

## Análisis de comportamiento de agentes neuronales evolutivos ante perturbaciones externas e internas

Mg. Marcelo A. Tosini  
Facultad de ciencias Exactas  
Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires  
Tandil (7000) – Buenos Aires – Argentina  
Tel/Fax: (+54) 2293 439680  
Email: [mtosini@exa.unicen.edu.ar](mailto:mtosini@exa.unicen.edu.ar)

### Resumen

La aplicación de controladores neuronales evolucionados genéticamente a dispositivos robóticos reales requiere prestar especial atención a las perturbaciones externas que influyen la percepción y movimientos del robot.

Se propone en este trabajo un análisis de la influencia de distintos tipos de perturbaciones en controladores evolucionados con diferentes parámetros estructurales o temporales y su efecto sobre la performance final y el grado de cumplimiento de las tareas asignadas al controlador.

El estudio se realiza sobre controladores evolucionados para la resolución de un problema clásico de discriminación de objetos. Dichos controladores son sometidos a la influencia de ruidos en sus entradas y salidas, entrenados con distintos grados de reacción y probados en ambientes con perturbaciones en los objetos a discriminar.

De esta manera, se pretende obtener información acerca del comportamiento de los agentes robóticos ante distintos eventos que pueden presentarse en un escenario real. Esta información puede ser relevante en el diseño de controladores implementados en hardware y sometidos a la influencia de ruidos tanto en sensores y actuadores como interferencias eléctricas que afecten directamente a las neuronas del controlador.

### Palabras clave

Robótica evolutiva, redes neuronales de tiempo continuo, análisis de robustez, ruido neuronal

## 1. Introducción

La robótica evolutiva, entendida como la aplicación de técnicas de evolución genética para entrenar controladores neuronales en determinadas tareas, se ha orientado en los últimos tiempos al aspecto teórico de la disciplina dejando de lado el punto de vista de la ingeniería [1]. Esta orientación de las investigaciones a dado buenos resultados manifestados sobre todo en estudios teóricos en la complejidad de las tareas realizadas y en el ámbito de la aproximación simbólica a los problemas [2] [3].

Aún así, es de interés el estudio de las problemáticas asociadas a controladores aplicables a dispositivos robóticos reales en hardware. Justamente en este entorno se debe atender a factores asociados colateralmente al problema central que maneja el controlador y que están relacionados con disrupciones producidas por interferencias eléctricas (o de otra índole) en los sensores, en los actuadores (motores o circuitos de control de los mismos) o del propio ambiente (diferencias entre el comportamiento del ambiente real y el modelo simulado) [4] [5].

Desde el punto de vista del diseño del controlador los diferentes ruidos se incluyen en las ecuaciones que modelan la red neuronal de control en tres puntos diferentes: 1) como componente aditiva a los valores aportados por los sensores; 2) como factor (coeficiente de fricción de los motores, ruido mecánico o ruido eléctrico amplificado por los controladores de los motores) o 3) como ruido adicionado al modelo de cada neurona.

El ruido propio del ambiente se puede definir ya sea como perturbaciones del escenario real que no se pueden modelar correctamente en el entorno simulado o como ruido propio eventual del escenario real. En este último caso el modelo debe ser capaz de generar situaciones en las que no existe perturbación y otras en las que la perturbación puede aparecer eventualmente en algún momento del experimento.

Varios autores han trabajado el tema de la influencia del ruido (u otro tipo de incertezas) en el comportamiento intrínseco de controladores neuronales genéticamente evolucionados. Di Paolo en [6] plantea básicamente que para capturar todas las características del problema en un controlador es necesario considerar todos los aspectos subyacentes – ruidos, incertezas- puesto que la simplificación del modelo al excluir alguno de ellos aumenta el riesgo de obtener controladores buenos pero más frágiles.

En [7] Gallardo analiza el tema de la generación de trayectorias aplicando entrenamiento evolutivo y plantea soluciones al problema de la incertidumbre en el comportamiento de los sensores y actuadores reales mediante la incorporación de un factor de ruido gaussiano en las ecuaciones que manejan un controlador para la realización de trayectorias óptimas en un escenario con obstáculos. Los resultados muestran que las soluciones obtenidas en ambientes con ruido son menos óptimas que aquellas sin ruidos ya que los controladores se ven forzados a alejarse más de los obstáculos a fin de esquivarlos con seguridad. Aún así todos los controladores cumplen su objetivo primario de recorrer el escenario en un tiempo cercano al mínimo.

Beers [3] hace un extenso análisis del ruido en sistemas neuronales que reciben información sensorial para la toma de decisiones y la coordinación sensorimotora. En particular analiza la influencia de ruido en la interacción visual y motora (movimiento de la mano) para llegar al objetivo de tomar un objeto. Para esta problemática considera la existencia de varias fuentes de ruido o incertezas. Por un lado aquellas en el sistema de visión respecto de la posición real del objeto y por otro las propias del sistema propioceptivo que introducen errores propios del sistema motor. Estas últimas fuentes de incertezas deben entenderse como la diferencia entre la posición de la mano deseada (ordenada) por el sistema nervioso central (SNC) y la posición real de la mano debido a cualquier influencia que afecte al sistema muscular, sistema nervioso periférico, etc. Beers también analiza la influencia de un tercer tipo de incerteza que es la que surge de la captación que el sistema visual (con ruido) realiza de la posición de la mano (también con ruido). Esto genera un tipo

de incerteza de mas alto nivel en el que la posición exacta de la mano no se conoce exactamente debido a no se puede inferir directamente si los errores de posición de la misma provienen del sistema de visión o del sistema de propiocepción o, en último caso, de ambos.

