

CONTROL DE NAVEGACIÓN HÍBRIDO SOBRE ROBÓTICA EVOLUTIVA

Oscar E. Goñi

Instituto INTIA/Grupo INCA
Universidad Nacional del Centro de la provincia de Buenos Aires
Tandil 7000, Argentina
ogoni@exa.unicen.edu.ar

y

Nelson Acosta

Instituto INTIA/Grupo INCA
Universidad Nacional del Centro de la provincia de Buenos Aires
Tandil 7000, Argentina
nacosta@exa.unicen.edu.ar

Resumen

En este trabajo se presenta un sistema de control híbrido para navegación robótica. El sistema combina el enfoque clásico de control mediante campos potenciales [1] como control deliberativo y la metodología de la robótica evolutiva para el control reactivo. La coordinación entre ambos es lograda mediante el uso de un neuro-controlador genéticamente evolucionado. Este es entrenado dentro de un entorno conocido a priori pero dinámico, situación que provoca que la coordinación deba ser ajustada en cada situación. Dicho ajuste se justifica ya que dentro de un ambiente conocido, el controlador reactivo debe ser quien guíe al robot mientras que en uno estático el robot tiene un camino planificado hacia el objetivo y representado en un campo potencial. El sistema es desarrollado y probado dentro de un entorno simulado. Las pruebas realizadas usando dicha combinación muestran una navegación segura dentro de todo el ambiente. El desconocimiento a priori de caminos en ciertos sectores no resulta un problema en la navegación, situación que afirma lo expuesto en [1] y satisface los objetivos del presente trabajo.

Palabras claves: campos potenciales, coordinación de comportamientos, robótica evolutiva, navegación robótica

1 Introducción

La Robótica Evolutiva (RE) es una nueva metodología para la creación automática de robots autónomos [3]. Inspirado en el principio Darwiniano de la reproducción selectiva del más apto es posible ver a los robots como organismos artificiales que pueden desarrollar sus propias habilidades sin la intervención humana. Relacionado principalmente con aspectos biológicos, son utilizadas redes neuronales, algoritmos genéticos, sistemas dinámicos e ingeniería computacional para llevar a cabo el proceso de control robótico. Algunas de las características presentes en los robots desarrollados con dicha metodología, al igual que los sistemas biológicos simples, involucran características de robustez, simplicidad, flexibilidad y modularidad [3,7]. La RE genera comportamientos del tipo reactivo, los cuales demuestran buen desempeño en ambientes desconocidos y desestructurados tanto en entornos simulados como en evolución sobre robots reales [14].

Por otra parte, basándose en el comportamiento de dos cargas eléctricas o magnéticas, el uso de campos potenciales virtuales para evasión de obstáculos es introducido en [2] y mejorado por [1]. En estos trabajos se realiza un análisis profundo de limitaciones y alcance del método. Estos describen el robot, el objetivo y los obstáculos como cargas de energía eléctrica, causando que cargas de igual signo se repelan (robot - robot y robot - obstáculos), mientras que cargas de distinto signo se atraigan (robot - objetivo). Esta metodología se encuadra dentro de la robótica deliberativa, dado que el robot debe conocer su propia posición exacta dentro del entorno, la disposición de objetivos y obstáculos dentro de este y disponer de un camino claro hacia el objetivo. Dichos trabajos han demostrado que la metodología logra buenos resultados en la navegación sobre ambientes conocidos.

En [9] se estudia el planteo de una problemática similar a la expuesta en el presente trabajo. Su resolución es abordada mediante el uso de campos potenciales en el control deliberativo mientras que técnicas de lógica difusa hacen lo propio con el control reactivo.

Con el objetivo general de resolver la problemática de navegación en un ambiente parcialmente conocido, el presente trabajo estudia e implementa un sistema de coordinación genéticamente evolucionado. Como parte de dicho sistema, los comportamientos reactivos se encargan de guiar al robot cuando se desconoce el ambiente o surgen imprevistos en el plan de navegación, mientras que el control deliberativo sugiere el recorrido desde una posición cualquiera del entorno hacia el objetivo. El propósito de dicha combinación es obtener un sistema de navegación híbrida que sea capaz de alcanzar el objetivo tanto en ambientes conocidos como en aquellos que no lo son. Para esto es necesario que el controlador sea capaz de discernir entre las acciones motoras propuestas por ambos controles en ambientes donde la posición de algunos obstáculos son fijas y otras no lo son. Un sistema de coordinación neuronal genéticamente evolucionado es propuesto tanto para seleccionar comportamientos sencillos como para la aceptación de sugerencias del control deliberativo.

