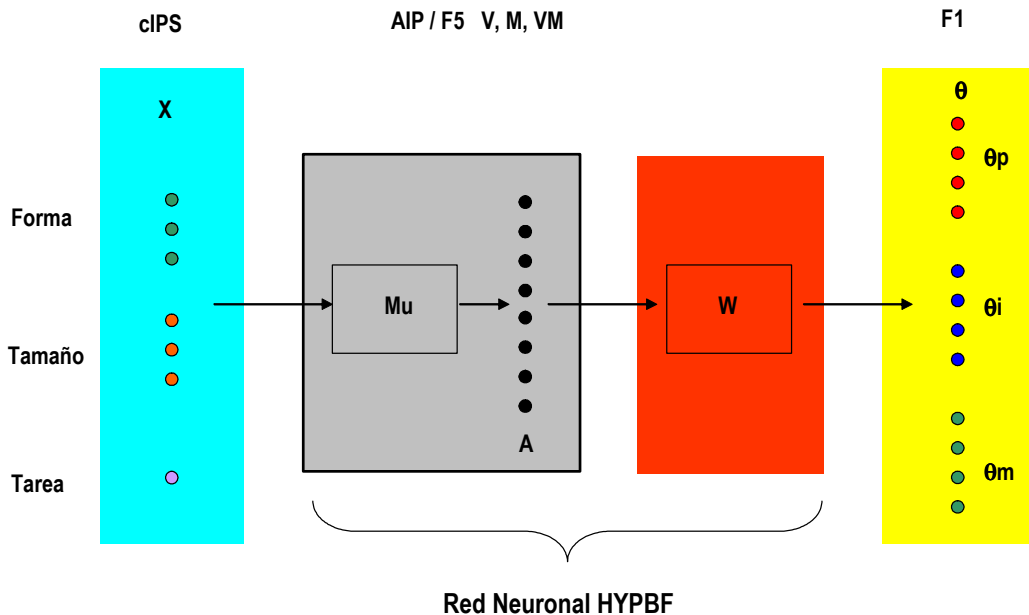


Figura 5.36. Interpretación biológica de la red neuronal GRASP.

Esta asociación es tan solo a nivel de la actividad de la capa intermedia o de procesamiento. Actualmente, uno de los puntos de desarrollo de este trabajo, consiste en la elaboración de un modelo para las transformaciones visuomotoras en el agarre que sea dinámico en el sentido de lo expuesto en el capítulo anterior. Si recordamos, la dinámica del proceso neuronal involucrado en el agarre es el que sigue: a) Las señales visuales relacionadas con la forma 3D y la orientación del objeto se procesan en el área CIP (caudal intraparietal) y la salida de dicho procesamiento se proyecta sobre las neuronas dominantes visuales de AIP. b) Esta información acerca del objetivo del agarre se conduce hacia las neuronas visual & motoras de AIP. c) La información combinada visual y motora pasa a través de la vía cortico –cortical hacia las neuronas visuales & motoras de F5. d) La actividad de las neuronas visuales & motoras de F5 activa las neuronas motoras de F5 que a su vez se encargan de enviar la información necesaria a las neuronas de F1 para implementar el movimiento. e) Por último una copia del comando motor generado en las neuronas motoras de F5 se envía a las neuronas motoras de AIP que a su vez envían esta información a las neuronas visuales y motoras de AIP. Este circuito cerrado constituye un mecanismo que, en nuestra opinión, permite que en las neuronas visuales y motoras de AIP se produzca una comparación continua entre la representación interna del objetivo del agarre (el objeto) y una representación interna de la acción motora en curso. Esto permite generar los comandos motores apropiados hasta que la tarea esté completada (Figura 5.37).

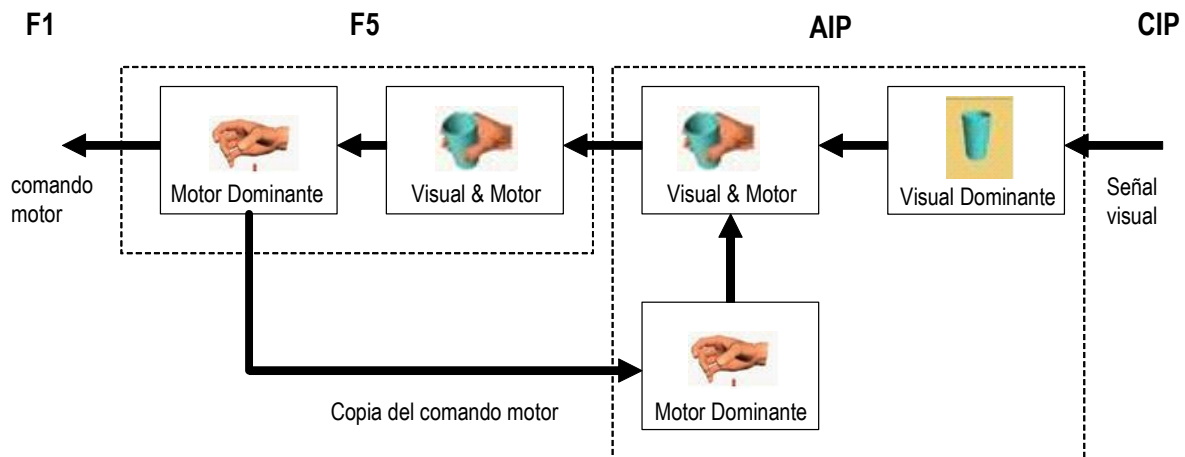


Figura 5.37. Modelo de circuito parieto-frontal plausible para la construcción de un sistema de generación y monitorización continua del movimiento de agarre.

En este sentido, el desarrollo de un modelo que contemple estos aspectos arriba comentados, está siendo desarrollado como continuación pero aparte de este trabajo Doctoral. Dicho modelo se basa en la idea de que las áreas parietales del córtex tienen la capacidad de correlacionar distintas modalidades sensoriales o distintas representaciones neuronales en un espacio de representación único a través de un proceso que Burnod y sus colaboradores (Baraduc et al, 2001, 2002) han venido en denominar proceso de *'matching'*. Bajo esta perspectiva, la correlación o *matching* entre dos modalidades sensoriales distintas o entre dos representaciones neuronales distintas se lleva a cabo en una *'unidad de matching'*. En el modelo que se está desarrollando actualmente, se propone que el área AIP puede entenderse como una de estas unidades de *matching*. Como se observa en la Figura 5.38, esta unidad de *matching* está compuesta de dos redes HYPBF. Dada la naturaleza de la información de entrada a cada red, la capa intermedia de la HYPBF 1 (A1) puede asociarse a la actividad de las neuronas predominantemente visuales de AIP. La segunda HYPBF recibe como entrada una copia del programa motor actualmente en curso en las neuronas motoras de F5. Es por esto que la capa intermedia de la red HYPBF 2 (A2) puede asociarse a la actividad de las neuronas predominantemente motoras de AIP. El procesamiento posterior consiste en la correlación de la información de salida de ambas redes HYPBF en el módulo Ar. Esta comparación genera una señal que sirve para actualizar los parámetros de ambas redes con el objeto de que el *matching* entre las salidas de ambas redes sea total ($Ar_1 = Ar_2$). Este proceso que es dinámico, se asocia a las neuronas visuales y motoras de AIP. Esta función comparativa es la que determina la naturaleza propia de una unidad de *matching*. Cuando finaliza este proceso, se tiene una correlación perfecta entre

propiedades puramente visuales del objeto y las componentes motoras que rigen el agarre de dicho objeto.

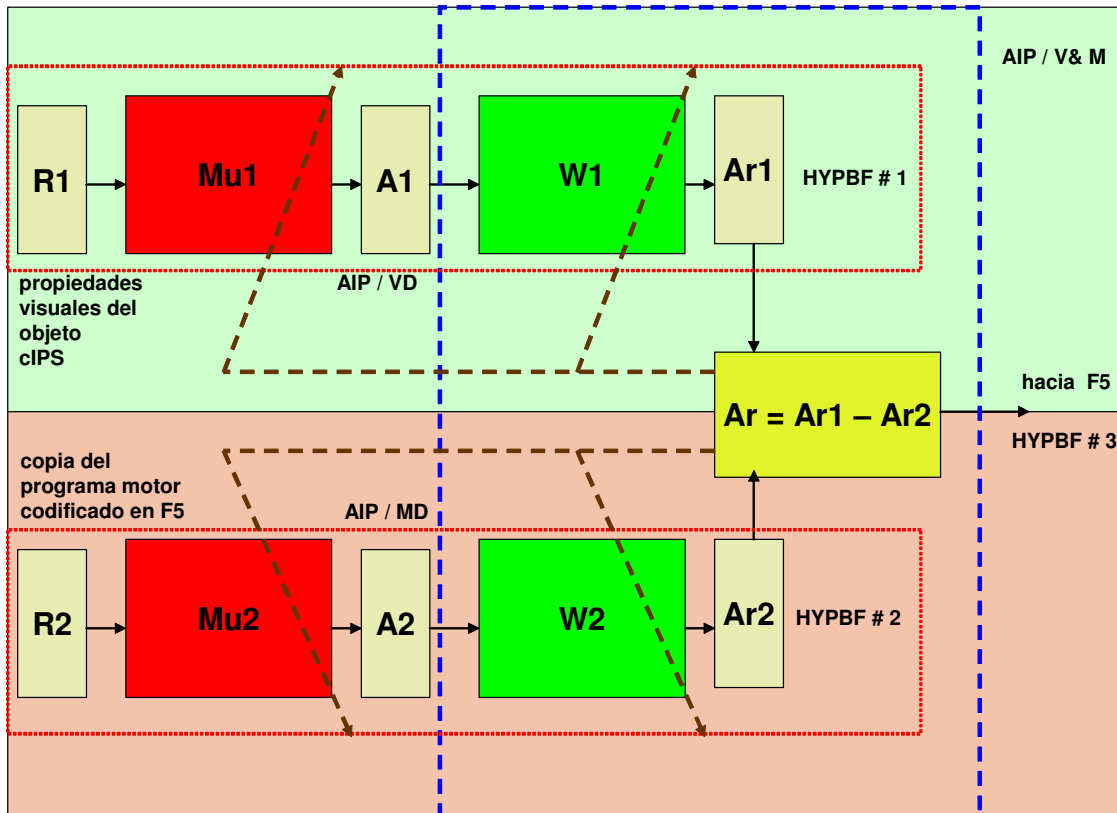


Figura 5.38. Modelo Neuronal multired para la modelización de las interacciones entre las distintas áreas funcionales de AIP.

Para completar un modelo computacional que de cuenta de todos los aspectos del agarre expuestos en el modelo conceptual de la Figura 5.37, el nuevo modelo neuronal se amplía con dos unidades de acción motora asociadas cada una de ellas a otras tantas redes neuronales HYPBF (Figura 5.39). La red HYPBF 3 (asociada al área F5) modela la acción de transformación entre la información proveniente de AIP (unidad de *matching*) en información que pueda ser útil para la red HYPBF 4 (asociada a F1) que es la encargada de la implementación final del movimiento. La capa intermedia de la red HYPBF (A3) se asocia a la actividad de las neuronas visuales y motoras de F5 y la capa de salida (HS) se asocia a la codificación abstracta del estado actual de evolución del programa motor de agarre del objeto (neuronas motoras de F5). Esta información es la que actúa como entrada a la red HYPBF 2 de la unidad de *matching* y al mismo tiempo a la capa de entrada de la red HYPBF 4 que transforma esta codificación abstracta del programa motor, en una serie de movimientos articulares de los dedos que permiten el agarre final del objeto.

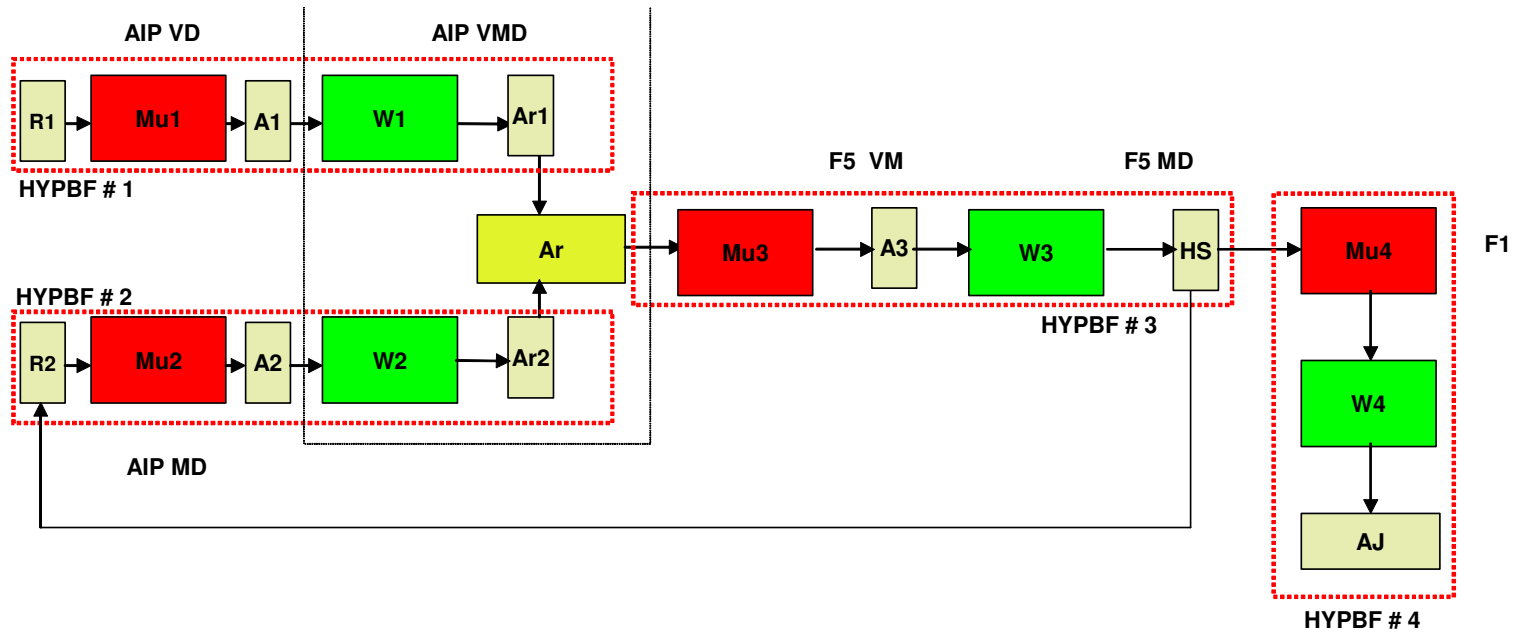


Figura 5.39. Modelo neuronal multi-red HYPBF propuesto para el aprendizaje y monitorización continua del movimiento de agarre en un sistema antropomorfo.

5.2 Interpretación del modelo en el contexto de la programación holística del movimiento de agarre.

En la sección 4.3 se han comentado ciertos aspectos de las simulaciones del modelo para la generación del movimiento de agarre que nos gustaría encuadrar en el contexto de ciertos hallazgos que abren una nueva luz en la comprensión de la organización del movimiento de agarre (Jeannerod, 1999). En el modelo para la generación del movimiento de agarre que se ha presentado en este capítulo, se parte de la hipótesis de que el eje de oposición, o en nuestro caso, la postura final de agarre de los dedos sobre el objeto es una variable que tiende a ser un invariante en un movimiento de agarre, ya que la red HYPBF GRASP predice posturas de agarre en base, única y exclusivamente a las propiedades intrínsecas de los objetos, por lo tanto, un cambio en la posición espacial del objeto no puede inducir un cambio en la postura de agarre de los dedos. En una serie de experiencias recientes de agarre de precisión (Jeannerod 1999) describe varios hechos cruciales: a) en primer lugar se ha detectado que las trayectorias espaciales de las puntas de los dos dedos a lo largo de diversos movimientos, repetidos para el agarre del mismo objeto, tienden a converger sobre los mismos puntos de contacto. Esto sugiere que la posición final de los dedos sobre el objeto es la variable controlada en el agarre; b) también se ha determinado que esta posición se establece en unas coordenadas espaciales relativas a la mano, lo que concuerda con el hecho expuesto por Newell y col (1989) en relación al hecho de que las propiedades de los objetos se perciben en dimensiones relativas al tamaño de la mano y con las hipótesis de los modelos presentados en este capítulo; c) la postura invariante de la mano respecto al agarre de los objetos, no implica variaciones sustanciales en la postura del antebrazo cuando se perturba la posición espacial del objeto. En este sentido, los cambios principales requeridos para la postura del brazo a la hora de poder mantener invariante la postura de agarre, se producen en las articulaciones del hombro, lo cual concuerda con los resultados obtenidos en nuestras simulaciones. Lo que se observa tanto en estas experiencias como en nuestras simulaciones, es el hecho de que siempre que sea posible, la postura final del brazo también tiende a permanecer constante y solamente cuando es necesario, se reclutan nuevos grados de libertad para mantener invariante la postura de agarre.