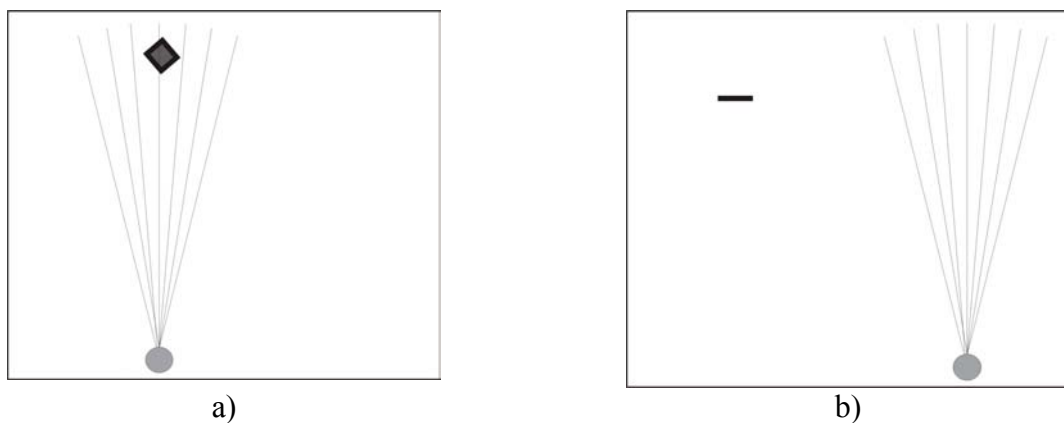
En todos los casos el ruido está presente en el nivel inferior (nivel neuronal), mientras que la manera en que las tareas son realizadas se ve a alto nivel (nivel de comportamiento). Esto indica que es siempre necesario considerar los efectos a nivel neuronal a fin de entender su influencia sobre el nivel comportamental.

La siguiente sección describe el modelo utilizado para las pruebas el cual esta basado en los experimentos planteados en [8] por Randall Beer. En la sección tres se muestran los experimentos realizados sometiendo el modelo general a la influencia de distintas perturbaciones en las entradas y salidas, así como también a ruidos en los objetos del escenario. Se presentan los resultados y se realiza una discusión de los mismos con un análisis comparativo entre las distintas pruebas realizadas a fin de obtener conclusiones que permitan su aplicación futura en ambientes reales.

## 2. Modelo evolutivo y ambiente de simulación

El modelo utilizado es la tarea clásica de discriminación entre objetos. Un agente, con capacidad de movimiento horizontal y situado en la base de un escenario de 400 por 350 unidades, se evoluciona para detectar objetos cayendo verticalmente desde la parte superior del escenario (Figura 1). La función del agente es capturar objetos de un tipo (diamantes) y evadir los de un segundo tipo (líneas).

El agente tiene un cuerpo circular de 30 unidades de diámetro con 7 sensores frontales de distancia distribuidos sobre un ángulo visual de  $\pi/6$ . La intersección entre el haz de un sensor y un objeto causa la inyección en la correspondiente neurona sensora de un valor inversamente proporcional a la distancia entre dicho objeto y el sensor. El valor inyectado es 10 para objetos a distancia cero del agente y 0 para objetos situados a la máxima distancia (300 unidades).



**Figura 1.** Ambiente de simulación. Un agente con 7 sensores frontales de distancia y capacidad de desplazamiento horizontal. a) Tarea de captura de objetos tipo diamante. b) evasión de objetos tipo línea.

El modelo neuronal del agente consiste de 7 neuronas de entrada (conectadas a cada sensor) y conectadas a su vez a 2 neuronas motoras a través de una capa oculta de 5 neuronas totalmente interconectadas (Figura 2). El modelo completo responde a una red neuronal recurrente de tiempo continuo tipo CTRNN (continuous Time Recurrent Neural Network) con las siguientes ecuaciones de estado:

$$\frac{\partial y}{\partial t} i = \frac{1}{\tau_i} (-y_i + (I_i + rs_i)) \quad \text{Para las 7 neuronas de entrada (i = 1..7)} \quad (1)$$

$$\frac{\partial y}{\partial t} i = \frac{1}{\tau_i} [-y_i + \sum_{j=1}^7 w_{ij} \sigma(g_j(y_j + \theta_j)) + rn_i] \quad \text{Para las 5 neuronas ocultas (i = 1..5)} \quad (2)$$