En las *secciones 2 y 3* se presentan el control reactivo y el deliberativo de manera separada, indicando en cada sección la configuración utilizada así como su desempeño de manera autónoma. La coordinación de ambos controles es explicada en la *sección 4*, mientras que en la *sección 5* los resultados experimentales de la estructura planteada son expuestos. Finalmente, se expresan las conclusiones y futuros trabajos en la *sección 6*.

2 Controlador reactivo

Los controladores reactivos se caracterizan particularmente en la idea de dotar al robot con una colección de distintos comportamientos simples. La generación de comportamientos complejos emerge directamente de la interacción entre el ambiente y dichos comportamientos [4]. Por tal motivo es necesario un mecanismo de coordinación adecuado que determine el peso relativo de los comportamientos según una situación determinada. En la presente sección, se exponen algunas alternativas para lograr este objetivo. En particular, se describen características comunes a los comportamientos sencillos así como su coordinación para lograr un comportamiento complejo.

2.1 Comportamientos sencillos

Un comportamiento sencillo se describe como una tarea básica que puede realizar el robot donde el control de los actuadores depende solamente del estado de los sensores y no de situaciones previas. Un controlador de estas características debe contar con una estructura computacional que soporte las prestaciones de mapear el estado de los sensores con actividades motrices. Las redes neuronales artificiales han sido ampliamente usadas en desarrollo de controladores para navegación robótica [3,5,6,7]. Estos componentes reciben el nombre de neuro controladores. Las redes neuronales poseen

neuronas interconectadas interconexiones llamadas *sinapsis*. Cada una de estas se encuentra correctamente ajustada para lograr un comportamiento final deseado.

Sin embargo, el ajuste de tales pesos no es una tarea trivial debiendo contar con conocimiento experto previo o bien poseer algún mecanismo automático que realice tal tarea. Es por eso que tanto en cada comportamiento sencillo como en la etapa de coordinación (descritos en secciones posteriores) se utiliza un proceso evolutivo artificial para el correcto ajuste de dichos pesos. Basándose en el algoritmo SAGA de Harvey [8] pero con cromosomas de longitud fija, los controladores son entrenados siguiendo los principios biológicos de selección natural. En el *Apéndice I* se explica brevemente el proceso evolutivo seguido para la creación automática de Neuro-Controladores. Como se explicara oportunamente, el sistema de control posee una parte reactiva que aprovecha su característica de ser eficiente en ambientes desconocidos. La selección de comportamientos reactivos está basada en el trabajo de [7]. Allí se realiza un análisis de minimalidad en la elección de comportamientos cognitivos. Dichos comportamientos son denominados comportamientos básicos o mínimos y son: *fototaxis* (movimiento hacia la luz) y *evasión de obstáculos*. Cada uno de estos es implementado de manera independiente con un neuro-controlador ajustado dentro del proceso evolutivo artificial anteriormente mencionado. Una vez obtenido el valor de desempeño deseado, se congelan los pesos sinápticos característicos para ese comportamiento. A continuación se describen brevemente los comportamientos planteados junto con las funciones de Fitness adoptadas para cada uno:

- *Fototaxis*: capacidad del robot de alcanzar un objetivo lumínico.¹ La referencia bibliográfica utilizada para esta parte del trabajo fue [5]. La función de fitness Φ_1 se interpreta como:

$$\Phi_1 = k \cdot (1 - i) \quad (1)$$

donde k es proporcional al valor promedio de la medición de los sensores frontales del robot e i es el valor absoluto de la diferencia entre la actividad de los dos nodos motores, representando el ángulo de desviación expresado en radianes. Por lo tanto, una desviación es válida si no excede 1 radian. De esto se puede inferir que la función Φ_1 es maximizada cuando el robot se desplace en línea recta en dirección hacia la luz y el promedio de luz recibida es cercano a uno.

- *Evasión de Obstáculos*: Es la habilidad del robot de evadir objetos al momento de moverse hacia un punto particular del entorno. La medida del fitness Φ_2 es equivalente a la usada en [5] y se calcula de la siguiente manera:

$$\Phi_2 = z \cdot (1 - \sqrt{\Delta z}) \cdot (1 - j) \quad (2)$$

donde z es la diferencia entre el valor de salida de los nodos motores m_1 y m_2 (véase Fig. 1) y expresa el ángulo de desviación respecto de la trayectoria del robot en radianes ($-2 \leq z \leq 2$); Δz es el valor absoluto de la diferencia algebraica de la activación de los nodos motores m_1 y m_2 , maximizando $(1 - \sqrt{\Delta z})$ cuando ambas activaciones son iguales. El término $(1 - \sqrt{\Delta z})$ acrecienta pequeñas diferencias de los nodos motores; $(1 - j)$ corresponde a la diferencia entre el máximo valor de activación posible (valor 1) y el máximo valor sentido j considerando los sensores infrarrojos de proximidad del robot.