La conclusión de Jeannerod (1999), es que los mecanismos que determinan la selección de una postura apropiada de agarre no pueden separarse de aquellos que determinan la posición de la mano en el espacio de trabajo, hecho que implícitamente se adopta en nuestro modelo (Figura 5.32) y que implica una noción *holística* en la programación del movimiento de agarre. Esta conclusión puede, en principio, contradecir la hipótesis de los canales visuomotores sobre la cual descansa la estructura conceptual de los modelos propuestos en esta Tesis. Sin embargo, y siguiendo la

argumentación de Jeannerod, nos atrevemos a emitir una hipótesis que, incluida de manera implícita en nuestro modelo, permite reconciliar ambos puntos de vista. La adaptación de la configuración del brazo a una situación concreta de agarre requiere la toma de una serie de decisiones visuomotrices apropiadas, tales como elegir entre pronación o supinación del antebrazo, emplear una o dos manos etc. Este proceso no puede llevarse a cabo simplemente a través de una transformación visuomotora, ya que queda claro que, una decisión de este tipo implica automática y simultáneamente a varios canales visuomotores. Por esta razón, esta función podría ser llevada a cabo de manera mucho más eficiente por parte de un 'modelo interno' en el cual las consecuencias de una decisión quedasen perfectamente representadas. Nuestra hipótesis sugiere que un acto como el agarre requiere de la activación simultánea de varios canales visuomotrices caracterizados por sus relaciones entrada – salida y al mismo tiempo, es necesaria la participación de estructuras 'encajadas' entre estos canales, que permitan la coordinación de éstos. Estas estructuras pueden estar asociadas a la organización temporal del movimiento y/o a la organización espacial. En el modelo que presentamos en este capítulo se pueden identificar dos estructuras bien diferenciadas: la temporal, que es similar a la propuesta para el resto de modelos presentados en esta Tesis, y la espacial, representada por los recuadros anaranjados de la Figura 5.32. Estos recuadros hacen referencia al hecho de que debemos hacer ciertos cálculos de viabilidad del agarre (referidos a la postura del brazo), siempre que una postura de agarre haya sido seleccionada en base a las propiedades intrínsecas de los objetos. En el sistema de este capítulo, esta unidad o modelo interno posee una naturaleza que podríamos tildar de *ad – hoc*. En modelos más avanzados, será necesario ahondar en la última hipótesis que se ha planteado. Esto debe hacerse construyendo modelos internos de coordinación del movimiento que resulten a) adaptativos y que puedan generarse por aprendizaje y b) que permitan la posibilidad de estudiar la hipótesis de que estos modelos internos no sean considerados como meras estructuras de 'interfase' o coordinación entre canales (como en el modelo actual) sino como superestructuras de control y planificación del movimiento que ejerzan una modulación del tipo arriba – abajo sobre los canales visuomotrices encargados de la ejecución de 'bajo nivel' del movimiento.

Capítulo 6

Implementación de algoritmos sobre plataformas robóticas antropomorfas

1. Introducción

El objetivo de este Capítulo, de acuerdo al esquema propuesto por el método del modelado neuronal, es el de transferir a la robótica los principios biológicos y los mecanismos neuronales estudiados y modelados en capítulos anteriores y sobre todo y principalmente, la arquitectura multi – red de aprendizaje progresivo de tareas de manipulación desarrollada en el Capítulo 5. Esta labor se lleva a cabo a través de la modificación continua de los modelos neuronales, hasta lograr algoritmos capaces de controlar un robot.

Es necesario comentar el hecho de que el trabajo que se presenta en este capítulo no puede entenderse como el resultado de un trabajo individual del autor de la Tesis. Dada la complejidad tecnológica de la tarea que se aborda, los resultados de este capítulo son más bien el resultado del esfuerzo y trabajo de todo un grupo de trabajo en el cual el autor de la Tesis ha estado integrado durante el desarrollo del proyecto IST/FET-PALOMA. Durante el desarrollo de este proyecto ha sido necesaria la participación de personas cuyos esfuerzos se han centrado en la definición e integración del dispositivo o plataforma robótica NEUROCOR – GRASPING que es descrita en la sección 2. En el seno de este esfuerzo de colaboración, el autor de la Tesis, ha estado centrado en el desarrollo de los algoritmos neuronales que hacen posible la compleja actuación motriz de la plataforma.

El capítulo se organiza de la siguiente manera: En la sección 2 se describe la estructura de la plataforma NEUROCOR – GRASPING. En la sección 3 se presentan de

manera semi-cualitativa los resultados más relevantes obtenidos en la experimentación con dicha plataforma. Por último, se cierra el capítulo con un apartado de conclusiones relacionadas con la relevancia de las experiencias desarrolladas desde el punto de vista de uno de los más que probables caminos futuros para el desarrollo de la robótica.

2. Descripción técnica de la plataforma robótica

La definición y desarrollo de la plataforma robótica NEUROCOR – GRASPING (Figura 6.1) se ha basado en una intensa interacción e intercambio de conocimientos entre neurocientíficos e ingenieros. Este proceso ha tratado de conjugar ciertos aspectos esenciales para el antropomorfismo de la plataforma y las tecnologías existentes y disponibles. Esta interacción ha conducido a:

- Desde el punto de vista de las neurociencias, a la definición de los aspectos funcionales que debieran estar asociados a la plataforma robótica con el objeto de que ésta constituyese una herramienta adecuada para la validación de los modelos de coordinación y aprendizaje sensomotriz de agarre propuestos en esta Tesis Doctoral.
- Desde el punto de vista de la robótica, ha sido necesario definir de la mejor manera posible y en virtud a las posibilidades de su desarrollo, los componentes robóticos antropomorfos, en términos de sensores, actuadores, elementos de control y nuevos desarrollos.

Se puede resumir la estructura de la plataforma NEUROCOR – GRASPING como:

- Un brazo robótico ABB IRB 1400 equipado con sensores propioceptivos y electrónica y software de control. La electrónica de control se encuentra situada sobre la base del robot. Los controladores de bajo nivel del robot están conectados mediante una conexión RS – 232 en serie a un PC (Controlador Brazo) sobre el que se ejecuta el control de bajo nivel (*Arm Controller* en Figura 6.2).
- La mano robótica antropomorfa UPCT-NEUROCOR equipada con sensores táctiles de tipo FSR, sensores propioceptivos y electrónica y software de control. El software de control de bajo nivel funciona en un PC dedicado (*Hand Controller* en Figura 6.2) que se comunica con la electrónica asociada a través de una comunicación serie. Los sensores FSR poseen una electrónica de adquisición de datos que se comunica con el PC de control de la mano a través de un puerto serie. Los módulos software

encargados del procesamiento de datos táctiles operan desde el PC controlador de la mano ya mencionado.

- El cabezal robótico antropomorfo LINCE – UPCT equipado con visión estereoscópica y electrónica y software de control (*Head Controller* en Figura 6.2).
- La implementación software de la arquitectura multi - red presentada en el capítulo anterior opera desde el PC dedicado *Neurocontroller Client PC* de la Figura 6.2. En este PC se ejecutan los módulos software encargados de a) Procesamiento de datos visuales, táctiles y propioceptivos que se generan durante los movimientos de agarre del robot; b) Controlador neuronal (red HYPBF) para la cinemática inversa del brazo ABB; c) Controladores neuronales de cinemática inversa de los dedos de mano (redes HYPBF) y módulo GRASP (capítulo anterior); d) Controladores neuronales para el movimiento del cabezal desarrollados anteriormente por otros miembros del grupo NEUROCOR (Guerrero, 2000).

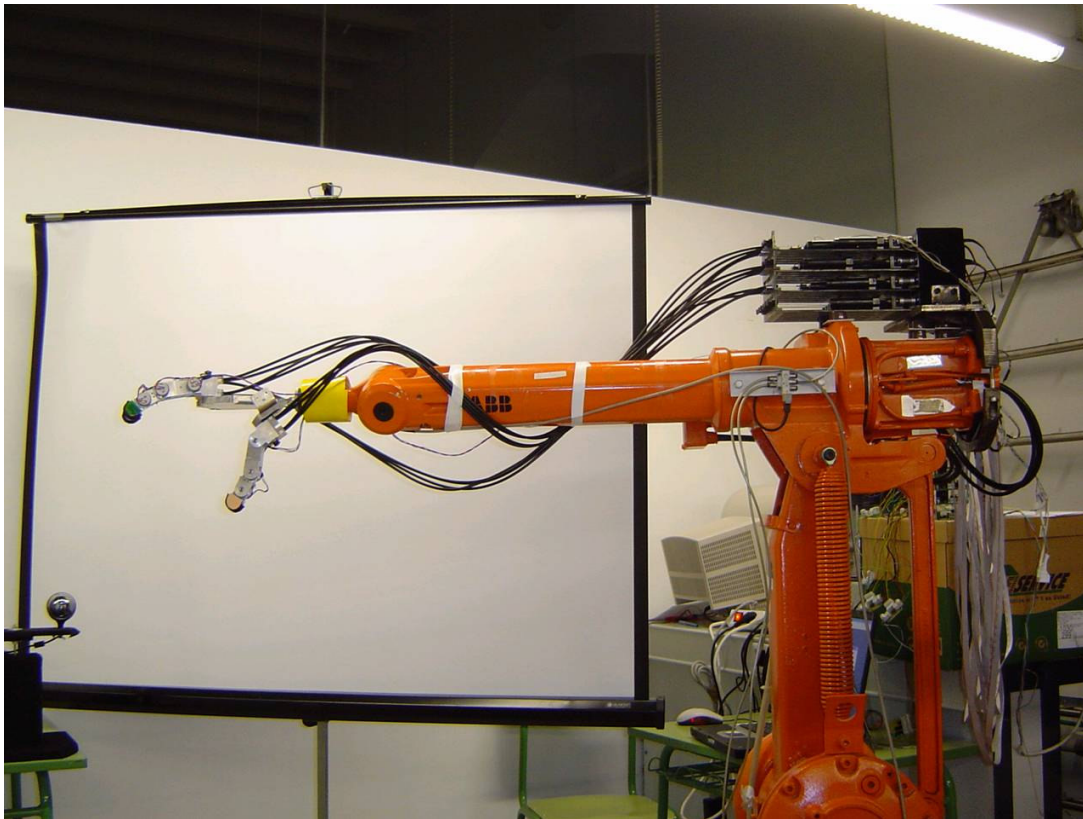


Figura 6.1. Plataforma robótica NEUROCOR-UPCT

Sobre esta estructura se ha integrado parte de la arquitectura multi-red para el control y aprendizaje de acciones de agarre, descrita en el capítulo anterior. Este proceso de integración se ha dividido en dos subprocesos principales:

- Integración física de los distintos componentes hardware que conforman la plataforma NEUROCOR – GRASPING, esto es, la integración de los distintos elementos mecánicos, electrónicos y de software que conforman el sistema robótico en sí.
- Integración software de la arquitectura multi-red sobre la plataforma robótica. Las interfases software entre el control neuronal de alto nivel y las plataformas hardware se ha llevado a cabo mediante librerías de enlace dinámicas que implementan un protocolo de comunicación TCP/IP sobre una red LAN que permite la actuación en tiempo real de todo el sistema.

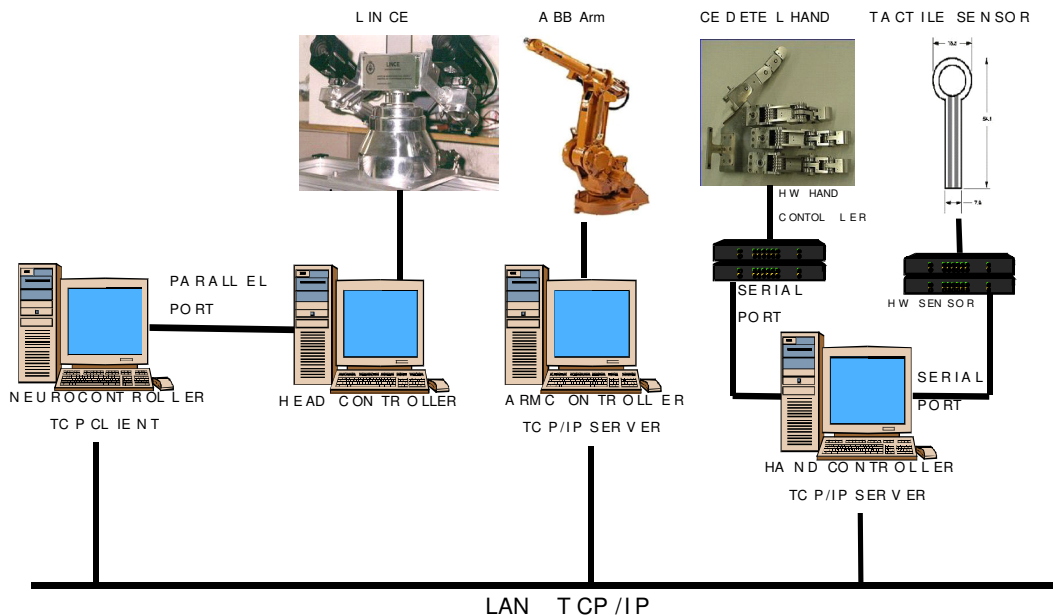


Figura 6.2. Arquitectura hardware para la implantación de modelos neuronales sobre plataforma NEUROCOR – UPCT.

2.1 El sistema de visión

El sistema de visión consiste en el cabezal estereoscópico LINCE equipado con dos cámaras de color y que posee cinco grados de libertad (dos vergencias, dos elevaciones y un grado de libertad panorámico). Las funciones básicas de software que podemos

obtener de la actuación del cabezal son a) Foveación activa de un objeto concreto o de un color; b) extracción de contornos de un objeto; c) extracción de los ejes principales de un objeto; d) separación de las imágenes de las dos cámaras. La modalidad de foveación activa se emplea para fijar la 'atención' de las cámaras sobre un objeto concreto. Posteriormente, los datos referentes a las cámaras de la derecha y de la izquierda se procesan y se extraen las disparidades existentes entre esos datos. Esas disparidades sirven para computar la distancia entre el centro del cabezal y el centro del objeto observado.

2.2 El brazo ABB IRB 1400

El brazo ABB es un manipulador robótico industrial (Figura 6.1). Este robot constituye un sistema de control *cerrado* en el sentido de que no es posible alterar o modificar los controladores de bajo nivel del robot. El robot posee 6 GDL y puede soportar una carga aproximada de 5 kg. La máxima velocidad del TCP (*Tool Center Point*) es de 2.1 m/s y la aceleración máxima es de 15 m/s². El robot está equipado con el sistema de control S4C que puede ser programado con el lenguaje RAPID. Según la descripción del sistema NNEUROCOR – GRASPING hecha más arriba, el control de bajo nivel del robot debe ser llevado cabo mediante un PC servidor (*Arm Controller*) que carga un conjunto de rutinas y variables RAPID sobre el controlador S4C asociadas a comandos de movimiento en el espacio de articulaciones calculados por los controladores de alto nivel.

2.3 La mano robótica UPCT – NEUROCOR

La mano antropomorfa UPCT – NEUROCOR se inspira un diseño biomecánico basado en las capacidades de la mano humana. La mano posee tres dedos y un pulgar oponente con cuatro GDL asociados a cada dedo y éstos se encuentran montados sobre una palma rígida. El diseño de cada uno de los dedos presenta 3 articulaciones independientes (MCP, PIP y DIP). Las articulaciones DIP y PIP poseen el movimiento de flexión y extensión y la articulación MCP está formada por dos GDL que permiten tanto la flexión – extensión como la abducción – adducción. Cada GDL está actuado mediante motores dos motores DC y dos tendones de poliestireno enrutados con poleas que en conjunto se comportan como músculos artificiales. Las articulaciones se mueven a través de un sistema oponente agonista – antagonista inspirado en la actuación muscular que lleva a cabo la médula espinal de los primates (Figura 6.3).