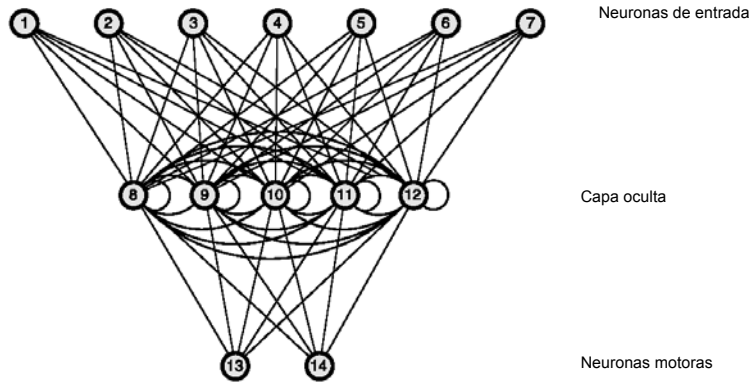
$$y_i = \sigma(g_j(y_j + \theta_j)) \quad \text{Para las 2 neuronas motoras (i = 1..2)} \quad (3)$$

siendo  $y_i$ , el estado de la  $i$ -ésima neurona;  $\tau_i$  la constante de tiempo;  $w_{ij}$ , la magnitud de la conexión de la neurona  $j$  a la neurona  $i$ ;  $\sigma(x)$ , la función de activación logística estandar:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-g(x+\theta)}} \quad (4)$$

con bias  $\theta$ ; ganancia  $g$ ;  $I_i$  las magnitudes de las 7 entradas de sensores; y  $rs_i$  y  $rn_i$  valores de ruido aleatorio de entrada y neuronal respectivamente (usados en los diferentes experimentos).

En todos los casos se uso el método de integración de Euler con pasos de integración dependientes de cada experimento y una constante de tiempo  $\tau_i$  igual a 1.0.



**Figura 2.** Modelo neuronal de los controladores. Consiste de una capa de entrada de siete neuronas conectadas a los sensores, una capa interna de cinco neuronas completamente interconectadas y dos neuronas de salida que proveen las magnitudes de desplazamiento a izquierda o derecha del agente.

Los objetos caen a velocidad constante desde posiciones iniciales  $(x,y)$  siendo  $x$  un valor aleatorio en el rango  $[-50,50]$  e  $y$  un valor al azar en el rango  $[250,300]$ . La posición del agente queda determinada por la ecuación:

$$x\_agente_{i+1} = x\_agente_i + (S_1 - S_2) \times vel\_agente \times rm_i \times h \quad (5)$$

Siendo  $x\_agente$  la posición horizontal del agente;  $S_1$  y  $S_2$  las salidas de las neuronas motoras;  $h$  el paso de integración y  $rm_i$  el ruido aleatorio de la salida en el tiempo  $i$ .

### 3. Experimentos

En todos los experimentos se evolucionó a los controladores durante 2500 generaciones del algoritmo genético con una población de 200 individuos. Cada individuo fue sometido a 3 pruebas obteniendo su performance como promedio de ellas. La performance refleja porcentualmente la distancia horizontal del agente cuando los objetos (un diamante o una línea) llegan a la altura del mismo (distancia vertical en 15 unidades). De este modo, la mejor performance corresponderá a un agente que se aproxime a distancia 0 de un diamante y se aleje a distancia 100 de una línea.

Para todos los casos el algoritmo genético generó individuos con genotipo de longitud 47 (los pesos, bias y ganancias de la CTRNN) en el rango  $[-5; 5]$ , con una probabilidad de cruzamiento de 0.2, selección de 2 individuos para cruzamiento y mutación proporcional con desviación de 0.05.

En este entorno se realizaron 3 grupos de experimentos a fin de comprobar el comportamiento del modelo ante diferentes parámetros de ruido que se resumen en la tabla siguiente.

Grupo	Análisis	Experimentos	Descripción
1	Ruido neuronal	$r_n = 0.05$ $r_n = 0.2$ $r_n = 0.6$ $r_n = 1.0$	Controlador no reactivo $h = 0.01$ conexiones inter neuronales
		$r_n = 0.05$ $r_n = 1.0$	Controlador reactivo $h = 1.0$ sin conexiones inter neuronales
2	Ruido entrada/salida	$r_s = [0;3.0]$ $r_m = [0;3.0]$	Controlador no reactivo $h = 0.1$ Ruidos de entrada/salida aleatorio en rango...
		$r_s = [0;10.0]$ $r_m = [0;10.0]$	
3	Ruido ambiente	$r_a = [-1.0;1.0]$	Controlador no reactivo $h = 0.2$
		$r_a = [-1.0;1.0]$	Controlador reactivo $h = 1.0$ sin conexiones inter neuronales

**Tabla 1.** Experimentos realizados. La tabla muestra los 3 tipos generales de experimentos orientados a probar el comportamiento del modelo ante la influencia de ruidos neuronales, de entrada/salida o en el ambiente. Los valores  $r_n$ ,  $r_s$  y  $r_m$  son los ruidos incluidos en las ecuaciones 1, 2 y 5 respectivamente; el valor  $r_a$  representa el nivel de ruido sobre la posición horizontal de los objetos cuando caen. El parámetro  $h$  representa el paso de integración.

Para el grupo 1 el ruido neuronal se modela como una interferencia aleatoria en rangos  $[-r_n/2; r_n/2]$ . Se evolucionaron 2 tipos de controladores: *no reactivos*, en los que se usó un paso de integración ( $h$ ) dos grados de magnitud mas chico que la constante de tiempo  $\tau$  en una red CTRNN totalmente interconectada; y *reactivos*, con  $h = 1$  y una red neuronal sin conexiones interneuronales en la capa oculta.