¹ En términos generales se refiere a la habilidad del robot de aproximarse a un objetivo, en este caso es lumínico ya que se dispone de sensores con tal capacidad, aunque podría ser de cualquier otro tipo, por ejemplo un objeto de color

2.2 Coordinación

Con la finalidad de lograr comportamientos complejos se debe contar con una estructura de coordinación de comportamientos simples adecuada. En este trabajo caso se utiliza una red del tipo Feed Forward de $2*c$ entradas, donde c es la cantidad de comportamientos que se desea coordinar y 2 salidas, una por motor. Tal como se advierte en la *Sección 2.1*, la tarea de ajustar los pesos de dicha red no es una tarea trivial, razón por la cual se utiliza la metodología de evolución genética. En este caso la función de fitness Ω está compuesta por:

$$\Omega = (\phi_i * \phi_t) \quad (3)$$

Indicando el producto que al maximizarse ambas funciones, se maximiza Ω . En general una función de fitness para coordinar c comportamientos viene dada por la expresión:

$$\Omega_c = \sum_0^c w_i (\phi_i * \phi_t) \quad (4)$$

Donde c es la cantidad de comportamientos a coordinar, ϕ_i la función de fitness de la i -ésima función, w_i es el peso asociado a esa combinación de comportamientos, $0 < w_i < 1$ y corresponde a cuanta importancia posee esa combinación de comportamientos. Técnicamente, se puede decir que la búsqueda de valores w_i ad-hoc hace que el mecanismo requiera de conocimiento experto humano, contradiciendo en cierto sentido su cualidad de método automático. ϕ_i Indica la función de fitness del comportamiento objetivo en este caso Ω_1 .

Dado que solo se plantea la experiencia con dos comportamientos, el valor de w_i es uno ya que la combinación de comportamientos es única. Sin embargo en la sección 3 se plantea la necesidad de generalizar la cantidad de comportamientos, aunque en este caso ficticios.

3 Metodología de los campos potenciales

Para el desarrollo de la metodología de los campos potenciales, se sigue una aproximación común (al igual que en electrostática) donde la magnitud de una fuerza virtual es dependiente del cuadrado de la distancia entre el robot y el obstáculo. La dirección de la fuerza es la recta imaginaria que une el obstáculo y el robot. En este trabajo, el tipo de obstáculos utilizados son, al igual que los objetivos, de forma cilíndrica. En [11] se tratan diversos casos donde la morfología del obstáculo afecta a la dirección de la fuerza. El sentido de ésta depende si el objeto en cuestión es un obstáculo (repulsiva) o bien una fuente de luz (atractiva). En el *Apéndice I* se plantean los fundamentos matemáticos para la metodología propuesta.

De esta manera si la posición de cada objeto es conocida a priori, es posible calcular los vectores resultantes dentro del ambiente, de manera tal de proveer constantemente al robot de la dirección a seguir, la magnitud de la velocidad y el sentido de avance.

4 Control híbrido

Tal como enuncia [9], dentro de un ambiente totalmente conocido y donde sus obstáculos no cambian de posición, el control del robot mediante campos potenciales asegura un camino hacia el objetivo. Por otro lado, en un ambiente dinámico y desconocido, el control reactivo ha demostrado ser el más efectivo [10]. En este trabajo el ambiente propuesto es un intermedio entre ambos, por lo cual un control híbrido es implementado. En tal situación las características del entorno planteado son:

- Objetos en movimiento
- Objetos que desaparecen
- Objetos que aparecen

De esta manera, el ambiente pasa a ser parcialmente conocido y semi estático.

Para realizar un control híbrido es necesario coordinar el mando entre el control deliberativo (en casos que el ambiente es conocido y sin obstáculos) y el control reactivo (ambiente dinámico y desconocido) Un esquema clásico de Subsumisión [4] es la primera propuesta para la selección. Sin embargo este enfoque requiere de conocimiento experto en el tema, lo que implica intervención humana en el desarrollo del controlador.

Al igual que en la coordinación de comportamientos sencillos, un enfoque evolutivo automatiza el proceso. En este caso es necesario introducir una estructura que coordine entre el control reactivo y el deliberativo, lo que implicaría nuevamente evolucionar otra red neuronal. Sin embargo es posible ver al control que proporcionan los campos potenciales como un comportamiento sencillo más. A este tipo de tarea se denomina seudo comportamiento. De esta manera, la coordinación planteada en la *sección 2.2* posee dos tareas reactivas mas un comportamiento deliberativo o seudo comportamiento. Analizando el impacto de incorporar esta nueva modificación se puede concluir que no se influye sobre la función de fitness Ω planteada debido a que ϕ continúa con el objetivo de lograr una navegación segura. Sin embargo se podrían introducir cambios de manera tal que minimice recorridos, aunque esto queda para un futuro trabajo.