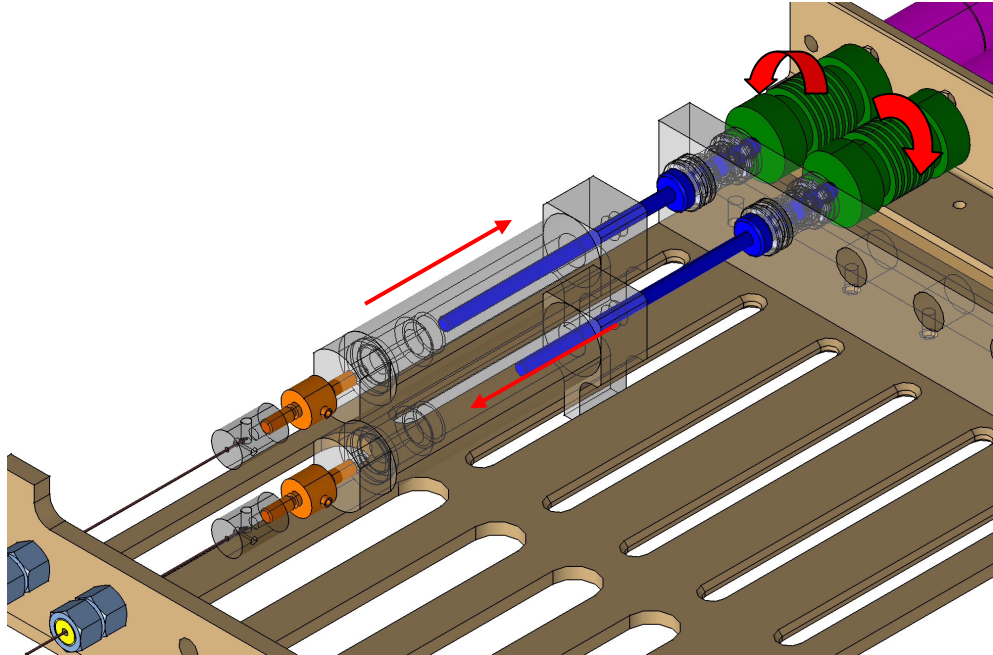


Figura 6.3. Sistema de actuación agonista – antagonista de la mano CERVANTES – UPCT.

A la hora de medir la posición de cada articulación, su velocidad y dirección de rotación, se han empleado sensores de posición de efecto may integrados en cada GDL de cada uno de los dedos. Los sensores de fuerza FSR se encuentran situados sobre la superficie curvada de cada una de las puntas de los dedos y sobre la palma.

2.4 Integración software de la plataforma NEUROCOR – GRASPING

A la hora de llevar a cabo la implementación de los neurocontroladores sobre la plataforma en el equipo NEUROCOR hemos desarrollado un protocolo TCP/IP que nos permite trabajar con un sistema modular que se comunica a través de una red que puede ser LAN o Internet. Se obtiene así un sistema distribuido a lo largo de varias computadoras en el que el lenguaje de programación y sistema operativo elegido para actuar sobre cada subsistema no es en modo alguno relevante. De hecho, las especificaciones TCP/IP nos proporcionan una capa común para el intercambio de resultados o cálculos parciales del proceso. Esta capa controla y coordina el intercambio de información entre cada módulo tal y como muestra el diagrama de la Figura 6.4.

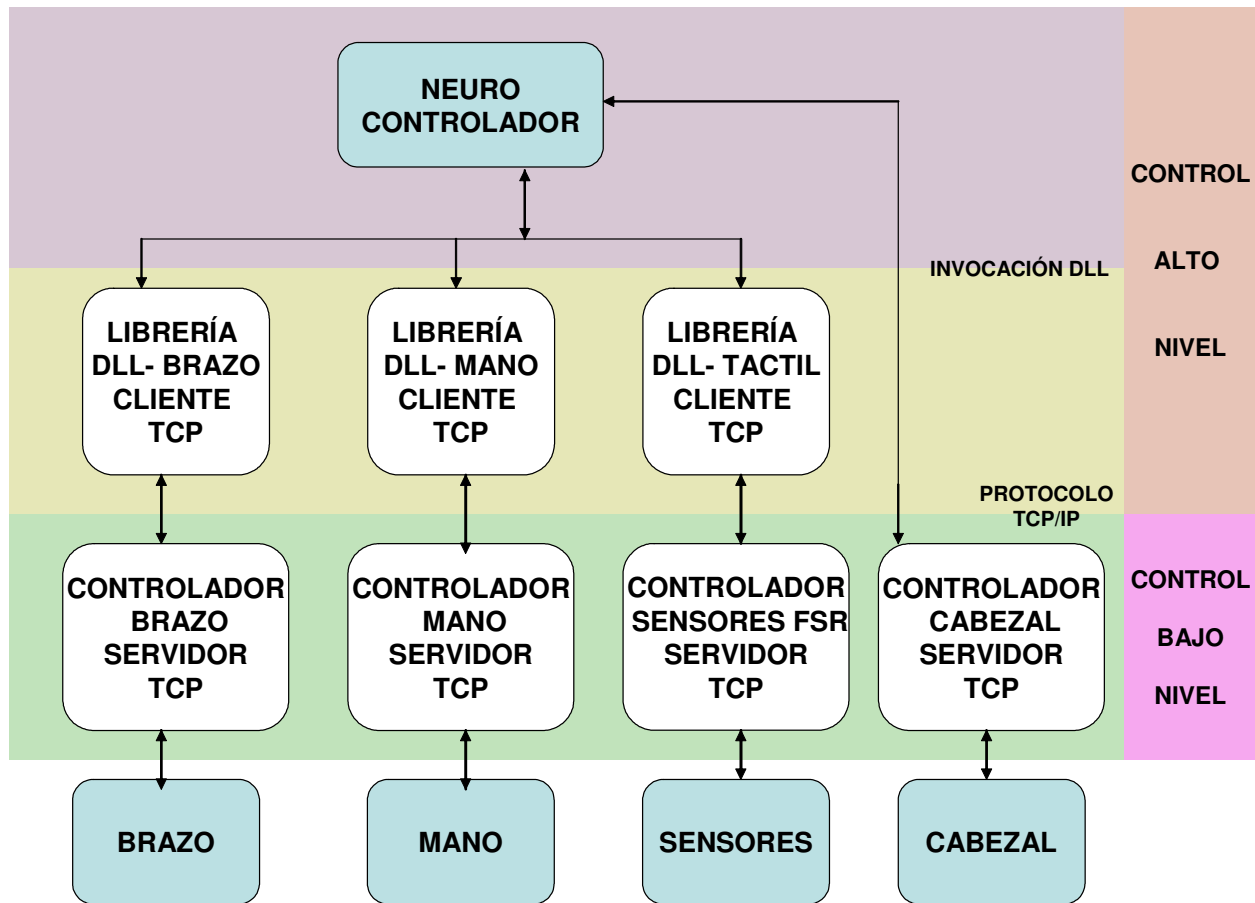


Figura 6.4. Arquitectura software diseñada para la implantación de los modelos sobre la plataforma NEUROCOR – UPCT.

3. Experimentos de alcance y agarre con plataforma NEUROCOR

Sobre la plataforma robótica con componentes antropomorfos descrita en la sección anterior se han llevado a cabo una serie de experimentos cuyos objetivos han sido, a) validar ciertos modelos desarrollados en esta Tesis sobre el comportamiento cognitivo – motriz de agarre en primates superiores sobre una plataforma real, finiquitándose de esta manera la última parte del ciclo del modelado neuronal, consistente en la transferencia hacia la tecnología de los principios y modelos biológicos desarrollados y estudiados en esta Tesis; b) en base a los resultados obtenidos, establecer la validez de esos modelos a la hora de constituir controladores de alto nivel que permitan la planificación y control flexible de tareas de agarre por parte de robots que operen en entornos de cooperación con humanos y c) establecer las necesidades tecnológicas que permitan hacer que el resultado del proceso de integración entre

modelos y plataformas permita el desarrollo de robots humanoides con una mayor capacidad de adecuación e interacción con los humanos.

3.1 Experimentos de alcance

Se ha empleado la plataforma robótica descrita en la sección anterior para llevar a cabo el entrenamiento y validación del sistema o módulo neuronal HYPBF de alcance descrito en el capítulo anterior. El número de etapas de aprendizaje necesarias para aprender la cinemática inversa del brazo ABB ha sido de 3,000 y la red HYPBF consta de 500 neuronas en la capa oculta. En los experimentos se valida la capacidad del sistema para que su efector final alcance sin error posiciones objetivo dentro del espacio del robot. Los resultados de varios de esos ensayos se muestran en la Figura 6.5.

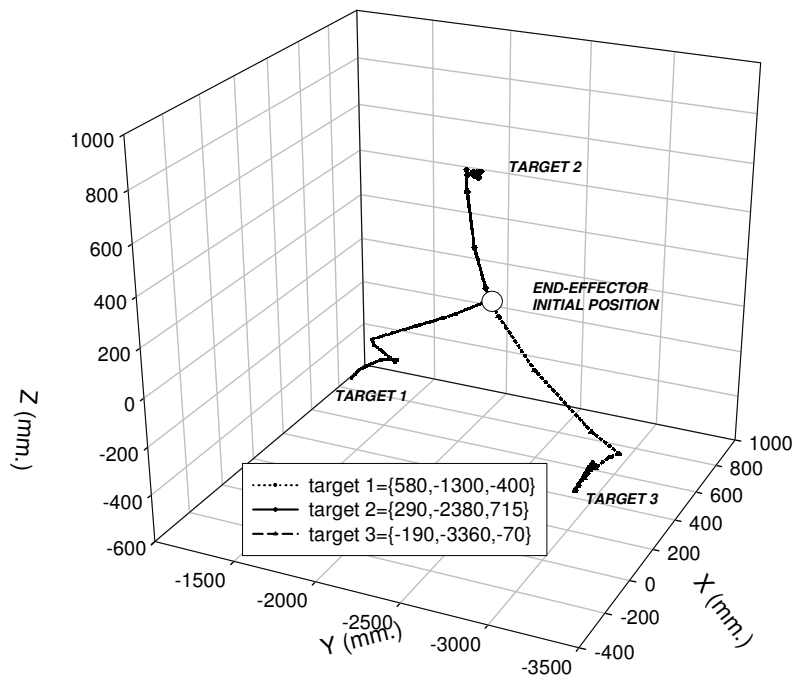


Figura 6.5. Tres trayectorias 3D en tres experiencias de alcance. Adaptado de Molina- Vilaplana y col, 2004.

El modelo neuronal de alcance también ha sido validado en tareas de seguimiento de objetivos móviles. En la Figura 6.6 se muestra la trayectoria circular en el plano YZ que traza el objetivo de alcance así como la trayectoria del efector final del brazo robot en su intento de seguir y alcanzar el objetivo. Los resultados que aquí se presentan se muestran de manera más extendida en Molina Vilaplana y col (2004).

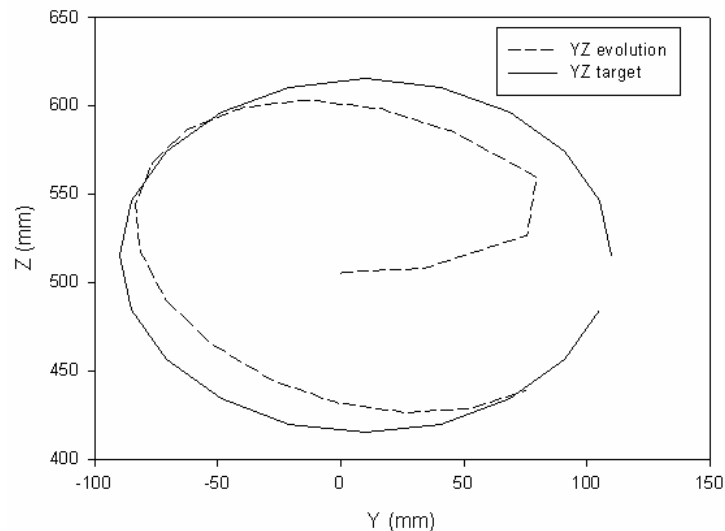


Figura 6.6. Trayectorias circulares en experiencias de seguimiento de objetivos con la plataforma NEUROCOR – UPCT. Adaptado de Molina- Vilaplana y col, 2004.

3.2 Experimentos de agarre

En las Figuras 6.7 y 6.8 se muestra la secuencia de acción de la plataforma robótica completa controlada por la arquitectura de control neuronal descrita en el capítulo anterior en dos movimientos completos de agarre del mismo objeto con distintas orientaciones. Hay que hacer notar que en estas experiencias y debido a limitaciones en los algoritmos del sistema de visión, el agarre se planifica seleccionando directamente sobre el objeto unos puntos de contacto de los dedos de manera totalmente heurística. En otras palabras, debido a limitaciones en los algoritmos de identificación visuales de nuestro sistema de visión la red HYPBF GRASP no ha sido directamente testada en estas experiencias. En las Figuras 6.7 y 6.8, se observa lo siguiente: En el fotograma 1 el sistema de visión identifica la orientación y la localización del objeto en el espacio de trabajo del robot. En el fotograma 2 se muestra el inicio de la fase de acercamiento del brazo y apertura de los dedos. El fotograma 3 muestra un paso más avanzado en el acercamiento del brazo, la llegada a la MGA de la mano y la orientación de la muñeca en su adecuación al agarre. Los fotogramas 4 y 5 muestran (en ambas Figuras), el punto en el que se inicia la fase final de posicionamiento de la muñeca y comienza la fase cierre y agarre del objeto. El fotograma 6 muestra el instante en el que finaliza el agarre. Los fotogramas 7,8 y 9 muestran el proceso de levantamiento del objeto que demuestra que el agarre es estable.

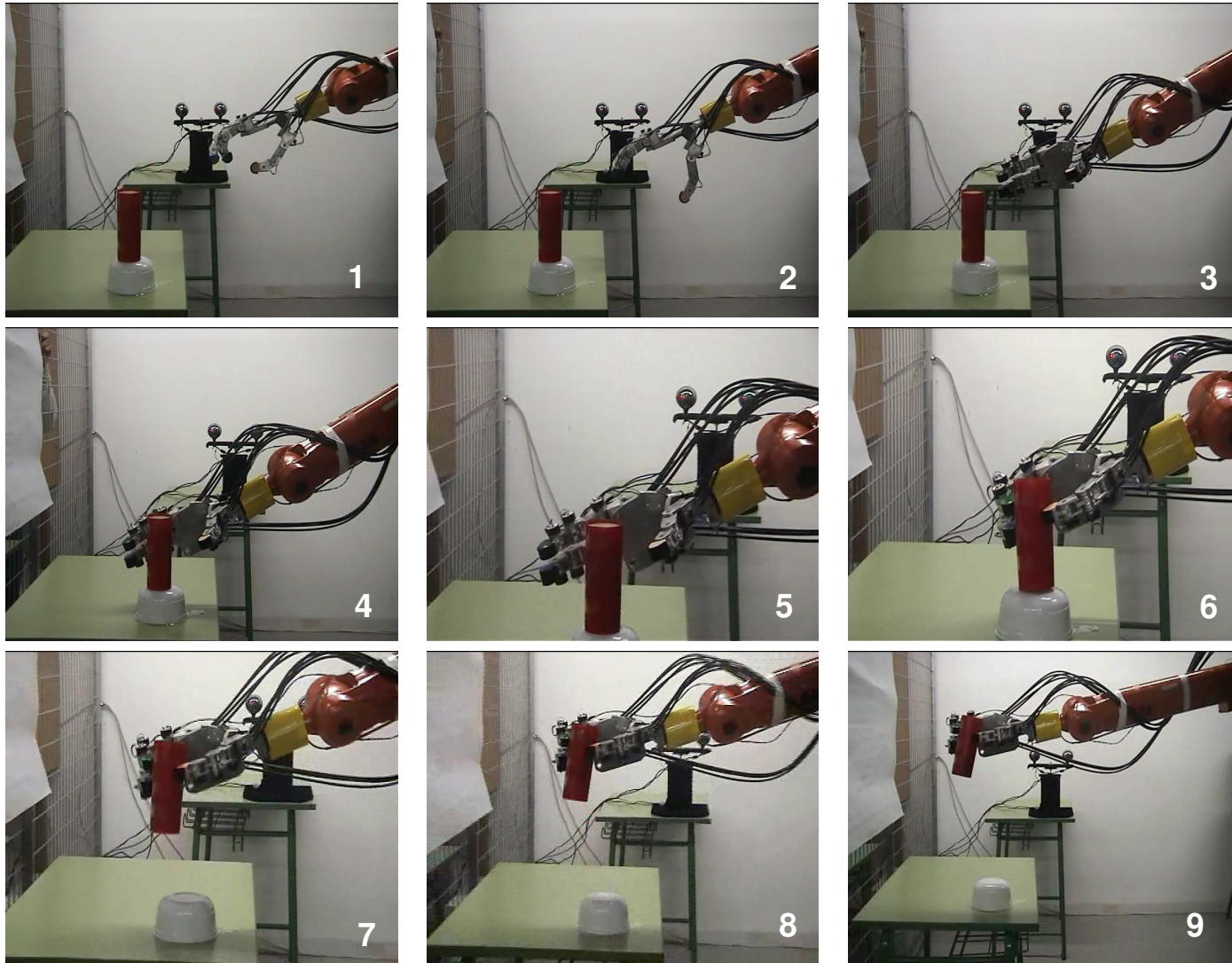


Figura 6.7. Secuencia de una experiencia de agarre con la plataforma NEUROCOR – UPCT