En el grupo 2 se evolucionaron controladores con rangos de ruidos aleatorios en los sensores y en los motores. Los primeros, con ruidos en el rango  $[0; 3.0]$  representan perturbaciones de 30% en la función normal del componente comprometido (sensores o motores). Los segundos, con interferencias aleatorias de hasta 100%, modelan perturbaciones severas en la funcionalidad de los componentes. En caso de las entradas, una interferencia de 100% sobre los valores leídos por los sensores representa que el controlador percibe al objeto en diferentes posiciones verticales en cada

paso de tiempo de hasta 300 unidades. Particularmente, el controlador puede recibir información confusa que perturbe tanto la forma como la altura a la que se encuentra el objeto, y de este modo, es de suponer que confunda ambos tipos de objetos.

El tercer grupo de experimentos modela el caso de perturbaciones en el ambiente que pueden influir en las decisiones que realiza el agente en su tarea de capturar diamantes y evadir líneas.

A fin de probar la performance de los controladores se realizaron dos tipos de experimentos. En el primer tipo, se evolucionaron controladores *no reactivos* y *reactivos* con objetos que alteran su desplazamiento horizontal en algún momento aleatorio de su caída. Esta alteración se modeló como un cambio del signo del valor de la posición horizontal respecto del centro del escenario (desplazamiento 0.0).

En el segundo tipo de experimentos se modeló un desplazamiento horizontal zigzagueante de los objetos a partir de un punto aleatorio de su caída. Esto es, el objeto cae con un desplazamiento  $x$  determinado y fijo hasta la mitad de su altura original. A partir de ese momento su posición  $x$  comienza a variar aleatoriamente en un rango  $[-1;1]$ .

La hipótesis de trabajo para los controladores evolucionados en estos ambientes es que los mismos pierden capacidad de predicción de la posición en la que estarán los objetos y, por ende, su performance decaerá.

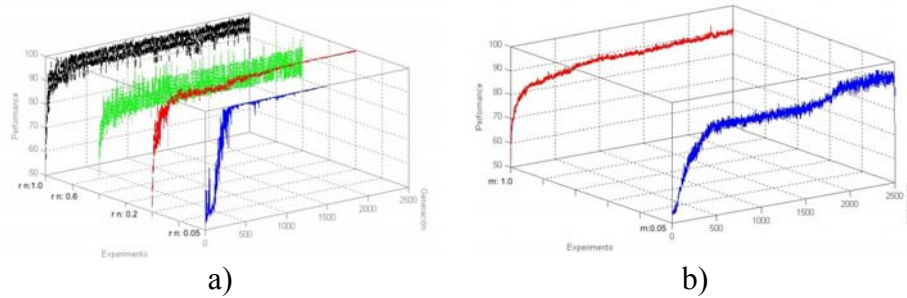
#### 4. Resultados y discusión

En la fase de prueba de los controladores evolucionados para todos los experimentos se sometió a los agentes a 41 objetos de cada tipo (diamantes y líneas) cayendo desde posiciones horizontales en el rango  $[-20;20]$ , puesto que los agentes siempre comienzan su búsqueda en el centro del escenario (desplazamiento 0 horizontal).

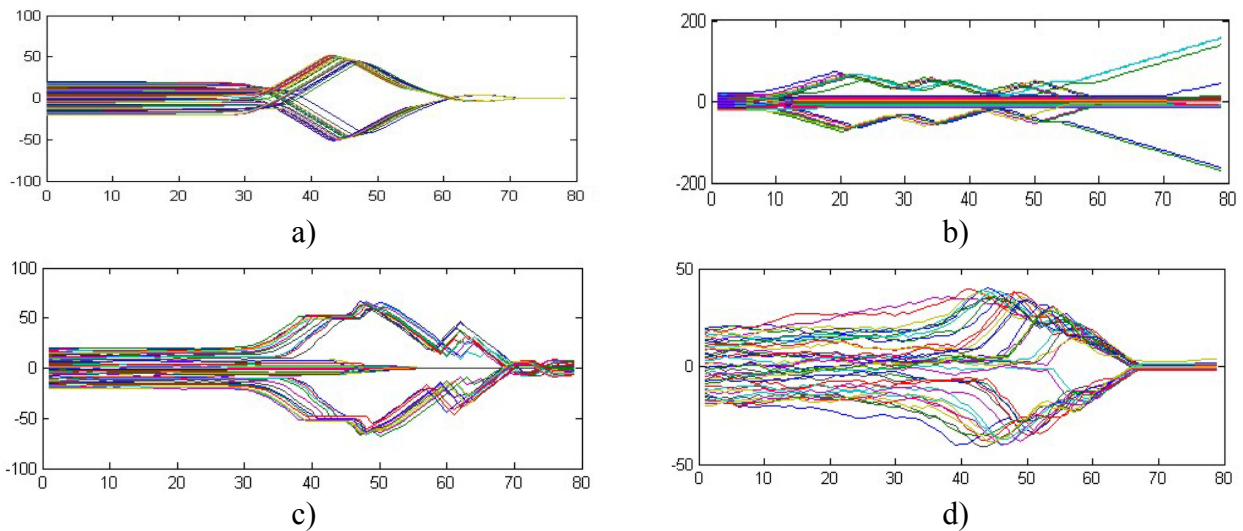
La figura 3 muestra las performances obtenidas para el primer grupo de experimentos. En todos los casos, los controladores *no reactivos* mostraron performances superiores al 99%, mientras que los *reactivos*, aún para niveles de ruido no tan altos como en el caso anterior, tuvieron peor desempeño. De hecho, en el caso de niveles de ruido en rango  $[0;0.1]$  la performance baja a 93%.