5 Desarrollo experimental

Con el objetivo de probar el controlador desarrollado, se utiliza un entorno simulado simple. El modelo del robot pertenece a un robot Khepera[®].

Configuración de la Red Neuronal (RNA)	
Tipo	Feed Forward
Neuronas de entrada	8
Neuronas en capa oculta	6
Neuronas de salida	2
Configuración de la evolución	
Generaciones	300
Corridas	10
(Pasos / Corrida)	200
Individuos	30
Operadores Genéticos	Mutación: 5%, Selección: 50%, Elitismo: 5 primeros

Tabla 1 – Resumen de la configuración de la experiencia

5.1 Configuración topológica utilizada

Las redes neuronales utilizadas en este trabajo son del tipo perceptrón multicapa con una topología Feed Forward. Inicialmente las capas externas son las que involucran interacción con el ambiente. En particular los sensores alimentan constantemente a las neuronas de entrada mientras que las de salida controlan la velocidad de los actuadores. Por simplicidad, en este trabajo, una neurona es alimentada solamente por un sensor. Por otro lado, una neurona de salida define la velocidad de un solo actuador.

En un trabajo previo [12] se utilizó un esquema donde una neurona de salida controlaba la velocidad del actuador mientras que otra hacía lo propio con el ángulo de desviación del robot. Si bien la topología utilizada es la misma, vale aclarar que ambos controladores se encuentran ajustado con distintos valores.

De este modo, la cantidad de neuronas que se encuentran en las capas externas es fija debido a que la configuración del robot no varía durante su funcionamiento. Con el objetivo de desarrollar sistemas simples, al igual que algunos sistemas biológicos, se utiliza una sola capa intermedia con 6 neuronas fijas. La interconexión es total entre una capa y su inmediata, no existiendo conexiones recurrentes a nivel de neurona ni de capa.

5.2 Configuración genética

Cada red Neuronal es una representación fenotípica de un cromosoma. En este caso, cada uno de los alelos del cromosoma representa un peso sináptico de la red neuronal. Basado en la topología descrita en la sección anterior, un cromosoma tiene una longitud de 60 alelos, cuya representación es un número en el rango $[-1,1]$. Cada robot de una generación representa a un individuo de la población y es sometido a 10 corridas en entornos diferentes, donde su desempeño promedio es evaluado para ser luego rankeado con los demás pobladores. Al final de cada generación, se aplica un elitismo a los 5 primeros individuos, es decir, los cinco robots que mejor desarrollaron la tarea son quienes competirán con los nuevos robots. Utilizando la información genética de la mitad de la población, se simula el proceso de selección natural de los más aptos. Haciendo uso de su material genético, nuevos pobladores son creados como copias mutadas de estos. Siguiendo los lineamientos de [8], no se utiliza el operador de cruce para obtener nuevos pobladores. El controlador final se considera entrenado luego de las 300 generaciones. Esta cantidad es impuesta de acuerdo a experiencias en pruebas anteriores.

5.3 Configuración del ambiente

En las pruebas que a continuación se describen, se utiliza un modelo simulado del Robot Khepera [15].

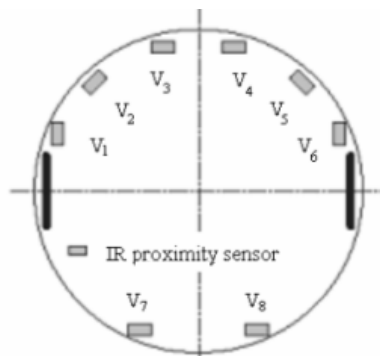


Figura 1 – Disposición de sensores del

La figura 1 muestra la disposición de sensores de dicho robot. Para la evolución del comportamiento de evasión de obstáculos se utilizan diez objetos obstáculo en el ambiente y ningún objeto lumínico. La presencia de este último en una prueba dentro de un ambiente simulado no afecta a la misma².

Independientemente, se evalúa un controlador dentro de un ambiente libre de obstáculos y con un único objeto lumínico. Una vez congelados los comportamientos sencillos se plantea la configuración del

² En un ambiente real puede suceder que una fuente de luz afecte a los valores leídos por los sensores de proximidad.

entorno para evolucionar la coordinación entre dos tareas sencillas y un pseudo comportamiento deliberativo. En este caso, el entorno posee las siguientes características:

- 10 Objetos fijos: Se plantea el entorno con esta cantidad, se computa el recorrido mediante el campo potencial y luego se cambia de lugar o se eliminan aleatoriamente 5 obstáculos. Con esto se asegura que los valores que el campo potencial brindará no siempre serán tomados en cuenta.
- 1 Objeto lumínico: la fuente de luz es única y está en un lugar conocido y fijo.