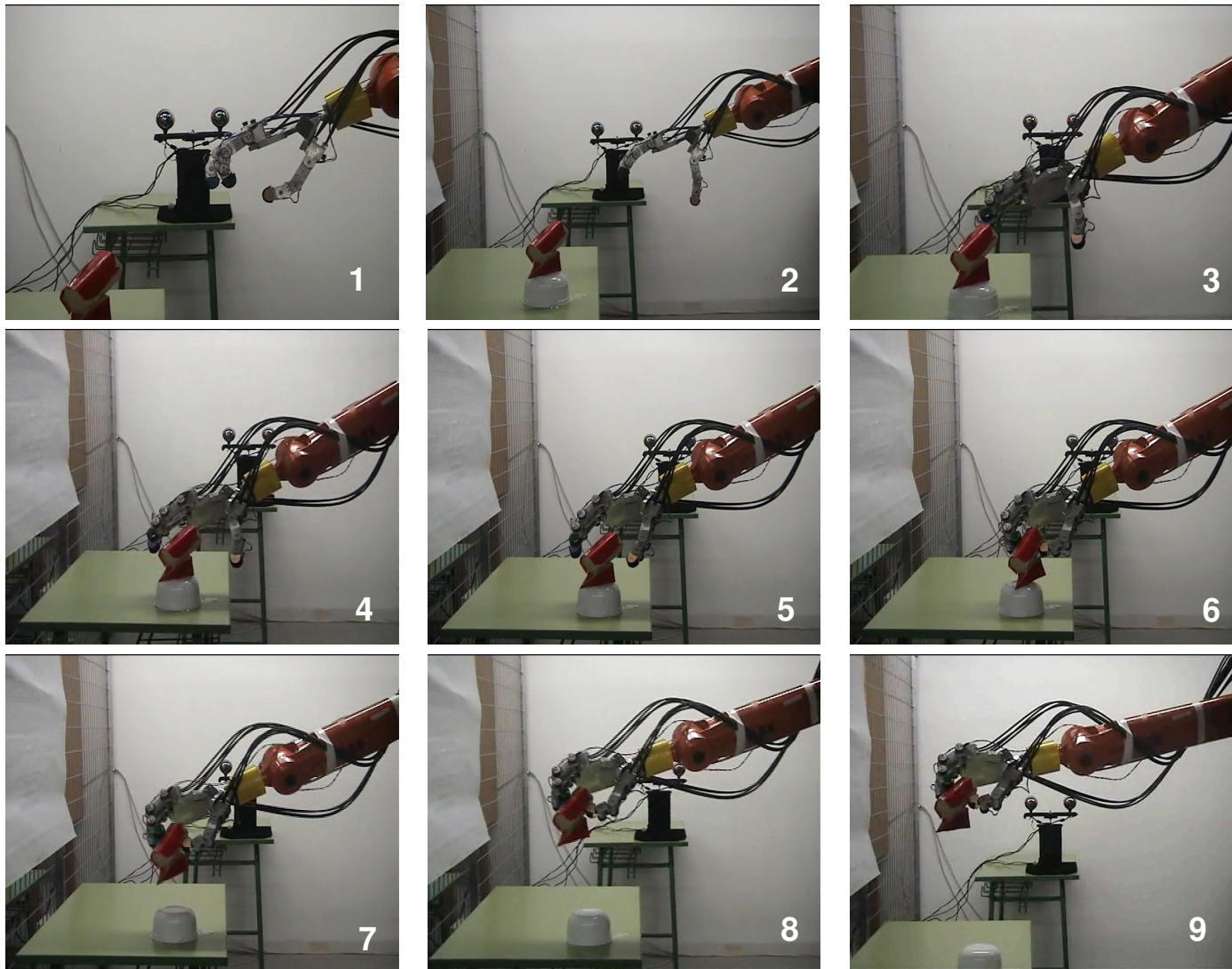


Figura 6.8. Segunda secuencia de una experiencia de agarre con la plataforma NEUROCOR – UPCT. En este caso ha cambiado la orientación inicial del objeto.

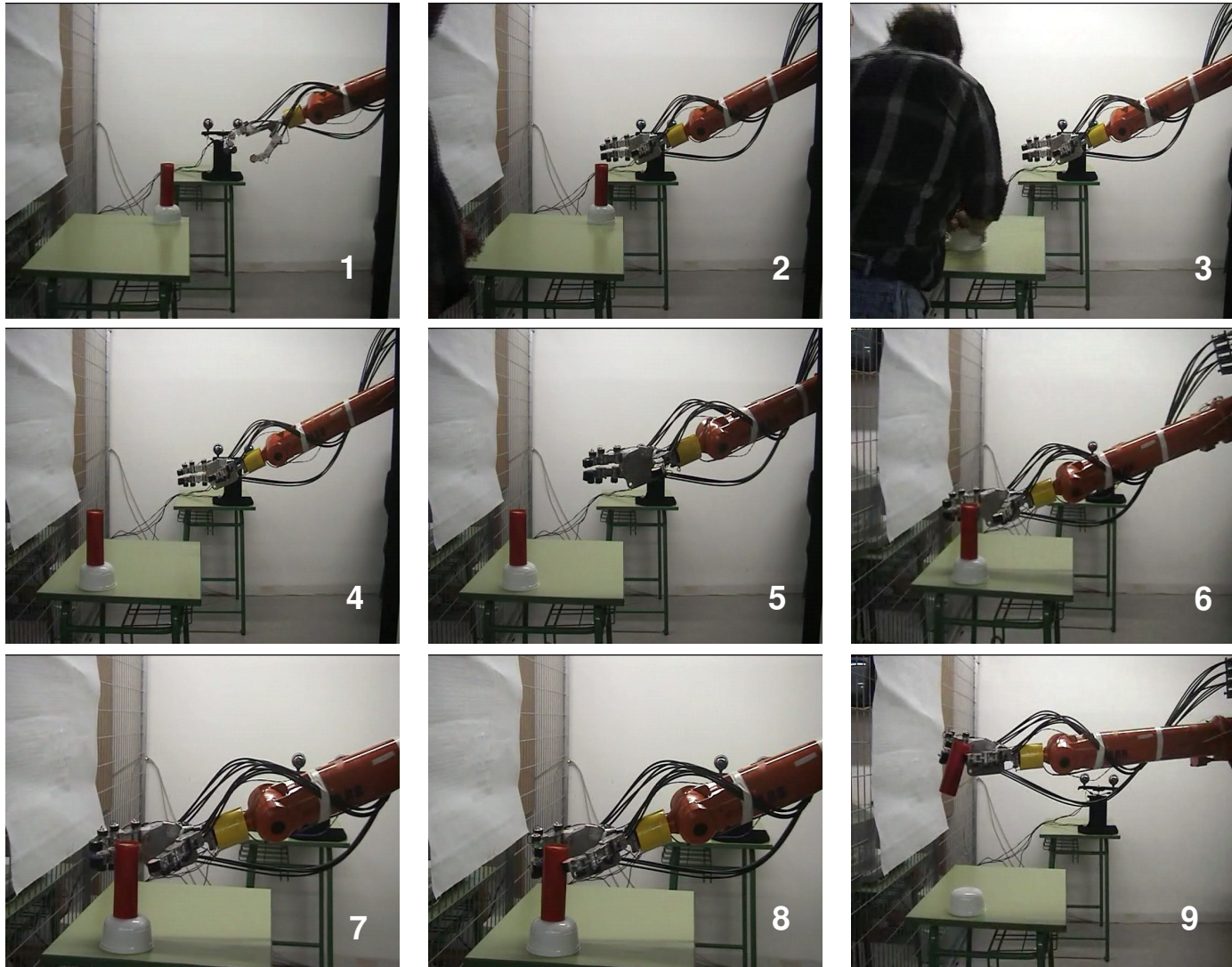


Figura 6.9. Secuencia de una experiencia de agarre con perturbación en la localización del objeto con la plataforma NEUROCOR – UPCT

En la Figura 6.9 se muestra la secuencia de acción del sistema en un ensayo similar al que muestra la Figura 6.7, solo que en este caso, se introduce una perturbación en la posición del objeto (fotograma3) cuando el sistema ya se encuentra ejecutando el movimiento de agarre. Dada la naturaleza de los sistemas neuronales que controlan el cabezal y la cinemática inversa del robot, el sistema calcula la nueva localización del objeto (fotograma 5) y el brazo robot es capaz de generar los comandos motores necesarios que permiten continuar con la tarea (fotogramas 6 y 7) hasta que se produce el agarre (fotograma 8) y levantamiento del objeto (fotograma 9).

4. Conclusiones

En este capítulo se han presentado los resultados de los experimentos llevados a cabo con una plataforma robótica antropomorfa para el agarre y manipulación de objetos dirigida en su actuación por la implementación software de los modelos neuronales desarrollados en el capítulo anterior. Tal y como se describe en dicho capítulo, hemos llevado a cabo el aprendizaje progresivo de distintas subtarefas asociadas a la ejecución de una acción completa orientada al agarre de objetos en condiciones normales y en condiciones de perturbación en la posición del objeto. Con estas experiencias se cierra el ciclo del modelado neuronal expuesto al comienzo de esta Tesis. De los resultados de estas experiencias podemos concluir que a la hora de conseguir dispositivos robóticos humanoides cada vez más flexibles e inteligentes en su interacción con los humanos, es necesario un mayor grado de antropomorfismo en sus componentes físicos (el brazo ABB es un manipulador industrial sin antropomorfismo evidente ni en su estructura ni en sus posibles movimientos) a la vez que es necesario desarrollar algoritmos de control y planificación de tareas con una inspiración biológica cada vez mayor que permitan la ‘programación’ de tareas del robot de una manera cada vez más ‘natural’ (ej, en el ambiente industrial, es interesante plantear el aprendizaje de tareas a través de la observación y posterior imitación de las acciones realizadas por el operador humano).

Por último no queremos dejar de dar una respuesta, que aunque ciertamente abierta, no nos resistimos a contestar ante la pregunta: ¿Hubiese sido posible llevar a cabo todas estas experiencias sin la neurociencia? La respuesta que damos ante esta pregunta es: estamos casi convencidos de que hubiésemos podido diseñar un sistema capaz de hacer lo que hemos mostrado en estas experiencias sin hacer uso alguno de las neurociencias. Aún así, si a continuación se permite hacer la pregunta ¿Será posible abordar lo que ha venido en llamarse tanto en la literatura como desde instituciones de financiación de investigación básicas europeas, el denominado ‘*Beyond Robotics*’ sin neurociencias u otras ciencias de la vida? Ante esa pregunta, nos atrevemos a decir que estamos casi seguros de que no. Casi seguros de que no será posible avanzar en el

Capítulo 6. Implantación de algoritmos sobre plataformas robóticas

diseño de sistemas robóticos humanoides capaces de poseer un comportamiento cognitivo – motriz adaptable y flexible (inteligente) a las necesidades impuestas por entornos en los que ese comportamiento interactúe con seres humanos, sin la inspiración básica del conocimiento de lo que somos y de cómo ‘funcionamos’.

Capítulo 7

Conclusiones y Trabajos Futuros.

1. Conclusiones de la Tesis Doctoral

En esta Tesis Doctoral se han desarrollado modelos neuronales que constituyen una representación neuronal biológicamente plausible de la acción motora de agarre. El desarrollo de dichos modelos se enfoca hacia el desarrollo de la robótica antropomorfa. La hipótesis central en el desarrollo de estos modelos es que se puede construir una representación neuronal microscópica del movimiento de agarre y además, el contenido de dicha representación puede inferirse a través de un análisis macroscópico del fenómeno. Los modelos que se han desarrollado en esta Tesis Doctoral plasman la organización modular del movimiento de agarre, en el que la acción resultante se compone de la combinación y coordinación de varias subacciones, cada una de ellas asociada a un substrato neuronal distinto.

Estos modelos se han diseñado bajo la hipótesis de que los ganglios basales juegan un papel marginal en la especificación de los parámetros del movimiento. La función asignada a estos circuitos por nuestros modelos, es la de ejercer una modulación específica sobre los canales neuronales en los que se lleva a cabo la implementación del movimiento. Además, en esta Tesis, se propone la hipótesis de que estos módulos ganglio-basales interaccionen a través de redes distribuidas de interneuronas estriatales. Dicha interacción quedaría gravemente afectada en la Enfermedad de Parkinson. Los modelos se han simulado en condiciones similares a experiencias psicofísicas reales tanto en condiciones normales como en condiciones de déficit motor parkinsoniano. Los resultados de las simulaciones predicen efectos similares a los observados en la realidad.

En comparación con otras propuestas presentes en la literatura, nuestro modelo es capaz de reproducir los patrones cinemáticos del movimiento de agarre observados en condiciones normales y en condiciones parkinsonianas. Modelos cercanos (en conceptos) al presentado en esta Tesis (Hoff – Arbib, Ulloa –Bullock) dan cuenta de manera natural de estos patrones en la condición normal, pero no pueden dar explicación a la fenomenología parkinsoniana. Los modelos de esta Tesis abordan dicha fenomenología con varias hipótesis (redes neuronales de los ganglios basales) que extienden los conceptos acerca de la organización del movimiento de agarre propuestos por modelos computacionales previos.

En cuanto al modelo para el control sinérgico del movimiento de los dedos de una mano antropomorfa presentado en el Capítulo 4, es importante remarcar el hecho de que esta estrategia de control para el movimiento de agarre, detectada por el análisis SVD de los datos capturados con el *CyberGlove*, se ha observado en la '*etapa de salida*'. En esta Tesis nos hemos preguntado: ¿poseen las autoposturas que conforman la base de esta estrategia, una representación neuronal a nivel cortical? y, ¿podemos hacer un modelo o algoritmo útil para el control del agarre con manos artificiales antropomorfas, basándonos en este hecho?. La respuesta a la primera pregunta ha sido ampliamente discutida en Capítulo 4. La respuesta a la segunda pregunta es el modelo cuya operatividad y funcionalidad quedan expuestos en el mismo Capítulo.

En el estudio de la actividad neuronal que se desarrolla en la capa intermedia del modelo GRASP (Capítulo 5), hemos encontrado que a través de un aprendizaje progresivo como el que se ha propuesto, una arquitectura neuronal basada en la computación con funciones de base radial, es capaz de desarrollar una codificación abstracta del agarre de los objetos que resulta fácilmente identificable con la actividad de las neuronas de las áreas F5 y AIP de los primates durante el agarre. Este resultado constituye lo que hemos venido en llamar una propiedad emergente del modelo. En otras palabras, en un modelo neuronal artificial sobre el que se pueden establecer analogías entre las neuronas de la capa oculta y el tipo de computación que se lleva cabo en las neuronas corticales, el entrenamiento en base a ejemplos de agarre propuesto en este Capítulo de la Tesis, 'genera' un 'comportamiento' o codificación de las acciones de agarre en el módulo GRASP que se asemeja al tipo de codificación neuronal sobre las acciones de agarre que lleva a cabo el circuito parieto – frontal biológico de los humanos y primates.

En el Capítulo 6 se han presentado los resultados de los experimentos llevados a cabo con una plataforma robótica antropomorfa para el agarre y manipulación de objetos dirigida en su actuación por la implementación software de los modelos neuronales desarrollados en capítulos anteriores. Con estas experiencias se cierra el

ciclo del modelado neuronal expuesto al comienzo de esta Tesis. De los resultados de estas experiencias podemos concluir que a la hora de conseguir dispositivos robóticos humanoides cada vez más flexibles e inteligentes en su interacción con los humanos, es necesario un mayor grado de antropomorfismo en sus componentes físicos (el brazo ABB es un manipulador industrial sin antropomorfismo evidente ni en su estructura ni en sus posibles movimientos) a la vez que es necesario desarrollar algoritmos de control y planificación de tareas con una inspiración biológica cada vez mayor que permitan la ‘programación’ de tareas del robot de una manera cada vez más ‘natural’ (ej, en el ambiente industrial, es interesante plantear el aprendizaje de tareas a través de la observación y posterior imitación de las acciones realizadas por el operador humano).