La capacidad de discriminación entre objetos de los controladores de este primer grupo se observa en la figura 4. En 4-a) y 4-b) se ve el desempeño de los 2 controladores extremos con ruidos neuronales de 0.05 y 1.0 respectivamente. En el primer caso el controlador puede capturar todos los objetos con un comportamiento similar de búsqueda para cada uno. Al aumentar el ruido neuronal el controlador pierde capacidad de discriminación, como se nota en la figura 4-b), con un comportamiento diferente para objetos cayendo de distintas posiciones y eventos de “no captura” de algunos de ellos.

En figura 4-c) y 4-d) se observa el comportamiento de los controladores reactivos. En ambos casos la capacidad de captura de los objetos se mantiene aunque el comportamiento del controlador es más errático. Esto último se debe a que los agentes son reactivos puros y, por ende, carecen de memoria temporal que amortigüe su movimiento.



**Figura 3.** Performances de los controladores sometidos a ruido neuronal. a) Controladores no reactivos con ruidos neuronales ( $r_n$ ) de 0.05; 0.2; 0.6 y 1.0. Los 2 primeros casos (0.05 y 0.2) muestran altas performances de 99.99 y 99.90. Los otros 2 (0.6 y 1.0), performances de 99.04 y 99.70. b) controladores reactivos con ruidos neuronales de 0.05 y 0.1 y performances de 98.87 y 93.31.



**Figura 4.** Tarea de discriminación de objetos para 41 diamantes en controladores no reactivos y reactivos sometidos a ruido neuronal. El eje  $x$  representa el tiempo y el eje  $y$  la distancia horizontal de los objetos respecto del agente. a) controlador no reactivo con  $h = 0.05$  y  $r_n = 0.05$ ; b) controlador no reactivo con  $h = 0.05$  y  $r_n = 1.0$ ; c) controlador reactivo con  $h = 1.0$  y  $r_n = 0.05$ ; d) controlador reactivo con  $h = 1.0$  y  $r_n = 0.1$ ;

En el segundo grupo de experimentos se evolucionó y testeó controladores con ruidos de entrada y salida variando aleatoriamente en 2 tipos de rangos:  $[0; 3]$ ,  $[0; 10]$ . De esta manera fue posible realizar comparaciones entre controladores puros (sin interferencias de entrada y salida) sometidos a niveles de ruido y controladores entrenados con ruido de entrada/salida testeados en entornos “sin” y “con” interferencia. En este experimento se evolucionó solamente controladores *no reactivos* con  $h = 0.1$ . El uso de pasos de integración mas chicos extendía severamente los tiempos de entrenamiento y prueba de los controladores por lo que se tomó el valor de  $h$  mencionado como caso de compromiso.

Los resultados de estos experimentos se aprecian en las figuras 5 y 6. En figura 5 se muestran las performances obtenidas para 3 de los casos, considerados representativos: entrenamiento del controlador con ruido en entrada y salida en rango  $[0; 3]$  testado sin ruido (figura 5-a) y con ruido en rango  $[0; 5]$  (figura 5-b); y entrenamiento y prueba del controlador con ruido en rango  $[0; 10]$  (figura 5-c).

De la figura 5-a) se puede concluir que el comportamiento del agente no se ve afectado en cuanto a su funcionalidad, aún más, el perfil de la figura muestra mejor convergencia que en el caso del

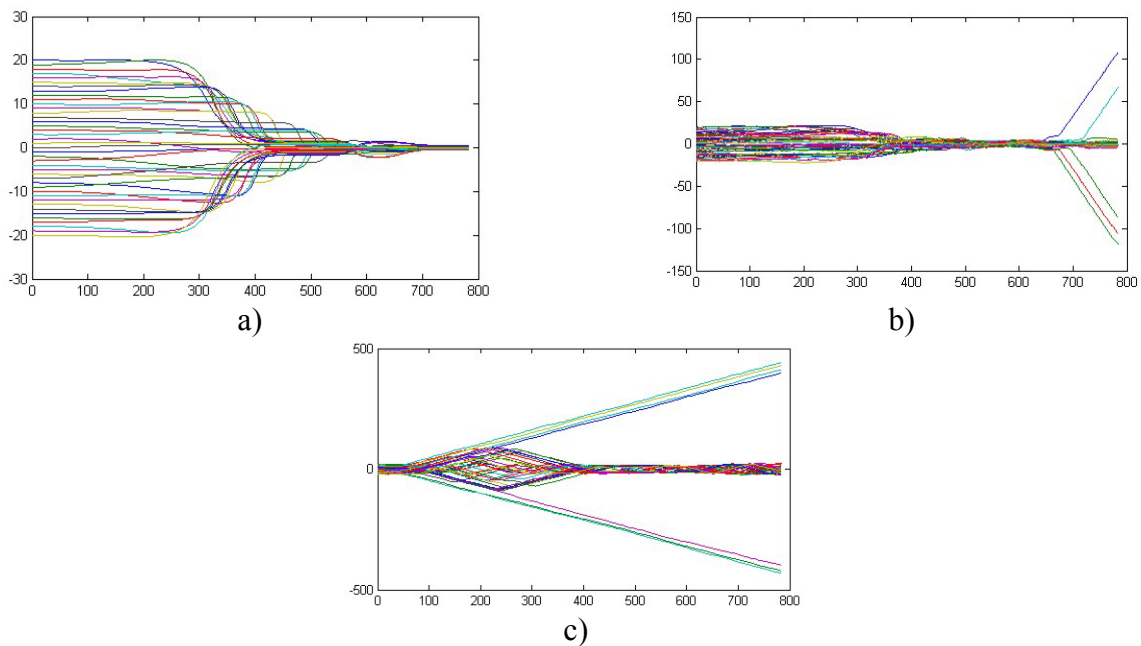
agente de la figura 4-a) donde el controlador se aleja de los objetos (aproximadamente en la mitad de su caída) antes de converger gradualmente a distancia mínima. Esto no sucede en el controlador entrenado con ruido de figura 5-a).