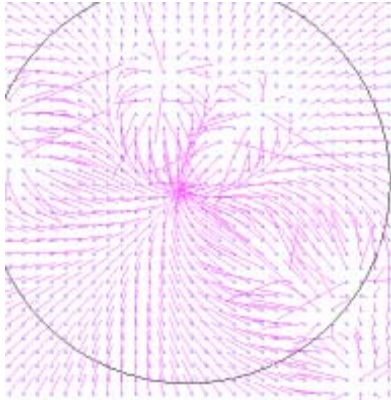


Figura 2 – Campo potencial para el Entorno 1

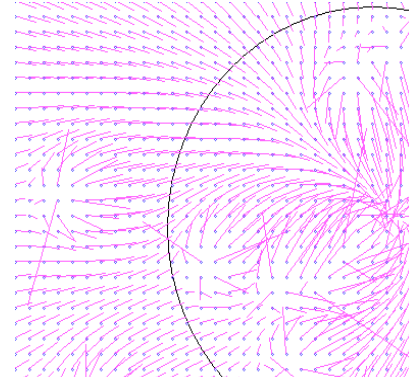


Figura 3 – Campo potencial para el entorno 2

Luego se realiza la evolución siguiendo el procedimiento establecido en la *Sección 2.1* y descrito en el *Apéndice II*.

En las pruebas realizadas se obtienen controladores que logran recorridos como los que se muestran en las figuras 4 y 5. Puede observarse, además, los entornos luego de las modificaciones. En estos se presentan las características del entorno anteriormente planteadas. Los cuadros grises representan obstáculos que no han sufrido cambios en su posición. Los cuadros con cruces indican objetos que han cambiado su posición, mientras que los negros representan obstáculos en una nueva posición y no tenidos en cuenta en el cálculo del recorrido. La circunferencia indica el área de incidencia de la luz.

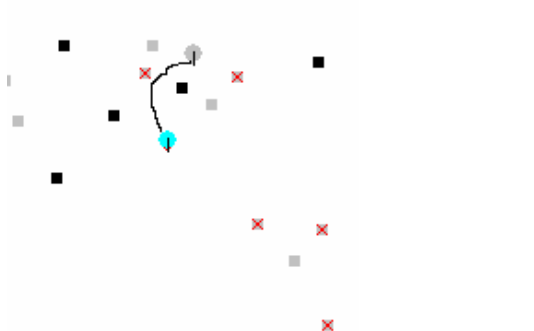


Figura 4 – Entorno 1 y recorrido realizado

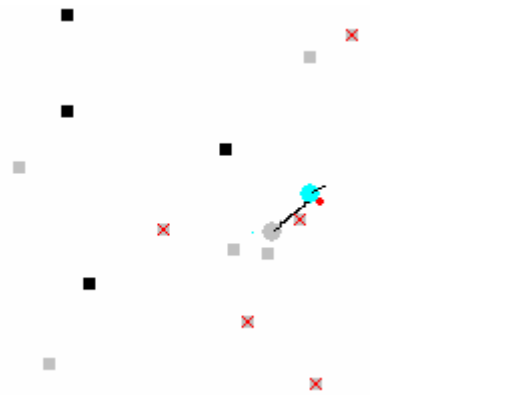


Figura 5 – Entorno 2 y recorrido realizado

Se puede observar claramente una trayectoria segura en ambos casos hasta en situaciones donde el entorno es desconocido. En particular, el recorrido del robot aún ante un obstáculo que ha aparecido es claro el robot es guiado mediante el control reactivo. Este caso es visible considerando las figuras 2 y 4. De manera similar, en la figura 3, es visible que ante un obstáculo que ha desaparecido, el robot mediante el control reactivo toma un recorrido más directo al percibir la fuente de luz logrando en éste caso un mejor recorrido.

5Bis Consecuencias emergentes

Los resultados satisfactorios obtenidos con la combinación entre campos potenciales artificiales y neuro controladores genéticamente evolucionados permiten obtener nuevas ideas para desarrollar. Se puede plantear un esquema donde el control mediante campos potenciales sirva como un generador de entradas en un sistema evolutivo basado en ejemplos. Más precisamente, un comportamiento sencillo es entrenado mediante sucesivos ajustes de pesos sobre las redes que permitan obtener los recorridos similares a los planteados en el campo potencial. En particular y a modo de ejemplo, se plantea un experimento que permita entrenar un controlador para realizar la tarea de fototaxis. La función de Fitness asociada se calcula como $1 - |\text{ángulo del campo} - \text{ángulo de salida de la red}|$. Como conclusión de los resultados obtenidos, se puede destacar una alta performance en generaciones tempranas (décima generación).