Por último no queremos dejar de dar una respuesta ante la pregunta: ¿Cuál ha sido el valor adicional de realizar toda esta investigación basándonos en la neurociencia? La respuesta que damos ante esta pregunta es: estamos casi convencidos de que hubiésemos podido diseñar sistemas o modelos capaces de reproducir los resultados obtenidos en nuestra investigación sin hacer uso alguno de las neurociencias. Aún así, si a continuación se permite hacer la pregunta ¿Será posible abordar lo que ha venido en llamarse el denominado ‘*Beyond Robotics*’ sin neurociencias u otras ciencias de la vida? Ante esa pregunta, nos atrevemos a decir que estamos casi seguros de que no. Casi seguros de que no será posible avanzar en el diseño de sistemas robóticos humanoides capaces de adquirir un comportamiento cognitivo – motriz adaptable y flexible (inteligente) a las necesidades impuestas por entornos en los se interactúe con humanos, sin la inspiración básica del conocimiento de cómo ‘*funcionamos*’.

2. Trabajos Futuros

Deben desarrollarse modelos computacionales más detallados sobre el papel de las interneuronas estriatales en la construcción de rutinas de comportamiento motriz tales como el movimiento de agarre, en los que el papel de la dopamina como mediador del aprendizaje por refuerzo quede puesto de manifiesto de forma explícita. En nuestra opinión, las TANs podrían tener la función de modular las redes cortico-ganglio-basales codificando las consecuencias sensoriales que la implementación de una o varias acciones paralelas conllevan o, en otras palabras, codificando la probabilidad de obtener éxito implementando cierto conjunto de acciones. Bajo este punto de vista, la red interneuronal de TANs en el estriado podría establecer una serie de valores probabilísticos basados en la experiencia previa y asociados a las distintas acciones potencialmente ejecutables. Estos valores probabilísticos computados por las TANs modularían el contenido de la respuesta total del sistema ante una acción orientada a

objeto como el agarre. El proceso de establecimiento de estos valores debe ser modulado por señales de refuerzo o castigo asociadas al establecimiento de un *éxito* o un *fracaso* en la consecución de la tarea se esté llevando a cabo. Estos nuevos modelos pueden conducirnos a robots cuyos procesos de aprendizaje de tareas de agarre sean mucho más autónomos a los que se han planteado en esta Tesis.

Respecto al modelo para el control sinérgico del movimiento de los dedos de una mano antropomorfa hay que remarcar que éste es un modelo totalmente lineal ya que está inspirado en los resultados obtenidos al realizar un procesamiento lineal (SVD) de los datos obtenidos en las experiencias descritas en el Capítulo 4. El mismo tratamiento de modelización que se ha llevado a cabo en este punto puede repetirse desde una aproximación no lineal al problema. Una posibilidad que no puede dejar de estudiarse es el análisis de los datos empleando técnicas de reducción de dimensionalidad tales como el SVD o el Análisis de Componentes Principales (PCA) pero en su ‘versión’ no lineal (NLPCA). La modelización mediante redes neuronales de los resultados obtenidos tras un análisis no lineal de los datos, puede ayudar a establecer un modelo biológicamente plausible para el comportamiento cognitivo – motriz durante el movimiento de agarre que pueda ser aplicado a la solución de ciertos problemas asociados u homólogos en el campo de la robótica de agarre y manipulación.

Actualmente, uno de los puntos de desarrollo de este trabajo, consiste en la elaboración de un modelo para las transformaciones visuomotrices en el agarre que sea dinámico en el sentido de lo expuesto en el capítulo 5. En este sentido, el desarrollo de tal modelo, está siendo desarrollado como continuación pero aparte de este trabajo Doctoral. Dicho modelo se basa en la idea de que las áreas parietales del córtex tienen la capacidad de correlacionar distintas modalidades sensoriales o distintas representaciones neuronales en un espacio de representación único a través de un proceso que Burnod y sus colaboradores han venido en denominar proceso de ‘*matching*’. Al final del Capítulo 5 se detalla detenidamente la línea de desarrollo de este nuevo modelo que se está llevando actualmente. Lo que se pretende es unificar bajo un mismo marco, los conceptos descritos al final del Capítulo 5 y la operatividad que nos proporciona la *Biblioteca de Gestos* a la hora de desarrollar implementaciones sobre plataformas robóticas.

A su vez, se pretende ampliar este esquema de unidades de *matching* para incluir el aprendizaje de secuencias complejas de agarre y manipulación de objetos mediante un nuevo paradigma de aprendizaje (basado en cierto modo en otro tipo de proceso de *matching*) conocido como *aprendizaje por imitación*.

Capítulo 7. Conclusiones y Trabajos Futuros

Por último, consideramos un trabajo futuro de vital importancia el tratar de emplear el grueso de modelos presentado en esta Tesis para continuar con el proceso de transferencia tecnológica e implementación sobre plataformas robóticas que se ha esbozado en el último capítulo de esta Tesis.

Apéndice

1. Cinemática Directa del brazo manipulador

El brazo está constituido por dos segmentos ($l_1 = 28$ cm; $l_2 = 20$ cm) y dos articulaciones, la del hombro y la del codo. La articulación del hombro posee 3 GDL todos ellos de revolución y la del codo posee un solo GDL tal y como muestra la Figura A.1. La cinemática directa del extremo del brazo respecto un sistema de coordenadas centrado en el hombro ($a = b = c = 0$) es

$$\begin{aligned}x &= a + l_2 \cdot c_4 \cdot (c_1 s_3 - s_1 s_2 c_3) + l_2 \cdot s_4 \cdot (s_1 s_2 s_3 + c_1 c_3) + l_1 \cdot (c_1 s_3 - s_1 s_2 c_3) \\y &= b + l_2 \cdot c_4 \cdot (c_1 s_2 c_3 + s_1 s_3) - l_2 \cdot s_4 \cdot (c_1 s_2 s_3 - s_1 c_3) + l_1 \cdot (s_1 s_3 - c_1 s_2 c_3) \\z &= c + l_2 \cdot (c_2 s_3 s_4 - c_2 c_3 c_4) - l_1 c_2 c_3\end{aligned}$$

donde (A.1)

$$c_j = \cos(\theta_j)$$

$$s_j = \sin(\theta_j)$$

$$j = 1, 2, 3, 4$$

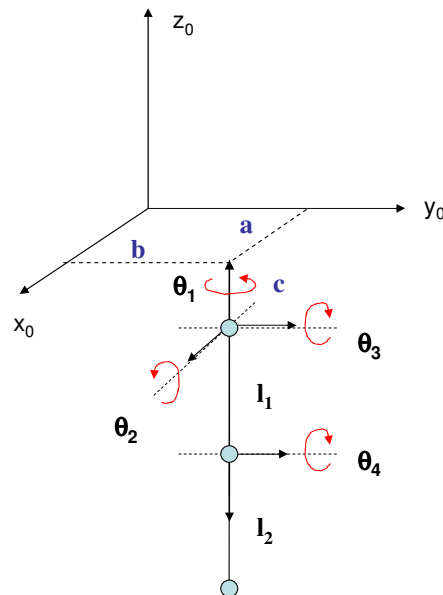


Figura A.1. Estructura cinemática del brazo manipulador empleado en las simulaciones del Capítulo 5. Las flechas rojas indican el sentido de giro de cada GDL.

2. Cinemática Directa de los dedos de la mano antropomorfa

La cinemática directa de los dedos medio e índice de la mano antropomorfa empleada en las simulaciones del Capítulo 5 se muestran en las siguientes ecuaciones. Cada dedo posee tres segmentos ($l_1 = 4.5$; $l_2 = 3.5$; $l_3 = 1.5$ cm) y tres articulaciones (MCP, PIP, DIP). En la articulación MCP existen dos grados de libertad (flexión – extensión y abducción – adducción) y un GDL en PIP y otro en DIP.

$$\begin{aligned} x &= a + m + c_1 \cdot (l_1 c_2 + l_2 c_{23} + l_3 c_{234}) \\ y &= b + d + s_1 (l_1 c_2 + l_2 c_{23} + l_3 c_{234}) \\ z &= -(c + l_1 s_2 + l_2 s_{23} + l_3 s_{234}) \end{aligned} \quad (A.2)$$

donde

$$\begin{aligned} c_j &= \cos(\theta_j); c_{ij} = \cos(\theta_i + \theta_j); c_{ijk} = \cos(\theta_i + \theta_j + \theta_k) \\ s_j &= \sin(\theta_j); s_{ij} = \sin(\theta_i + \theta_j); s_{ijk} = \sin(\theta_i + \theta_j + \theta_k) \end{aligned}$$

Para el dedo Pulgar los segmentos y articulaciones son similares pero en este caso la cinemática directa queda de la forma:

$$\begin{aligned} x &= a + n - (c_4 \cdot (s_1 c_2 c_3 + c_1 s_3) + s_4 \cdot (s_1 c_2 s_3 - c_1 c_3)) \cdot l_3 - (s_1 c_2 c_3 + c_1 s_3) \cdot l_2 - s_1 c_2 l_1 \\ y &= b + r + (c_4 \cdot (c_1 c_2 c_3 - s_1 s_3) - s_4 \cdot (c_1 c_2 s_3 + s_1 c_3)) \cdot l_3 + (c_1 c_2 c_3 - s_1 s_3) \cdot l_2 + c_1 c_2 l_1 \\ z &= -(c + l_1 s_2 + l_2 s_2 c_3 + l_3 \cdot (s_2 c_3 c_4 - s_2 s_3 s_4)) \end{aligned} \quad (A.3)$$

La disposición espacial de los elementos puede observarse en las Figuras A.2 y A.3.

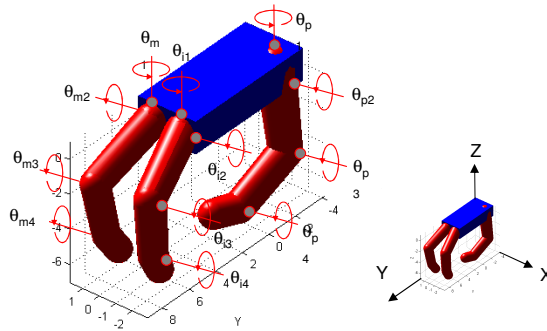


Figura A.2. Mano antropomorfa de 3 dedos empleada en las simulaciones.

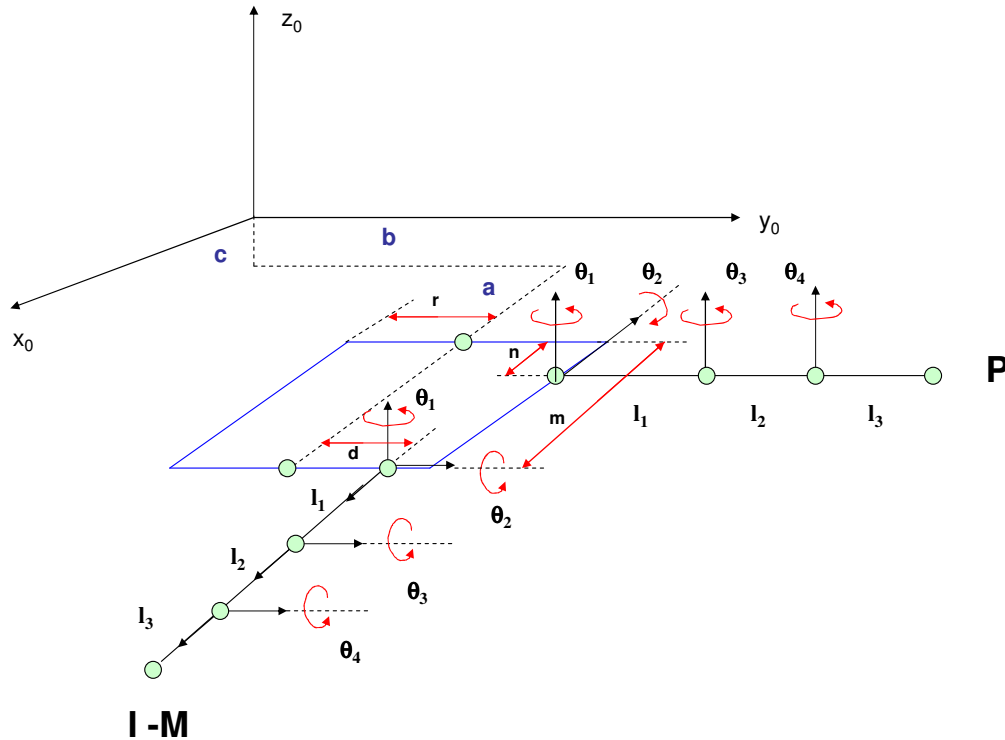


Figura A.3. Estructura cinemática de los dedos diseñados para generar la mano empleada en las simulaciones del Capítulo 5. Las flechas rojas indican el sentido de giro de cada GDL.

3. Ecuaciones de Aprendizaje de Cinemática Inversa por una red

HYPBF

El mapa direccional entre el espacio extrapersonal 3D y el espacio de articulaciones de una cadena cinemática tal como el brazo o dedos descritos en los apartados anteriores, se aprende empleando una forma de Red Neuronal de Regularización HYPBF denominada red de bases radiales hiperplanas (HRBF, Poggio y Girosi, 1989; Stokbro y col, 1990). Las HRBFs son redes neuronales que pueden emplearse para el aprendizaje de mapas arbitrarios entre un espacio de entrada y un espacio de salida. Estas redes están compuestas de una serie de nodos, cada uno de los cuales se corresponde a una 'posición' distinta del espacio de entrada. Cuando un patrón de entrada se aplica a la red, cada uno de los nodos se activa de acuerdo a la distancia que existe en el espacio de entrada entre el patrón de entrada a la red y la 'posición' asociada a cada uno de esos nodos. Posteriormente, la activación de los nodos se multiplica por un valor asociado a cada uno de ellos para obtener la contribución ponderada de cada nodo a la salida total de la red. El aprendizaje se produce en la red a través del ajuste de los valores de ponderación asociados a cada nodo y a través del ajuste de los parámetros que definen la 'posición' de cada nodo en el espacio de

entrada de manera que se reduzca, durante ese aprendizaje, una función de coste predeterminada, generalmente, el error cuadrático que se produce entre la salida de la red y la salida deseada o señal de entrenamiento.