A fin de analizar la influencia de los 2 ruidos (entrada y salida) en los controladores obtenidos, se los sometió a un test integrado con los ruidos aleatorios de entrada y de salida desde 0 a 5.0 con incrementos de 0.1 (ó 0.2, según el caso). Para cada uno se calculó la performance promedio de 100 controladores evaluando 6 objetos (3 diamantes y 3 líneas) cada controlador.

Los resultados se pueden ver en la figura 6, con un controlador entrenado con  $r_s = 3.0$  y  $r_m = 3.0$  y probado con niveles de ruido en sensores y motores en rango  $[0; 10]$  (figura 6-a) y en rango  $[0; 5]$  (figura 6-b); y un controlador entrenado con ruidos en rango  $[0; 10]$  y probado en el mismo rango.

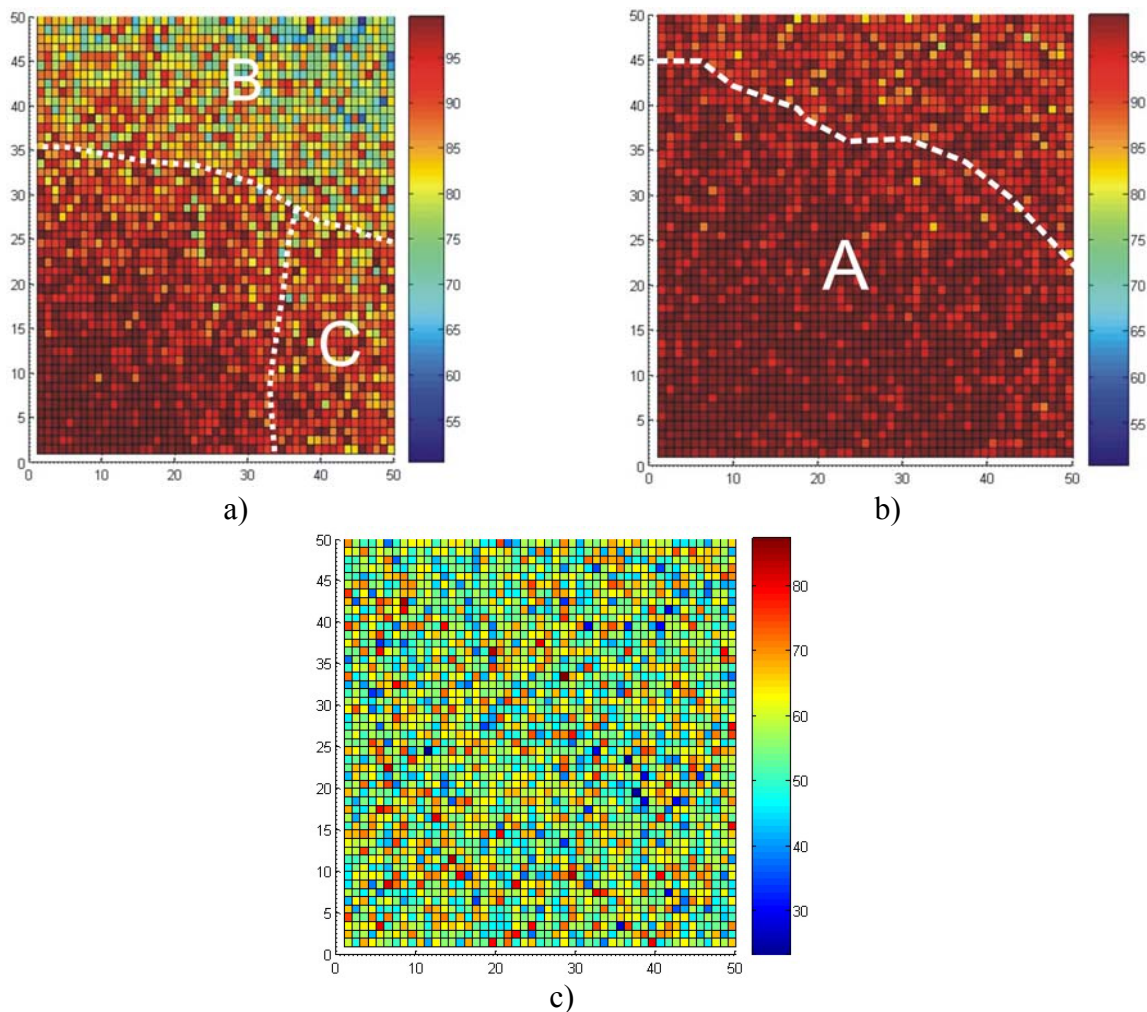
El controlador de la figura 6-b es robusto en casi todo el espectro de ruidos a los que se lo sometió con performances mayoritariamente superiores al 97% en la zona A y mayoritariamente superiores al 93% para todos los rangos de ruido testeados. La figura 6-a muestra, sin embargo, que con niveles de ruido de sensores mayores a 5.0 la performance se deteriora sensiblemente (zona B). No ocurre lo mismo con valores de ruido alto en los motores donde la performance se encuentra mayoritariamente entre 90 y 98% (zona C).