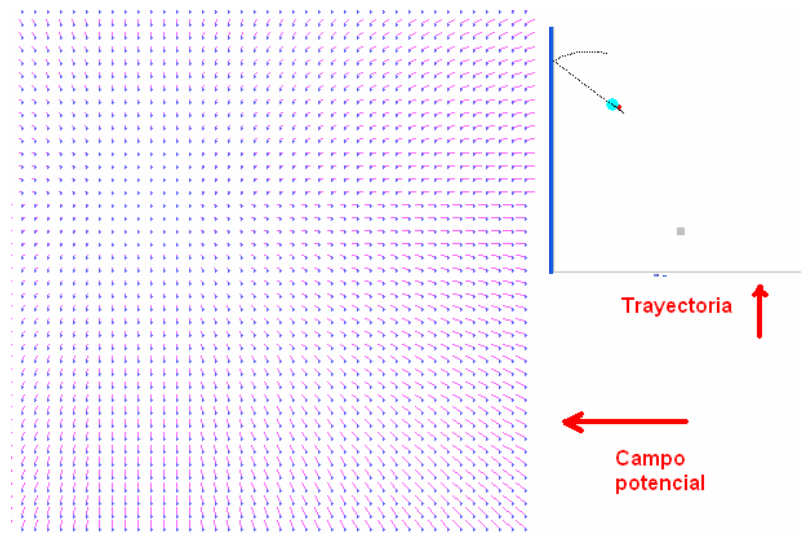


Figura 6 - Campo potencial Asociado al entorno y recorridos obtenidos en 6 generaciones

De manera similar debe ocurrir con el entrenamiento de redes para la coordinación de comportamientos, aunque ésta propuesta sea probablemente experimentada en trabajos futuros. El rendimiento de este esquema puede ser comparado con uno de retroalimentación típico.

6 Conclusiones y trabajo futuro

En las experiencias planteadas durante el presente trabajo se obtuvo un controlador que logró guiar al robot por trayectorias seguras tal como se lo había propuesto. En términos generales, se logró una clara selección entre el mando del control reactivo y el deliberativo.

La metodología de los campos potenciales, si bien es un enfoque clasicista, demuestra que al combinarlo con metodologías innovadoras puede obtener resultados que abren nuevas temáticas y enfoques de investigación.

Como trabajo futuro se propone realizar pruebas sobre robots reales. Mas específicamente sobre la plataforma Huerken Kellu [13], donde ya se han realizado experiencias con controladores híbridos [12]. Las futuras experiencias comprobarían los resultados obtenidos mediante simulación.

En lo relativo a la aplicación real del presente controlador, se espera que el mismo sea aplicado en plataformas de mayor envergadura, tales como vehículos de exploración terrestre y submarina, dominio donde el control reactivo sería el responsable de conducir al robot por el mundo real mientras que el control deliberativo haría lo propio mediante las referencias conocidas del ambiente real. Dado que hoy en día se cuenta con recursos como imágenes satelitales y sistemas de posicionamiento global, la aplicación en vehículos a gran escala es totalmente posible.