Las direcciones Δx en el espacio cartesiano 3D se mapean en incrementos articulares $\Delta\theta$ de un brazo con 4 GDL a través de la aproximación discreta dada por la ecuación A.4

$$\Delta\theta = A(\theta) \cdot \Delta x \quad (\text{A.4})$$

donde $A(\theta)$ es una matriz 4×3 . Cada entrada $a_{ij}(\theta)$ de $A(\theta)$ está representada por una red HRBF. Cada función de base radial hiperplana tiene asociado un peso, w , que indica la magnitud de los datos 'bajo su campo receptivo', y una serie de pesos, z , que permiten aproximar linealmente la pendiente de los datos 'bajo su campo receptivo'. La salida de la red $a_{ij}(\theta)$ viene dada por:

$$a_{ij}(\theta) = \sum_k \left(\frac{g_{ijk}(\theta)}{\sum_l g_{ijl}(\theta)} \right) \left(w_{ijk} + \sum_m c_{ijkm} z_{ijkm} \right) \quad (\text{A.5})$$

donde k es el índice que nombra a la k -ésima función de base radial, c_{ijk} es un vector que mide la distancia entre el patrón de entrada θ y el centro de la k -ésima función de base en la red y $g_{ijk}(\theta)$ es la activación gaussiana de la neurona k -ésima.

$$c_{ijkm} = \frac{\theta_m - \mu_{ijkm}}{\sigma_{ijkm}} \quad (\text{A.6})$$

$$g_{ijk}(\theta) = \exp \left[-\sum_m c_{ijkm}^2 \right]$$

Aquí, μ_{ijkm} y σ_{ijkm} son, respectivamente, el centro y la desviación estándar a lo largo de la dimensión m -ésima en la función de base radial k -ésima (en la red ij -ésima). Para emplear una notación más abreviada, $h_{ijk}(\theta)$ se referirá a la activación normalizada de la función de base radial k -ésima.

$$h_{ijk}(\theta) = \frac{g_{ijk}(\theta)}{\sum_l g_{ijl}(\theta)} \quad (\text{A.7})$$

Los pesos adaptativos w_{ijk} y z_{ijkm} y los parámetros μ_{ijkm} y σ_{ijkm} se actualizan durante el aprendizaje por el método de descenso por el gradiente según las ecuaciones:

$$\begin{aligned}\Delta w_{ijk} &= -\alpha \left(\frac{\partial H}{\partial w_{ijk}} \right); \Delta z_{ijkm} = -\alpha \left(\frac{\partial H}{\partial z_{ijkm}} \right) \\ \Delta \mu_{ijkm} &= -\alpha \left(\frac{\partial H}{\partial \mu_{ijkm}} \right); \Delta \sigma_{ijkm} = -\alpha \left(\frac{\partial H}{\partial \sigma_{ijkm}} \right)\end{aligned}\quad (\text{A.8})$$

$$H = \sum_i (\Delta \theta_{Bi} - \Delta \theta_i)^2$$

donde α es la constante de aprendizaje. Aplicando la regla de la cadena obtenemos:

$$\Delta w_{ijk} = -2\alpha (\Delta \theta_{Bi} - \Delta \theta_i) (\Delta x_j) (h_{ijk}(\theta))$$

$$\Delta z_{ijkm} = -2\alpha (\Delta \theta_{Bi} - \Delta \theta_i) (\Delta x_j) (h_{ijk} c_{ijkm})$$

$$\Delta \mu_{ijkm} = -2\alpha (\Delta \theta_{Bi} - \Delta \theta_i) (\Delta x_j) \left(\frac{1}{\sigma_{ijkm}} \right) \left[\left(\|c_{ijk}\| h_{ijk} (1 - h_{ijk}) \right) \left(w_{ijk} + \sum_m c_{ijkm} z_{ijkm} \right) - z_{ijkm} \right]$$

$$\Delta \sigma_{ijkm} = -2\alpha (\Delta \theta_{Bi} - \Delta \theta_i) (\Delta x_j) \left(\frac{c_{ijkm}}{\sigma_{ijkm}} \right) \left[\left(\|c_{ijk}\| h_{ijk} (1 - h_{ijk}) \right) \left(w_{ijk} + \sum_m c_{ijkm} z_{ijkm} \right) - z_{ijkm} \right]$$

(A.9)

Bibliografía de la Tesis

Abbs, J.H. Gracco, V.L. (1984). Control of complex motor gestures: Orofacial muscle responses to load perturbations of lip during speech. *Journal of Neurophysiology*, 51: 705-723.

Agostino, R., Berardelli, A. Curra, A., Accornero, N., Manfredi, M. (1998) Clinical impairment of sequential finger movements in Parkinson's disease. *Movement Disorders*, 13: 418 – 421.

Ajemian, R., Bullock, D., Grossberg, S. (2001). A model of movement coordinates in motor cortex: Posture dependent changes in the gain and direction of single cell tuning curves. *Cerebral Cortex*, 11: 1124 – 1135.

Akins, P.T., Surmeier, D.J., and Kitai, S.T. (1990). Muscarinic modulation of a transient K⁺ conductance in rat neostriatal neurons. *Nature* 344: 240-242.

Alberts, J.L., Saling, M., Adler, C.H., Stelmach, G.E. (2000) Disruptions in the reach to grasp actions of Parkinson's patients. *Experimental Brain Research*, 134: 353 – 362

Alcantara, A.A., Mrzljak, L., Jakab, R.L., Levey, A.I., Hersch, S.M., Goldman-Rakic, P.S. (2001). Muscarinic m1 and m2 receptor proteins in local circuit and projection neurons of the primate striatum: anatomical evidence for cholinergic modulation of glutamatergic prefronto-striatal pathways. *Journal of Comparative Neurology*, 434: 445-460.

Alexander, G.E., Crutcher, M.D. (1990). Functional architecture of basal ganglia circuits: Neural substrates for parallel processing. *Trends in Neurosciences*, 13: 266 – 271

Alexander, G.E., Crutcher, M.D., De Long, M.R (1990). Basal ganglia-thalamocortical circuits: Parallel substrates for motor, oculomotor, "prefrontal" and "limbic" functions. *Progress in Brain Research*, 85: 119-146

Aosaki, T., Tsubokawa, H., Ishida, A., Watanabe, K., Graybiel, A.M., and Kimura, M. (1994). Responses of tonically active neurons in the primate's striatum undergo systematic changes during behavioral sensorimotor conditioning. *Journal of Neuroscience*. 14:3969-3984.

Aosaki, T. (1995). Role of tonically active neurons of the primate's striatum on the adaptive motor control. *RIKEN Review No. 9* (April 1995). *Brain and Information Science* (pp. 17 – 18).

Arbib, M.A. (1981). Perceptual structures and distributed motor control. In V.B. Brooks (Ed), *Handbook of physiology; Sect. 1. The nervous system*,. American Physiological Society, Bethesda, Vol. 2, 1449 – 1480.

- Arbib, M.A. (1985a). Schemas for the temporal control of behaviour. *Human Neurobiology*, 4, 63 – 72.
- Arbib, M.A. (1985b). Coordinated control programs for control of the hands. *Experimental Brain Research, Supplement 10*, 111-129.
- Arbib, M.A. (1990). Programs, schemas, and neural networks for control of hand movements: Beyond the RS framework. In M. Jeannerod (Ed), *Attention and Performance XIII*. Hillsdale NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 111 – 138.
- Bar-Gad, I., Bergman, H. (2001). Stepping out the box: information processing in the neural networks of the basal ganglia. *Current Opinion in Neurobiology*, 11: 689 – 695.
- Baraduc, P., Guigon, E., Burnod, Y. (2001) Recoding arm position to learn visuomotor transformations. *Cerebral Cortex* 11(10): 906-917.
- Baraduc, P., Guigon, E. (2002) Population computation of vectorial transformations. *Neural Computation* 14(4): 845-871.
- Bar-Gad, I., Bergman, H. (2001). Stepping out the box: information processing in the neural networks of the basal ganglia. *Current Opinion in Neurobiology*, 11: 689 – 695.
- Barto, A. G., Sutton, R. S., Anderson, C. W. (1983). Neuron-like Adaptive Elements That Can Solve Difficult Learning Control Problems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC*, 5: 834-46.
- Bekey, G. A., Tomovic, R., Zeljkovic, I. (1990). Control Architecture for the Belgrade/USC Hand. In T. Venkataraman & T. Iberall (Eds.), *Dextrous RobotHands*. Springer-Verlag.
- Benecke, R., Rothwell, J.C, Dick, J.P.R., Day, B.L., Marsden, C.D (1987). Simple and complex movements off and on treatment in patients with Parkinson's disease. *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry*, 50: 296-303.
- Bennett, B.D., Wilson, C.J. (1998). Synaptic regulation of action potential timing in neostriatal cholinergic interneurons. *Journal of Neuroscience*, 18: 8539–8549.
- Bergman, H., Feingold, A., Nini, A., Raz, A., Slovin, H., Abeles, M., Vaadia, E. (1998). Physiological aspects of information processing in the basal ganglia of normal and parkinsonian primates. *Trends in Neurosciences*, 21(1): 32 – 38.
- Blázquez, P. M., Fujii, N., Kojima, J., Graybiel, A.M. (2002). A Network representation of response probability in the striatum. *Neuron*, 33: 973–982.
- Bonfiglioli, C., De Berti, G., Nichelli, P., Nicolletti, R., Castiello, U. (1998). Kinematic analysis of reach to grasp movement in Parkinson's and Huntington's disease subjects. *Neuropsychologia*, 36: 1203 - 1238

- Bootsma, R.J., Marteniuk, R.G., MacKenzie, C.L., Zaal, F.T. (1994) The speed-accuracy trade-off in manual prehension: effects of movement amplitude, object size and object width on kinematic characteristics. *Experimental Brain Research*, 98, 535–541.
- Buchholz, B., Armstrong, T.J., Goldstein, S.A. (1992). Anthropometric data for describing the kinematics of the human hand. *Ergonomics*, 35(3): 261-273.
- Buessler J. L., Urban J. P., (2003). Modular neural architectures for robotics, Biologically inspired robot behavior engineering, Physica-Verlag GmbH, Heidelberg, Germany.
- Bullock, D., Bongers, R., Lankhorst, M., Beek, P. (1999). A vector-integration-to-endpoint model for performance of viapoint movements. *Neural Networks*, 12: 1-29
- Bullock, D., Grossberg, S. (1988a). Neural dynamics of planned arm movements: emergent invariants and speed-accuracy trade-offs during trajectory formation. *Psychological Review*, 95(1):49 – 90.
- Bullock, D., Grossberg, S. (1988b). The VITE model: a neural command circuit for generating arm and articulator trajectories. In J. Kelso, A. Mandell, & M. Shlesinger (Eds), *Dynamic patterns in complex systems* (pp 206-305). Singapore: World Scientific.
- Bullock, D., Grossberg, S. (1991). Adaptive neural networks for control of movement trajectories invariant under speed and force rescaling. *Human Movement Science*, 10: 3-53.
- Bullock, D., Grossberg, S., Guenther, F.H. (1993). A self organizing neural model for motor equivalent reaching and tool use by a multijoint arm. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 5(4), 408 – 435.
- Bullock, D., Cisek, P., Grossberg, S. (1998). Cortical networks for control of voluntary arm movements under variable force conditions. *Cerebral Cortex*, 8: 48 -62.
- Burnod, Y., Grandguillaume, P., Otto, I., Ferraina, S., Johnson, P.B., Camintini, R. (1992). Visuomotor transformations underlying arm movement toward visual targets: A neural network model of cerebral cortical operations. *Journal of Neuroscience*, 12: 1435 – 1453.
- Calabresi, P., Centonze, D., Gubellini, P., Marfia, G., Pisani, A., Sancesario, G., Bernardi, G. (2000a). Synaptic transmission in the striatum: from plasticity to neurodegeneration. *Progress in Neurobiology*, 61:231–265.
- Calabresi, P., Centonze, D., Gubellini, P., Pisani, A., Bernardi, G. (2000b). Acetylcholine-mediated modulation of striatal function. *Trends in Neurosciences*, 23: 120–126.
- Castiello, U., Bennett, K.M., Stelmach, G.E (1993a). Reach to grasp: The natural response to perturbation of object size. *Experimental Brain Research*, 94, 163-178.

- Castiello, U., Stelmach, G.E., Lieberman, A. (1993b). Temporal dissociation of the prehension pattern in Parkinson's disease. *Neuropsychologia*, 31(4): 395-402
- Castiello, U., Bennet, M.B., Scarpa, M. (1994). The reach to grasp movement of Parkinson's disease subjects. In M.B Bennet & U. Castiello (Eds). *Insight into the reach to grasp movement* (pp. 215 – 237). Amsterdam: Elsevier.
- Castiello, U., Bennet, M.B. (1997). The bilateral reach to grasp movement of Parkinson's disease subjects. *Brain*, 120: 593 – 604.
- Castiello, U., Bennet, K., Chambers, H. (1998). Reach to grasp: response to a simultaneous perturbation of object position and size. *Experimental Brain Research*, 120: 31 – 40
- Castiello, U. (1999). Mechanisms of selection for the control of hand action. *Trends in the Cognitive Sciences*, 3: 264 – 271
- Castiello, U., Bennett, K., Bonfiglioli, C., Lim, S., Peppard, R.F. (1999). The reach to grasp movement in Parkinson's disease: response to simultaneous perturbation of object position and object size. *Experimental Brain Research*, 125: 453 – 462.
- Castiello, U., Bennet, M.B, Bonfiglioli, C., Peppard, R.F. (2000). The reach to grasp movement in Parkinson's disease before and after dopaminergic medication. *Neuropsychologia*, 38, 46 – 59.
- Chang, H.T., and Kita, H. (1992). Interneurons in the rat striatum: relationships between parvalbumin neurons and cholinergic neurons. *Brain Research*, 574: 307-311.
- Chesselet, M.F., Delfs, J.M (1996). Basal ganglia and movement disorders: an update. *Trends in Neurosciences*, 19: 417 – 422
- Chieffi, S., Gentilucci, M. (1993). Coordination between the transport and the grasp components during prehension movements. *Experimental Brain Research*, 94, 471-477.
- Chieffi, S., Fogassi, L., Gallese, V., Gentilucci, M. (1992). Prehension movements directed to approaching objects: Influence of stimulus velocity on the transport and the grasp components. *Neuropsychologia*, 30, 877-897.
- Cohen, Y.E., Andersen, R.A. (2002). A common reference frame for movement plans in the posterior parietal cortex. *Nature Reviews Neuroscience*, 3: 553 - 562.
- Cole, K.J. Abbs, J.H. (1987) Kinematic and electromyographic responses to perturbation of a rapid grasp. *Journal of Neurophysiology*, 57: 1498-1510
- Contreras-Vidal, J.L., Stelmach, G.E. (1995). A neural model of basal ganglia-thalamocortical relations in normal and parkinsonian movement. *Biological Cybernetics*, 73(5):467-476.

Contreras-Vidal, J.L., Poluha, P., Teulings, H.L., Stelmach, G.E (1998). Neural dynamics of short and medium term motor control effects of levodopa therapy in Parkinson's disease. *Artificial Intelligence in Medicine*, 13(1-2): 57 – 79.

Contreras-Vidal, J.L. (1999). The gating functions of the basal ganglia in movement control. *Progress in Brain Research*, 121: 261-276.

Contreras-Vidal, J.L., Ulloa-Pérez, A., López-Coronado, J., Calabozo – Morán, J. (2001). Neural dynamics of hand preshaping during prehension. In *Proceedings of IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Tucson, AZ, Vol 5* (pp 3019-3024).

Cordo, P., Schieppati, M., Bevan, L., Carlton, L.G., Carlton, M.J. (1993) Central and peripheral coordination in movement sequences. *Psychological Research*, 55: 124-130
Cruse, H. (1986). Constraints for joint angle control of the human arm. *Biological Cybernetics*, 54, 125-132.

Cruse, H. (1986). Constraints for joint angle control of the human arm. *Biological Cybernetics*, 54, 125-132.

Cruse, H., Wischmeyer, E., Brüwer, M., Brockfield, P., & Dress, A. (1990). On the cost functions for the control of the human arm movement. *Biological Cybernetics*, 62, 519-528.

Cutkosky, M.R. (1989). On grasp choice, grasp models and the design of hands for manufacturing tasks. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 5 (3): 269 – 279.

Cutkosky, M.R., Howe, R.D. (1990). Human grasp choice and robotic grasp analysis. In S.T. Venkataraman and T. Iberall (Eds.), *Dextrous Robot Hands*. New York: Springer - Verlag, pp. 5 – 31.

Delfs, J.M., Ciaramitaro, V.M., Parry, T.M., Chesselet, M.F. (1995). Subthalamic nucleus lesions: widespread effects on changes in gene expression induced by nigrostriatal dopamine depletion in rats. *Journal of Neuroscience*, 15: 6562 – 6575.

Desmurget, M., Epstein, C.M., Turner, R.S., Prablanc, C., Alexander, G.E., Grafton, S.T. (1999). Role of the posterior parietal cortex in updating reaching movements to a visual target. *Nature Neuroscience*, 2(6):563-567.

DiChiara, G., Morelli, M., Consolo, S. (1994). Modulatory functions of neurotransmitters in the striatum: ACh/dopamine/NMDA interactions. *Trends in Neurosciences*, 17: 228–233.

Donoghue, J., Leibovic, S., Sanes, J. (1992). Organization of forelimb area in squirrel monkey motor cortex: representation of digit, wrist and elbow muscles. *Experimental Brain Research*, 89: 1- 19.

Fagg, A.H., Arbib, M.A. (1998). Modeling parietal-premotor interactions in primate control of grasping. *Neural Networks*, 11(7-8): 1277-1303.

Fagg, A. H., Arbib, M. A. (1992). A Model of Primate Visual-Motor Conditional Learning. *Journal of Adaptive Behavior*, 1(1): 3-37.

Feldman, A. (1986). Once more on the equilibrium –point hypothesis (lambda model) for motor control. *Journal of Motor Behavior*, 18: 17-54.

Fiala, J.C. (1995). Neural networks models of motor timing and coordination. Tesis Doctoral., Boston University, Cambridge, MA.

Fink, J.S. (1993). Neurobiology of basal ganglia receptors. *Clinical Neuroscience*, 1: 27 – 35

Fitts, P.M. (1954) The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. *J Experimental Psychology*, 47, 381–391.

Flaherty, A.W., and Graybiel, A.M. (1994). Input-output organization of the sensorimotor striatum in the squirrel monkey. *Journal of Neuroscience*, 14: 599–610.

Flash, T., Hogan, N. (1985). The coordination of the arm movements: An experimentally confirmed mathematical model. *Journal of Neuroscience*, 7, 1688-1703.