Por último, la performance decae fuertemente en el controlador entrenado con niveles de ruido de entrada/salida en el rango  $[0; 10]$  como se aprecia en la figura 6-c), en donde la performance promedia el 50%.



**Figura 5.** Tarea de discriminación de los 41 diamantes en controladores sometidos a ruido en sensores y motores. El eje  $x$  representa el tiempo y el eje  $y$  la distancia horizontal de los objetos respecto del agente. a) y b) controlador no reactivo entrenado con ruido de entrada/salida en rango  $[0;3]$ . En a) el controlador se prueba en un entorno sin ruido; en b) se prueba con ruido en rango  $[0; 5]$ . c) Controlador entrenado con ruido de entrada/salida en rango  $[0;10]$  y testeado en el mismo rango de ruido.





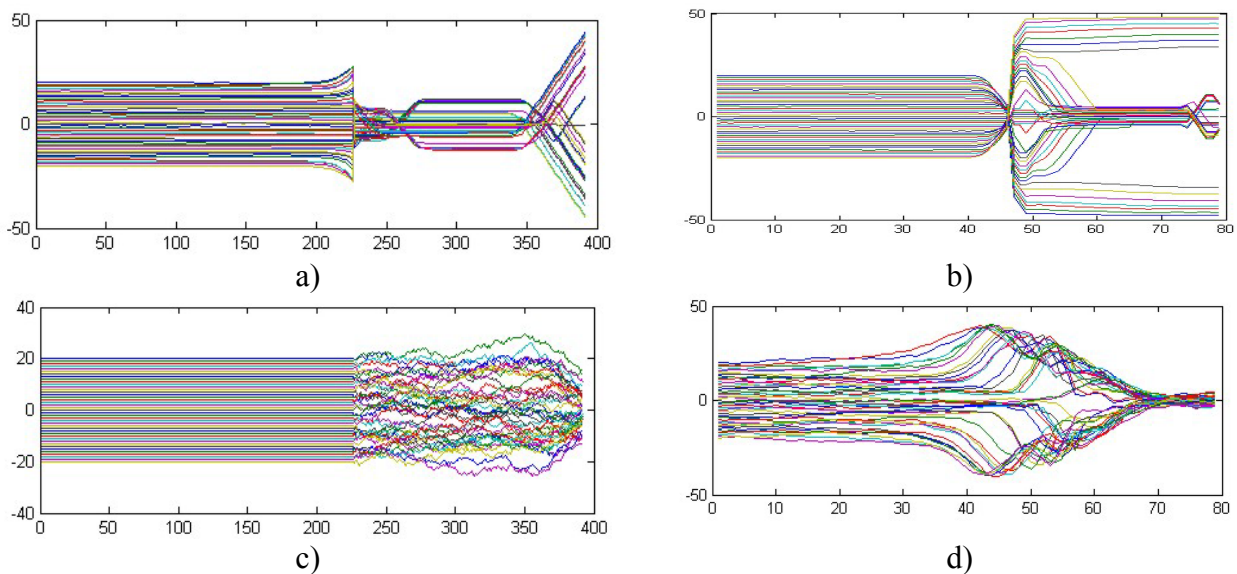
**Figura 6.** Performances medidas para controladores sometidos a ruidos de entrada y salida desde 0 hasta 5.0 con incrementos de 0.1 ó 0.2. El eje x representa el nivel de ruido de salida y el eje y el nivel de ruido de entrada. Cada punto de las gráficas representa el valor de performance obtenido como promedio de 100 pruebas de cada controlador con 6 objetos en cada una. a) controlador entrenado en rango de ruido [0; 3] y probado en rango [0; 10]. b) Mismo controlador de a) pero probado con ruidos en rango [0; 5] y c) controlador entrenado y probado con ruidos en rango [0;10].

Los resultados de los experimentos de ruido del ambiente se discuten a continuación. La figura 7 muestra el comportamiento de los agentes para los 2 tipos de experimentos realizados. Sometidos a objetos que varían drásticamente su posición ninguno de los controladores (figuras 7-a y 7-b) logró una performance aceptable -68% para *no reactivos* y 65% para *reactivos*-.