7 Referencias

- 1 Koren, Y. and Borenstein, J. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation. In Proc. of the IEEE Conf. on Robotics and Automation, pages 1398–1404, Sacramento, California, USA. (1991).
- 2 Khatib, O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots. In Proc. of the IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, pages 500–505, St. Louis, Missouri. (1985)
- 3 Nolfi S. and Floreano, D. Evolutionary Robotics: The biology, Intelligence, and Technology of Self-Organizing Machines. MA: MIT Press/Bradford Books. (2000)
- 4 Brooks, R. A. A robust layered control system for a mobile robot. IEEE Journal on Rob. and Aut., 2, 14-23. (1986).
- 5 Joseba Urzelai and Dario Floreano. Evolutionary Robotics: Coping with Environmental Change. Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference. (2000)
- 6 Elio Tuci, Inman Harvey, and Matt Quinn. Evolving integrated controllers for autonomous learning robots using dynamic neural networks. Proceedings of The Seventh International Conference on the Simulation of Adaptive Behavior (SAB'02), 4-9, Edinburgh, UK (2002)
- 7 Beer, R. D. and Gallagher, J. C. Evolving dynamical neural networks for adaptive behaviour. Adaptive Behavior, 1(1):91-122. (1992)
- 8 Harvey, I. The SAGA cross. The mechanics of recombination for species with variable length genotypes. Manner et al. (Eds.), Parallel Prob. Sol. from Nature 2. (1992).
- 9 Maaref, H.; Barref, C. Sensor-based navigation of a mobile robot in an indoor environment. Robotics and Autonomous Systems, 38, pp. 1-18. Elsevier. (2002).
- 10 Arkin, R. Behavior-Based Robotics. MIT Press, Cambridge, MA. (1998).
- 11 M. Mohan, D. Busquets, R. López de Mántaras and C. Sierra. Integrating a Potential Field Based Pilot Into a Multiagent Navigation Architecture for Autonomous Robots. Proceedings of ICINCO'04 (Vol. 2), pp. 287-290, INSTICC Press, 2004.
- 12 Goñi O., Fernandez Leon J., Acosta N. Diseño de un controlador híbrido para navegación robótica en ambientes parcialmente conocidos WICC 2006 pp81 -84 (IV Workshop de Investigadores en ciencias de la computación) (2006)
- 13 Doverli, Sorroche. Diseño de un robot experimental autónomo. UNCPBA (2001)
- 14 D. Floreano and F. Mondada. Automatic creation of an autonomous agent: Genetic evolution of a neural-network driven robot. In D. Cliff, P. Husbands, J.-A. Meyer, and S. Wilson, editors, From Animals to Animats 3, Proc. of 3rd Intl. Conf. on Simulation of Adaptive Behavior, SAB'94. MIT Press/Bradford Books (1994)
- 15 KTeam (1999) Khepera user manual, Versión 5.02. Lausanne. Swiss – www.k-team.com

Apéndice I: Formulación matemática de los campos potenciales

Análogamente a lo que sucede en electrostática, la magnitud de una fuerza virtual debido a la presencia de un obstáculo cerca del robot es dependiente del cuadrado de la distancia que los separa. La dirección de esta es la de la línea imaginaria que une el robot con el obstáculo. Por otro lado, el sentido de las fuerzas bajo esta metodología depende que cuerpo esté en las proximidades del robot. Si es un obstáculo, entonces la fuerza es repulsiva pues se considera que el robot y el obstáculo poseen cargas del mismo signo. De manera inversa sucede si el objeto es una fuente de luz, haciendo que la fuerza es atractiva hacia la misma. Por lo tanto se puede expresar una fuerza virtual del obstáculo sobre el robot por:

$$\vec{F}_o = k \frac{Qq_o}{d^2} \hat{u} \quad (5)$$

donde :

\vec{F}_o : Vector asociado a la fuerza incidida por el obstáculo O

q_o : Carga asociada con el obstáculo o

Q : Carga asociada al robot

k : Constante de proporcionalidad

\hat{u} : Vector unitario en la dirección de o

$$\hat{u} = \frac{\vec{x}_r - \vec{x}_o}{\|\vec{x}_r - \vec{x}_o\|} \quad (6)$$

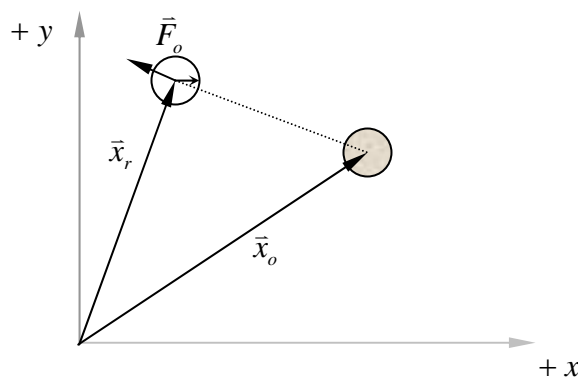
d : $\|\vec{x}_r - \vec{x}_o\|$ distancia euclídea entre \vec{x}_r y \vec{x}_o

\vec{x}_r : Vector de posición del robot

\vec{x}_o : Vector de posición del obstáculo

Si se analiza la expresión (5) la fuerza es ∞ cuando $d = 0$.

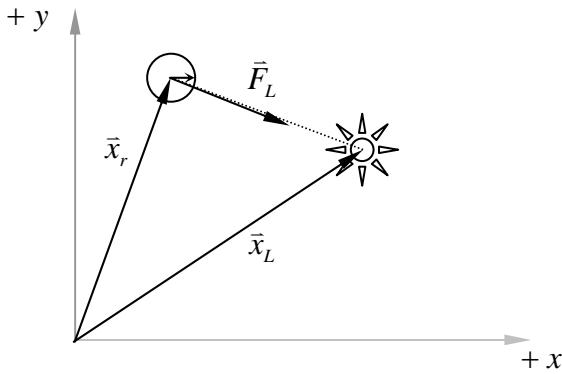
Siguiendo la convención, los obstáculos y el robot están cargados negativamente mientras que la fuente de luz está cargada positivamente. Entonces, cargas de igual signo se repelen, mientras que las de distinto signo se atraen.