Flash, T. (1987). The control of arm equilibrium trajectories in multi-joint arm movements. *Biological Cybernetics*, 57, 257-274.

Flash, T., Sejnowski, T. (2001). Computational approaches to motor control. *Current Opinion in Neurobiology*, 11, 655-662.

Fogassi, L., Gallese, V., Buccino, G., Craighero, L., Fadiga, L., Rizzolatti, G. (2001). Cortical mechanism for the visual guidance of hand grasping movements in the monkey: A reversible inactivation study. *Brain*, 124: 571 – 586.

Fraser, C., & Wing, A.M. (1981). A case study of reaching by a user of a manually-operated artificial hand. *Prosthetics and Orthotics International*, 5, 151-156.

Fu, Q., Suarez, J.I., Ebner, T.J. (1995). Neuronal specification of direction and distance during reaching movements in the superior precentral premotor area and primary motor cortex of the monkeys. *Journal of Neurophysiology*, 70: 2097-2116

Gallese, V., Fadiga, L., Fogassi, L., Luppino, G., Murata, A. (1997). A parietal – frontal circuit for hand grasping movements in the monkey: evidence from reversible inactivation experiments. In P. Thier and H.O Karnath (Eds.), *Parietal lobe contributions to orientation in 3D space*. Berlin: Springer- Verlag, pp. 255 –270.

- Gentilucci, M., Castiello, U., Corradini, M.L., Scarpa, M., Umiltà, C., Rizzolatti, G. (1991). Influence of different types of grasping on the transport component of prehension movements. *Neuropsychologia*, 29, 361 – 378
- Gentilucci, M., Chieffi, S., Scarpa, M., Castiello, U. (1992). Temporal coupling between transport and grasp components during prehension movements: Effects of visual perturbation. *Behavioural Brain Research*, 47, 71 – 82.
- Gentilucci, M., Negrotti, A. (1999). The control of an action in Parkinson's disease. *Experimental Brain Research*, 129: 269 – 277
- Georgopoulos, A., Massey, J.T. (1988). Cognitive spatial-motor processes. 2. Information transmitted by the direction of two-dimensional arm movements and by neuronal populations in primary motor cortex and area 5. *Experimental Brain Research*, 69: 315 – 326
- Gerfen, C.R, MacGinty, J.F., Young, W.S. (1991). Dopamine differentially regulates dynorphin, substance P, and enkephalin expression in striatal neurons: *in situ* hybridization histochemical analysis. *Journal of Neuroscience*, 11: 1016 - 1031
- Gerfen, C.R. (1992). The neostriatal mosaic: Multiple levels of compartmental organization in basal ganglia. *Annual Review of Neuroscience*, 15: 285 – 320
- Glaser, E.M, Ruchkin D.S (1976). *Principles of Neurobiological signal analysis*. New York, Academic.
- Gorce, P., Fontaine, J.G. (1996). Design methodology for flexible grippers. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 15(3): 307-328.
- Gordon, A.M., Forssberg, H., Johansson, R.S. Westling, G. (1991). Visual size cues in the programming of manipulative forces during precision grip. *Experimental Brain Research*, 83: 477-482.
- Graybiel, A.M. (1990). Neurotransmitters and neuromodulators in basal ganglia. *Trends in Neurosciences*, 13: 244 – 253
- Graybiel, A.M., Aosaki, T., Kimura, M. (1994). The basal ganglia and adaptive motor control. *Science*, 265:1826 - 1831
- Graybiel, A.M. (1995). Building action repertoires: Memory and learning functions of the basal ganglia. *Current Opinion in Neurobiology*, 5: 733 – 741
- Graybiel, A.M., Kimura, M. (1995). Adaptive neural networks in the basal ganglia. En J.C. Houk, J.L. Davis & D.G. Beiser (Eds), *Models of information processing in the basal ganglia*. MIT press (Cambridge, MA), pp. 103 – 116.

Graybiel, A.M. (1997). The basal ganglia and cognitive pattern generators. *Schizophrenia Bulletin*, 23: 459–469.

Grea, H., Desmurget, M., & Prablanc, C. (2000). Postural invariance in three-dimensional reaching and grasping movements. *Experimental Brain Research*, 134, 155 – 162.

Guenther, F.H., Micci – Barreca, D. (1997). Neural models for flexible control of redundant systems. In P. G. Morasso & V. Sanguinetti (Eds): *Self – Organization, Computational Maps, and Motor Control*. Elsevier, North Holland Psychology series, 383 – 421.

Guerrero González, A. (2000). *Arquitectura de control neuronal de inspiración biológica para la coordinación cabeza – brazo*. Tesis Doctoral. Universidad Politécnica de Cartagena.

Haggard, P., Wing, A. (1995). Coordinated responses following mechanical perturbation of the arm during prehension. *Experimental Brain Research*, 102: 483-494.

Harrington, D.L., Haaland, K.Y. (1991). Sequencing in Parkinson's disease. Abnormalities in programming and controlling movement. *Brain*, 114: 99-115

Harris, C.M., Wolpert, D.M. (1998). Signal-dependent noise determines motor planning, *Nature* 394(20), 780-784.

Hassani, O.K., Mouroux, M., Feger, J. (1996). Increased subthalamic neuronal activity after nigral dopaminergic lesion independent of desinhibition via the globus pallidus. *Neuroscience*, 72: 105 – 115.

Hendler, R.W., Shrager, R.I. (1994). Deconvolutions based on singular value decompositions and pseudoinverse: a guide for beginners. *Journal of Biochemistry and Biophysics Methods* 28: 1 – 33.

Herrero, M.T., Augood, S.J., Asensi, H., Hirsch, E.C., Agid, Y., Obeso, J.A., Emson, P.C. (1996). Effects of L-dopa therapy on dopamine D2 receptor messenger RNA expression in the striatum of MPTP – intoxicated parkinsonian monkeys. *Molecular Brain Research*, 75: 389 – 396.

Hoehn, M.M., Yahr, M.D. (1967). Parkinsonism: onset, progression and mortality. *Neurology*, 17: 427 – 442.

Hoff, B., Arbib, M.A. (1993). Models of trajectory formation and temporal interaction interaction of reach and grasp. *Journal of Motor Behavior*, 25(3): 175-192.

Hoff, B., Arbib, M.A. (1992). A model of the effects of speed, accuracy and perturbation on visually-guided reaching, in: *Control of arm movement in space*.

Neurophysiological and computational approaches, R. Caminiti, P.B. Johnson and Y. Burnod (Eds), *Experimental Brain Research Series*, 22, 285-306.

Hofsten, C.v., Ronquist, L. (1988). Preparation for grasping an object: *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 14(4): 610-621.

Hogan, N. (1985). The mechanics of multi-joint posture and movement control. *Biological Cybernetics*, 52, 315-331.

Howe, A.R., and Surmeier, D.J. (1995). Muscarinic receptors modulate N-, P-, and L-type Ca²⁺ currents in rat striatal neurons through parallel pathways. *Journal of Neuroscience*, 15: 458-469.

Hyvarinen, J. (1982). Posterior parietal lobe of the primate brain. *Physiological Review*, 62: 1060 – 1129.

Iberall, T., Bingham, G., Arbib, M.A. (1986). Opposition space as a structuring concept for the analysis of skilled hand movements. In: *Generation and modulation of action pattern*, H. Heuer and C. Fromm (Eds), *Experimental Brain Research Series* 15, 158-173.

Iberall, T. (1987). Grasp planning for human prehension. In *Proceedings of the 10th International Conference on Artificial Intelligence*, Milan, Italy, 1153 – 1156.

Iberall, T., Jackson, J., Labbe, L., Zamprano, R. (1988). Knowledge based prehension: Capturing human dexterity. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Philadelphia, PA, 82 – 87.

Iberall, T., Arbib, M.A. (1990). Schemas for the control of hand movements: an assay on cortical localization. In: *Vision and action. The control of grasping*. M.A. Goodale (Ed), Ablex, Norwood, pp. 204-242.

Iberall, T., Fagg, A. (1996). Neural networks for selecting hand shapes. In A.M. Wing, P. Haggard and J.R. Flanagan (Eds.), *Hand and Brain: The Neurophysiology and Psychology of Hand Movements*. San Diego, CA: Academic, pp. 243-264.

Iberall, T., (1997). Human prehension and dexterous robot hands. *The International Journal of Robotics Research*, 16(3): 285-299.

Insenberg, C., Conrad, B. (1994). Kinematic properties of slow arm movements in Parkinson's disease. *Journal of Neurology*, 241: 323-330

Jackson, S.R., Jackson, G.M., Harrison, J., Henderson, L., Kennard, C. (1995). The internal control of action and Parkinson's disease: A kinematic analysis of visually-guided and memory-guided prehension movements. *Experimental Brain Research*, 105: 147 – 162

Jaeger, D., Kita, H., Wilson, C.J. (1994). Surround inhibition among projection neurons is weak or nonexistent in the rat neostriatum. *Journal of Neurophysiology*, 72:1-4.

Jacobs, R.A., Jordan, M.I., Nowlan, S.J., Hinton, G.E. (1991). Adaptive mixtures of local experts. *Neural Computation*, 3: 79 – 87.

Jacobs, R.A., Jordan, M.I. (1993). Learning piecewise control strategies in a modular neural network architecture. *IEEE Transactions in Systems, Man and Cybernetics*, 23: 337 – 345.

Jakobson, L., Goodale, M. (1991). Factors affecting higher-order movement planning: a kinematic analysis of human prehension. *Experimental Brain Research*, 86, 199-208.

Jakobson, L., Goodale, M. (1994). The neural substrates of visually guided prehension: The effects of focal brain damages. In K.M Bennett & U. Castiello (Eds), *Insights into the reach to grasp movement*, Elsevier, Amsterdam, 199-214.

Jeannerod, M. (1981). Intersegmental coordination during reaching at natural visual objects. In J. Long and A. Baddeley (Eds.), *Attention and Performance IX*. Hillsdale NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 153 – 169.

Jeannerod, M., Biguer, B. (1982). Visuomotor mechanisms in reaching within extrapersonal space. In D.J Ingle, M.A. Goodale & R.J.W Mansfield (Eds): *Analysis of Visual Behavior*. Cambridge MA. MIT press, pp. 387 – 409.

Jeannerod, M. (1984). The timing of natural prehension movements. *Journal of Motor Behaviour*, 16(3), 235 – 254.

Jeannerod, M. (1986). The formation of finger grip during prehension. A cortically mediated visuomotor pattern. *Behavioural Brain Research*, 19(2), 99-116.

Jeannerod, M. Decety, J. (1990) The accuracy of visuomotor transformation. An investigation into the mechanisms of visual recognition of objects. In: *Vision and action. The control of grasping*. M. Goodale (Ed), Ablex, Norwood, pp. 33-48.

Jeannerod, M. (1994a). The representing brain. Neural correlates of motor intention and imagery. *Behavioral and Brain Sciences*, 17, 189 – 202.

Jeannerod, M. (1994b). Object oriented action. In K.M Bennett & U. Castiello (Eds), *Insights into the reach to grasp movement*, Elsevier, Amsterdam, 3-15.

Jeannerod, M., Decety, J., Michel, F. (1994). Impairment of grasping movements following a bilateral posterior parietal lesion. *Neuropsychologia*, 32(4): 369 - 380

- Jeannerod, M., Arbib, M.A., Rizzolatti, G., Sakata, H. (1995). Grasping objects: the cortical mechanisms of visuomotor transformations. *Trends in Neuroscience*, 18(7), 314 – 320.
- Jeannerod, M., Paulignan, Y., Weiss, P. (1998). Grasping an object: one movement, several components. *Novartis Foundation Symposium*, 218, 5-16; discussion 16-20. Review.
- Jeannerod, M. (1999). Visuomotor channels: Their integration in goal-directed prehension. *Human Movement Science*, 18, 201-218.
- Johansson, R.S. Westling, G. (1988). Coordinated isometric muscle commands adequately and erroneously programmed for the weight during lifting task with precision grip. *Experimental Brain Research*, 71(1): 59-71.
- Johnson, A.E., Coirini, H., Kaalstrom, L, Wiesel, F.A. (1994). Characterization of dopamine receptor binding sites in the subthalamic nucleus. *NeuroReport*, 5: 1836 – 1838.
- Kamakura, N., Matsuo, M., Ishii, H., Mitsuboshi, F., Miura, Y. (1980). Patterns of static prehension in normal hands. *American Journal of Occupational Therapy*, 7: 437 – 445.
- Kaneko, S., Hikida, T., Watanabe, D., Ichinose, H., Nagatsu, T., Kreitman, R.J., Pastan, I., Nakanishi, S. (2000). Synaptic integration mediated by striatal cholinergic interneurons in basal ganglia function. *Science*, 289: 633–637.
- Kang, S., B., Ikeuchi, K., (1997). Toward automatic robot instruction from perception : mapping human grasps to manipulator grasps. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 13(1):81-95.
- Kawaguchi, Y., Wilson, C.J., Augood, S.J., and Emson, P.C. (1995). Striatal interneurons: chemical, physiological and morphological characterization. *Trends in Neurosciences*, 18: 527–535.
- Kawato, M. (1992). Optimization and learning in a neural network for formation and control of coordinated movements. In D.Mayer & D. Kornblum (Eds), *Attention and Performance XIV: Synergies in experimental psychology, artificial intelligence and cognitive science*. Cambridge MA, MIT Press, 283 – 301.
- Kawato, M., Maeda, Y., Uno, Y., Suzuki, R. (1990). Trajectory formation of arm movement by cascade neural network model based on minimum torque-change criterion. *Biological Cybernetics*, 62: 275 – 288.
- Kerr, J., Roth, R. (1986). Analysis of multifingered hands. *The International Journal of Robotics Research*, 4: 3-17

Kimura, M., Matsumoto, N., Okahashi, K., Ueda, Y., Satoh, T., Minamimoto, T, Sakamoto, M., Yamada, H. (2003). Goal-directed, serial and synchronous activation of neurons in primate striatum. *NeuroReport*, 14(6): 799-802.

Kita, H., Kosaka, T., and Heizmann, C.W. (1990). Parvalbumin-immunoreactive neurons in the rat neostriatum: a light and electron microscopic study. *Brain Research*, 536: 1–15.

Koós, T., Tepper, J.M. (1999). Inhibitory control of neostriatal projection neurons by GABAergic interneurons. *Nature Neuroscience*, 2:467–472.

Koos, T., and Tepper, J.M. (2002). Dual cholinergic control of fast-spiking interneurons in the neostriatum. *Journal of Neuroscience*, 22: 529–535.

Kramer, M.A. (1991). Nonlinear principal component analysis using autoassociative neural networks. *AIChE Journal*, 37 (2): 233 – 243.

Kreiss, D.S., Anderson, L.A., Walters, J.R. (1996). Apomorphine and dopamine D1 receptor agonists increase the firing rates of subthalamic nucleus neurons. *Neuroscience*, 72: 863 – 876.

Kuperstein, M. (1991). INFANT Neural Controller for Adaptive Sensory – Motor Coordination. *Neural Networks*, 4(2): 131-146.

Kuperstein, M. (1988). Neural model of adaptive hand-eye coordination for single postures. *Science*, 239: 1308 – 1311.

Kwan, H.C., MacKay, W.A., Murphy, J.T., Wong, Y.C. (1978). Spatial organization of precentral cortex in awake primates. II. Motor outputs. *Journal of Neurophysiology*, 41: 1120–1131.

Lee, C., Yangsheng, X. (1996). Online, interactive learning of gestures for human/robot interfaces. En *Proceedings del IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol 4, pp 298 – 2987, Minneapolis, MN.

Lee, C. (2000). Learning reduced – dimension models of human actions. Tesis Doctoral CMU – RI – TR – 00 – 17. The Robotics Institute. Carnegie Mellon University. Pittsburgh, PA.

Lemon, R., Mantel, G., Muir, R. (1986). Corticospinal facilitation of hand muscles during voluntary movements in the conscious monkey. *Journal of Physiology*, 381: 497-527.

Levy, R., Hazrati, L.M., Herrero, M.T., Vila, M., Hassani, O.K., Mouroux, M., Ruberg, M., Asensi, H., Agid, Y., Feger, J., Obeso, J.A., Parent, A, Hirsh, E.C. (1996). Re – evaluation of the functional anatomy of the basal ganglia in normal and parkinsonian states. *Neuroscience*, 76: 335 – 343.

Luppino, G., Murata, A., Govoni, P., Matelli, M. (1999). Largely segregated parietofrontal connections linking rostral intraparietal cortex (areas AIP and VIP) and ventral premotor cortex (areas F5 and F4). *Experimental Brain Research*, 128, 181 – 187.