Los controladores entrenados y testados con objetos de trayectoria ondulante presentaron un comportamiento diferente a los del caso anterior. De hecho, si bien la performance del controlador *no reactivo* (72%) no fue significativamente superior a su antecesor, si mejoró la correspondiente al controlador *reactivo* que fue de 92%. Esto se observa claramente en las figuras 7-c) y 7-d).

Para los controladores de figuras 7-a) y b) el cambio de posición se produce cuando el agente comienza a percibir el objeto en más de un sensor. De esta manera, el controlador comienza a percibir el tipo de objeto y a definir su estrategia de captura o evasión que se manifiesta por un incremento de velocidad de sus motores. Por esta razón, el controlador *no reactivo* (con memoria de sus eventos pasados) no logra volver a capturar a tiempo las características del diamante y lo evade en la mayoría de los casos. Esto no pasa con el controlador *reactivo* (7-b) que tiene éxito en más casos de captura.

El comportamiento de los agentes de las figuras 7-c) y 7-d) es un tanto diferente. En este caso, si bien el agente *no reactivo* no logra capturar efectivamente a los objetos (diamantes) debido a su movimiento errático, aún conserva memoria del tipo de objeto y no lo evade. Es justamente en este caso donde el comportamiento del controlador *reactivo* es mayor puesto que al no tener memoria de los eventos pasados, puede reaccionar más rápido a los cambios aleatorios de posición del objeto y capturarlo más efectivamente.



**Figura 7.** Comportamiento de discriminación de controladores en escenarios con ruido ambiente. a) controlador *no reactivo* entrenado con  $h = 0.2$  y objetos alternando su posición horizontal a la mitad de su recorrido. b) controlador *reactivo* y objetos con similar comportamiento al caso anterior. c) y d) Los controladores (*no reactivo* y *reactivo* respectivamente) se entrenan y evalúan con objetos con un comportamiento de zigzag a partir de la mitad de su recorrido.

## 5. Conclusiones

Se analizó la influencia de interferencias externas en el comportamiento de un agente evolucionado genéticamente. Se tomó como caso de prueba un modelo usado extensamente en la literatura cual es el de discriminación de objetos. Este modelo tiene una complejidad determinada, ya que los agentes deben lograr la capacidad de cumplir dos tareas implícitas: captura de algunos objetos y evasión de otros.

Se presentó una serie de experimentos destinados a evaluar el desempeño de los distintos controladores en entornos expuestos a diferentes perturbaciones que afecten el comportamiento original de los mismos. Los experimentos se organizaron en tres grupos que sometieron a los controladores a influencia de ruidos a nivel de sus neuronas; en sus interfaces de entrada y salida; y en el ambiente de trabajo. En los experimentos se analizó el desempeño en agentes *no reactivos* y *reactivos* a fin de obtener resultados en función de la capacidad de memoria del controlador.

Los controladores *reactivos* mostraron mejoras en su desempeño en escenarios sometidos a ruido neuronal y perturbaciones del ambiente frente a los *no reactivos*. Esto es, de alguna manera, esperable ya que los primeros no almacenan las influencias de los ruidos en su sistema nervioso y adaptan (o corrigen) mas rápidamente errores generados en estados anteriores. Por el contrario, los

controladores *no reactivos* intentan modelar el comportamiento aleatorio del ruido conjuntamente con el aprendizaje del problema de discriminación en desmedro de su desempeño final.

Sometidos a ruidos en sensores y motores, los controladores mostraron un comportamiento aceptable con performances altas que se degradan a medida que aumenta el ruido. En las figuras 6-a) y 6-b) se observa que esta degradación depende más de las perturbaciones en sensores que en los motores. Una hipótesis aceptable para este comportamiento es suponer que el ruido en sensores no solo afecta la percepción de distancia agente-objeto sino que además perturba la percepción de la forma de los objetos confundiendo al agente en la captura/evasión de diamantes y líneas.

## 6. Referencias

- [1] Nolfi, S.; Adaptation as a more powerful than decomposition and integration: Experimental evidences from evolutionary robotics. In P.K. Simpson (Ed.), Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE 98), New York: IEEE Press, 141-146, 1998.
- [2] Nolfi, S., Floreano, D.; Learning and evolution. *Autonomous Robots*, 7(1): 89-113, 1999
- [3] Van Beers, R. J., Baraduc, P. and Wolpert, D.; Role of uncertainty in sensorimotor control. *Philosophy Transaction, The Royal Society*, 357, 1137-1145, July 2002.
- [4] Ott, H.; Noise reduction techniques in electronic systems, John Wiley & Sons, 1998.
- [5] Balcells, J. et al.; Interferencias electromagnéticas en sistemas electrónicos, Macrombo, 1992.
- [6] Di Paolo, E. and Harvey, I.; Decisions and noise: The scope of evolutionary synthesis and dynamical analysis, *International society for Adaptive Behavior*, Vol 11 (4): 284-288, 2003.
- [7] Gallardo, D., Colomina, O., Flórez, F., Rizo, R.; Generación de trayectorias robustas mediante computación evolutiva. SCETA 97, Seminario sobre computación evolutiva: teoría y aplicaciones. Torremolinos (Malaga), Noviembre 1997.
- [8] Beer, R.; The dynamics of active categorical perception in a evolved model agent. *International Society for Adaptive Behavior*, Vol 11(4): 209-243, 2003.