De esta manera las fuerza provocada por la incidencia de luz es determinada por la expresión:

$$\vec{F}_L = A_L \hat{v}$$

donde:



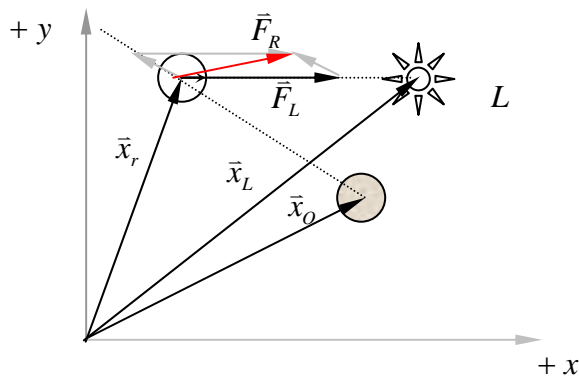
\vec{F}_L : Fuerza de la incidencia de la luz L sobre el robot.

A_L : Constante de proporcionalidad asociada a la luz L

\hat{v} : Vector unitario en la dirección de la fuente de luz L donde:

$$\hat{v} = \frac{\vec{x}_r - \vec{x}_L}{\|\vec{x}_r - \vec{x}_L\|} \quad (7)$$

Por último, cuando se disponen obstáculos y fuentes de luz en el mismo entorno, la fuerza resultante se calcula como: $\vec{F}_R = \vec{F}_L + \vec{F}_O$, gráficamente:



Si se realiza el cálculo a priori de todo \vec{F}_R para cada punto del espacio, se obtiene un camino seguro, desde una posición arbitraria hasta el objetivo. De esta manera cada propiedad $\vec{F}_R(i, j)$ del vector define:

Angulo $\vec{F}_R(i, j)$: Dirección del recorrido

$\|\vec{F}_R(i, j)\|$: Velocidad

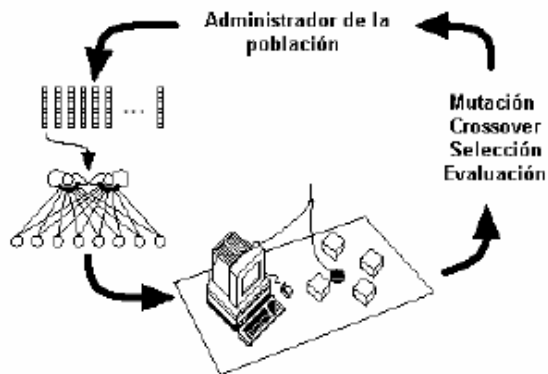
Sentido > 0 : Avance, Sentido < 0 : Retroceso.

Apéndice II – Generación de controladores para Robótica evolutiva

En robótica evolutiva, una población de cromosomas artificiales es creada de manera aleatoria y probada en el entorno. Concretamente, cada individuo de la población representa a un controlador para un potencial poblador robot. Luego, cada uno de estos es libre de actuar para lo que fue determinado mientras su desempeño es evaluado.

Este proceso de generación de controladores y su respectiva evaluación dentro del entorno, es reiterado hasta cumplir cierto criterio de evaluación vinculado a los fines del controlador.

Más precisamente, la creación de un controlador mediante esta metodología es sometida a las



siguientes etapas:

- Crear aleatoriamente una población de cromosomas inicial.
- Evaluar el desempeño del robot en su entorno de acuerdo a una función de fitness.
- Determinar si se cumple con la condición de finalización del proceso
- Si no se cumple la condición anterior, seleccionar un determinado porcentaje de la población que haya tenido un desempeño aceptable.
- Operar genéticamente con esta selección para obtener una nueva población, reemplazando a aquella que tuvo un desempeño inaceptable.
- Volver a comenzar el proceso.

Como se mencionara en un principio, un controlador está ligado a un cromosoma artificial. En RE un cromosoma artificial, es una secuencia de bits o valores que representan una característica particular del controlador. Por ejemplo, en [3], cada alelo del cromosoma representa un peso sináptico de una red neuronal artificial. En la configuración más común para neuro controladores, una neurona de entrada tiene un sensor asociado, mientras que las neuronas de salida tienen asociado un motor o bien el control de algún otro tipo de actuador. Es posible encontrar en la literatura que las neuronas de salida alimentan a otras redes neuronales en diferentes niveles de anidamiento.