MacNeilage, P.F. (1970). Motor control of serial ordering of speech. *Psychological Review*, 77: 182-196.

Marteniuk, R.G., Leavitt, J.L., MacKenzie, C.L., Athenes, S. (1990). Functional relationships between grasp and transport components in a prehension task. *Human Movement Science*, 9: 149 - 176

Marteniuk, R.G., Bertram, C.P. (1999). On Achieving Strong Inference in Prehension Research. *Motor Control*, 3 (3): 272-275

Mason, C.R., Gomez, J.E., Ebner, T.J. (2001). Hand synergies during reach-to-grasp. *Journal of Neurophysiology* 86(6): 2896 – 2910

Mascaro, M., Battaglia-Mayer, A., Nasi, L., Amit, D.J., Caminiti, R.(2003). The eye and the hand: neural mechanisms and network models for oculomanual coordination in parietal cortex. *Cerebral Cortex*, 13(12):1276-86.

Medendorp, W.P, Goltz, H.C, Crawford, J.D, Vilis, T.(2005). Integration of target and effector information in human posterior parietal cortex for the planning of action. *Journal of Neurophysiology*, 93(2):954-62.

Mel, B.W. (1991). A connectionist model may shed light on neural mechanism for visually guided reaching. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3: 273 – 292

Messier, J., Kalaska, J.F. (2000). Covariation of primate dorsal premotor cell activity with direction and amplitude during a memorized-delay reaching task. *Journal of Neurophysiology*, 84: 152 - 165

Molina Vilaplana, J., Feliu, J., López Coronado, J. (2002). A neural model of spatio temporal coordination in prehension. *Lecture Notes in Computer Science*, 2415: 9 – 14

Molina-Vilaplana, J., Pedreño-Molina, J.L., López Coronado, J. (2004). Hyper RBF model for accurate reaching in redundant robotic systems. *Neurocomputing*, 61,: 495 – 501.

Morasso, P. (1981). Spatial control of arm movements. *Experimental Brain Research*, 42, 223-227.

Morris, G., Nevet, A., Bergman, H. (2003). Anatomical funneling, sparse connectivity and redundancy reduction in the neural networks of the basal ganglia. *Journal of Physiology*, 97: 581-589.

- Mottet, D., Bootsma, R. J. (2001). The dynamics of rhythmical aiming in 2D task space: relation between geometry and kinematics under examination. *Human Movement Science*, 20, 213-41.
- Moussa, M. A., Kamel, M. S. (1998). An Experimental approach to robotic grasping using a connectionist architecture and generic grasping functions. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics- Part C: Applications and Reviews*, 28(2): 239-253.
- Murata, A., Gallese, V., Kaseda, K., Sakata, H. (1996). Parietal neurons related to memory guided hand manipulation. *Journal of Neurophysiology*, 75: 2180 – 2186
- Murata, A., Fadiga, L., Fogassi, L., Gallese, V., Raos, V., Rizzolatti, G. (1997). Object representations in the ventral premotor cortex of the monkey. *Journal of Neurophysiology*, 78: 2226–2230.
- Murata, A., Gallese, V., Luppino, G., Kaseda, K., Sakata, H. (2000). Selectivity for the shape, size and orientation of objects for grasping in neurons of monkey parietal area AIP. *Journal of Neurophysiology*, 83: 339 – 365.
- Mussa-Ivaldi, F.A., Hogan, N., Bizzi, E. (1985). Neural, mechanical and geometric factors subserving arm posture. *Journal of Neuroscience*, 5, 2732-2743.
- Napier, J. R. (1956). The prehensile movements of the human hand. *Journal of Bone and Joint Surgery*, 38B, 902-913.
- Newell, K. M., Scully, D. M., Tenebaum, F., Hardinman, S. (1989). Body Scale and the Development of Prehension. *Developmental Psychobiology*, 22(1), 1-13.
- Nisembaum, K.L., Kitai, S.T., Crowley, W.R., Gerfen, C.R. (1994). Temporal dissociation between changes in striatal enkephalin and substance P messenger RNAs following striatal dopamine depletion. *Neuroscience*, 60: 927 – 937
- Omohundro, S. (1987). Efficient algorithms with neural network behavior. *Complex Systems*, 1: 273.
- Oldfield, R.C. (1971). The assessment and analysis of handedness: the Edinburgh inventory. *Neuropsychologia*, 9: 97 – 113.
- Parent, A., Lavoie, B. (1993). Dopaminergic innervation of the basal ganglia in normal and parkinsonian monkeys. En J.S. Schneider & M. Gupta (Eds), *Current's concepts in Parkinson's disease research*. Toronto: Hans Ruber, pp. 403 – 414.
- Passingham, R. (1993). *The frontal lobes and voluntary action*. Oxford: Oxford U. Press.
- Paulignan, Y., MacKenzie, C.L., Materniuk, R.G., Jeannerod, M. (1990). The coupling of arm and finger movements during prehension. *Experimental Brain Research*, 79, 431 – 435.

Paulignan, Y., MacKenzie, C.L., Materniuk, R.G., Jeannerod, M. (1991a). Selective perturbation of visual input during prehension movements.1. The effects of changing object position. *Experimental Brain Research*, 83, 502 – 512.

Paulignan, Y., Jeannerod, M., MacKenzie, C.L., Materniuk, R.G., (1991b). Selective perturbation of visual input during prehension movements.2. The effects of changing object size. *Experimental Brain Research*, 87, 407 – 420.

Paulignan, Y., Jeannerod, M. (1996). Prehension Movements: The visuomotor channels hypothesis revisited. In A.M. Wing, P. Haggard & J.R. Flanagan (Eds), *Hand and Brain: The neurophysiology and psychology of hand movements*. Academic Press, New York, 265-282.

Paulignan, Y., Frak, V.G., Toni, I., Jeannerod, M. (1997). Influence of object position and size on human prehension movements. *Experimental Brain Research*, 114, 226 – 234.

Pelisson, D., Prablanc, C., Goodale, M.A., Jeannerod, M. (1986) Visual control of reaching movements without vision of the limb. II. Evidence of fast unconscious processes correcting the trajectory of the hand to the final position of a double-step stimulus. *Experimental Brain Research*, 62: 303-311.

Piaget, J. (1952). *The Origins of Intelligence in Children*. International Universities Press. New York. 1952.

Poggio, T, Torre, V., Koch, C. (1985). Computational vision and regularization theory. *Nature*, 317: 314 – 319.

Poggio, T. Girosi. F. (1989). A theory of networks for approximation and learning. AI Memo No. 1140, Massachusetts Institute of Technology.

Poggio, T. Girosi. F. (1990a). A theory of networks for learning. *Science*, 247: 978 – 982.

Poggio, T. Girosi. F. (1990b). Extension of a theory of networks for approximation and learning: dimensionality reduction and clustering. A.I. Memo 1167, Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts Institute of Technology.

Pons J. L., Ceres, R., Pfeiffer. (1999). Multifingered dextrous robotic hands design and control: a review. *Robotica*, 17(6): 661-674.

Pouget. A., Snyder, L.H. (2000). Computational approaches to sensorimotor transformations. *Nature* 3 :1192 – 1198.

Prablanc, C., Echallier, J.F., Komilis, E. Jeannerod, M. (1979) Optimal response of eye and hand motor systems in pointing at a visual target. I. Spatio-temporal characteristics of eye and hand movements and their relationships when varying the amount of visual information. *Biological Cybernetics*, 35:113-124

Rezzoug, N., Gorce, P. (2001). A Neural Network Architecture to Learn Hand Posture definition. Proceedings of the IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Tucson, AZ, 5, 3013-3018.

Rizzolatti, G., Camarda, R., Fogassi, L., Gentilucci, M., Luppino, G., Matelli, M. (1988). Functional organization of inferior area 6 in the macaque monkey. II. Area F5 and the control of distal movement. *Experimental Brain Research*, 71, 491–507.

Rizzolatti, G., Gentilucci, M. (1988). Motor and visual – motor functions of the premotor cortex. In P. Rakic, y W. Singer (Eds): *Neurobiology of Neocortex*. Wiley, Chichester, pp. 269 – 284.

Rosenbaum, D.A., Meulenbroek, R.J.G., Vaughan, J., Elsinger, C. (1999). Approaching Grasping From Different Perspectives. *Motor Control*, 3 (3): 289-297

Rosenbaum, D.A., Marchak, F., Barnes, H.J., Vaughan, J., Slotta, J.D., Jorgensen, M.J. (1990). Constraints for action selection. Overhand versus underhand grips. In: *Motor representation and control, Attention and Performance XIII*, M. Jeannerod, Ed, Erlbaum, Hillsdale pp. 321-342

Sakata, H., Taira, M., Murata, A., Mine, S. (1995). Neural mechanisms of visual guidance of hand action in the parietal cortex of the monkey. *Cerebral Cortex*, 5: 429 – 438.

Saling, M., Mescheriakov, S., Molokanova, E., Stelmach, G.E., Berger, M. (1996). Grip reorganization during wrist transport: the influence of an altered aperture. *Experimental Brain Research*, 108, 493-500.

Santello, M., Soechting, J.F. (1997). Matching object size by controlling finger span and hand shape. *Somatosensory and Motor Research*, 14: 203–212.

Santello, M., Soechting, J.F. (1998). Gradual molding of the hand to object contours. *Journal of Neurophysiology*, 79:1307-1320

Santello, M., Flanders, M., Soechting, J.F. (1998). Postural hand synergies for tool use. *Journal of Neuroscience*, 18: 10105-10115

Santello, M., Flanders, M., Soechting, J.F. (2002). Patterns of hand motion during grasping and the influence of sensory guidance. *Journal of Neuroscience*, 22(4): 1426-1435

Sato, K.C., Tanji, J. (1989). Digit-muscle responses evoked from multiple intracortical foci in monkey precentral motor cortex. *Journal of Neurophysiology*, 62: 959–970.

Scarpa, M., Castiello, U. (1994). Perturbation of a prehension movement in Parkinson's disease. *Movement Disorders*, 9(4): 415 – 425.

Schaal, S. (2003). Arm and hand movement control. In M. Arbib (Ed.), *The handbook of brain theory and neural networks*, 2ed. Cambridge, MA: MIT Press, pp. 110 – 113.

Schettino, L., Rajaraman, V., Jack, D., Adamovich, S., Sage, J., Poizner, H. (2003). Deficits in the evolution of hand preshaping in Parkinson's disease. *Neuropsychologia*, 42: 82 – 94.

Schieber, M., Hibbard, L.S. (1993). How somatotopic is the motor cortex hand area? *Science*, 261: 489–492.

Schieber, M., Poliakov, A.V. (1998). Partial inactivation of the primary motor cortex hand area: effects of individuated finger movements. *Journal of Neuroscience*, 18: 9038–9054.

Schieber, M. (1999). Somatotopic gradients in the distributed organization of the human primary motor cortex hand area: evidence from small infarcts. *Experimental Brain Research*, 128: 139–148.

Simoneau, M., Paillard, J., Bard, C., Teasdale, N., Martin, O., Fleury, M, Lamarre, Y. (1999). Role of the feedforward command and reafferent information in the coordination of a passing prehension task. *Experimental Brain Research*, 128: 236 – 242

Smeets, J.B., Brenner, E. (1999). A new view on grasping. *Motor Control*, 3: 237 – 271.

Steenbergen, B (1999). What Can Be Learned From Smeets and Brenner's Model About the Control of Grasping? *Motor Control*, 3 (3): 302-306

Stokbro, K., Umberger, D.K., Hertz, J.A. (1990). Exploiting neurons with localized receptive fields to learn chaos. *Complex Systems*, 4: 603 – 622.

Strick, P.L., Preston, J.B. (1978). Multiple representation in the primate motor cortex. *Brain Research*, 54: 366–370.

Sutton, R. S. (1988). Learning to Predict by the Methods of Temporal Differences. *Machine Learning*, 3: 9-44.

Taha, Z., Brown, R., Wright, D. (1997) Modelling and simulation of the hand grasping using neural networks. *Medical Engineering and Physiology*, 19(6): 536-538.

Taira, M., Mine, S., Georgopoulos, A., Murata, A., Sakata, H. (1990). Parietal cortex neurons of the monkey related to the visual guidance of hand movement. *Experimental Brain Research*, 83: 29 – 36.

- Taneë, J., Boussaoud, D., Boyer-Zeller, N., Roullier, E. (1995). Direct visual pathways for reaching movements in the macaque monkey. *Neuroreport*, 7(1): 267-272.
- Tepper, J.M., Koós, T., Wilson, C.J. (2004). GABAergic microcircuits in the neostriatum. *Trends in Neurosciences*. 27 (11): 662-669.
- Tikhonov, A.N., Arsenin, V.Y. (1977). Solutions of ill – posed problems. W.H. Winston (Ed). Washington, D.C.
- Timman, D., Stelmach, G.E., Bloedel, J.R. (1996). Grasping component alterations and limb transport. *Experimental Brain Research*, 108, 486-492.
- Ulloa, A., Bullock, D. (2003). A neural network simulating human reach-grasp coordination by continuous updating of vector positioning commands. *Neural Networks*, 16: 1141-1160.
- Uno, Y., Kawato, M., & Suzuki, R. (1989) Formation and control of optimal trajectories in human multijoint arm movements. Minimum torquechange model. *Biological Cybernetics*, 61, 89 -101.
- Uno, Y., Fukumura, N., Suzuki, R., Kawato, M. (1993). Integration of Visual and Somatosensory Information for Preshaping Hand in Grasping Movements. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 5: 311-318.
- Uno, Y., Fukumura, N., Suzuki, R., Kawato M. (1995). A Computational Model for Recognizing Objects and Planning Hand Shapes in Grasping Movements. *Neural Networks*, 8(6): 839-851.
- Vila, M., Levy, R., Herrero, M.T., Ruberg, M., Faucheux, B.A., Obeso, J.A., Agid, Y., Hirsch, E.C. (1997). Consequences of nigrostriatal denervation on the functioning of basal ganglia in human and non-human primates: An in situ hybridization study of cytochrome oxidase subunit I mRNA. *Journal of Neuroscience*, 17: 765-773.
- Wallace, S.A, Weeks, D. (1988). Temporal constraints in the control of the prehensile movement. *Journal of Motor Behavior*, 20(2): 81-105.
- Wallace, S.A., Weeks, D.L., Kelso, J.A.S. (1990). Temporal constraints in reaching and grasping behavior, *Human Movement Science*, 9, 69-93.
- Wang, J., Stelmach, G.E (1999). Temporal and Spatial Relationship Between Reaching and Grasping. Commentary on A New View on Grasping. *Motor Control*, 3 (3): 307-311
- Weiss, P., Stelmach, G.E., Hefter, H. (1997). Programming of a movement sequence in Parkinson's disease. *Brain*, 120: 91- 102

Wenger, K., Musch, K., Mink, J. (1999). Impaired reaching and grasping after focal inactivation of globus pallidus pars interna in the monkey. *Journal of Neurophysiology*, 82: 2049 – 2060.

Wilson, C.J., Groves, P.M. (1980). Fine structure and synaptic connections of the common spiny neuron of the rat neostriatum: a study employing intracellular injection of horseradish peroxidase. *Journal of Comparative Neurology*, 194: 599 - 615

Wing, A.M., Fraser, C. (1983). The contribution of the thumb to reaching movements. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 35A, 297 – 309.

Wing, A.M., Turton, A., Fraser, C. (1986). Grasp size and accuracy of approach in reaching. *Journal of Motor Behavior*, 18, 245-260.

Winges, S.A., Weber, D.J, Santello, M. (2003). The role of vision on hand preshaping during reach to grasp. *Experimental Brain Research*, 152: 489-498

Wise, S.P., Murray, E.A. (2000). Arbitrary associations between antecedents and actions. *Trends in Neural Sciences*, 23: 271 – 276

Woelfl, K., Pfeiffer, F. (1995). Grasp strategies for a dextrous robotic hand. In V. Graefe (Ed.), *Intelligent Robots and Systems*. Elsevier Science B.V., pp. 259-277

Wolpert, D.M, Ghahramani, Z., Jordan, M.I. (1994). Perceptual distortion contribute to the curvature of human reaching movements. *Experimental Brain Research*, 98, 153-156.

Zaal, F.T., Bootsma, R.J (1993). Accuracy demands in natural prehension. *Human Movement Science*, 12, 339-345.

Zaal, F., Bootsma, R., van Wieringen, P (1998). Coordination in prehension. Information-based coupling of reaching and grasping. *Experimental Brain Research*, 119: 417-435.