

# ROBÓTICA EVOLUTIVA: LA PRÓXIMA GENERACIÓN DE ROBOTS AUTÓNOMOS\*

José A. Fernández León, Instituto INTIA, Dept. Computación y Sistemas, Facultad de Ciencias Exactas  
Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires  
(7000) Tandil - Buenos Aires – Argentina

E-mail: jleon@exa.unicen.edu.ar

**Resumen:** El presente trabajo tiene por objetivo señalar brevemente cuáles son las principales características del área denominada Robótica Evolutiva (RE), junto con la identificación de cuáles son las principales objeciones a algunos de los subtemas de interés en dicha área. A lo largo del artículo, se describen los pasos a seguir al utilizar RE para el desarrollo de controladores robóticos. Principalmente, se hace hincapié en la utilización de redes neuronales artificiales para la implementación de tales controladores.

## 1. INTRODUCCIÓN

Robótica Evolutiva (RE) es un área de investigación vinculada con la aplicación de métodos computacionales evolutivos dentro del área de control de sistemas robóticos autónomos [1]. Uno de los principales objetivos de la RE es el desarrollo de métodos automáticos, los cuales puedan ser utilizados en la evolución de estrategias de control complejas.

Por otro lado, el principal foco de estudio dentro de la RE, continúa siendo el desarrollo de controladores evolutivos y sistemas de control inteligentes [2, 3, 4, 5], a pesar de que existan algunas objeciones de algunos investigadores referidas a cuáles deben ser las cuestiones estudiadas en RE [6].

Hace algunos años, aparecieron varios trabajos describiendo el desarrollo de experimentos sobre RE [3]. Los mismos van desde la evolución de simples comportamientos con pequeños robots móviles, como lo son las pruebas de evasión de obstáculos [3, 7], hasta otras relacionadas con controladores más complejos, tareas de navegación y búsquedas en laberintos [1, 8].

El trabajo presentado aquí, tiene por objetivo señalar brevemente cuáles son las principales características del área denominada Robótica Evolutiva, junto con la identificación de cuáles son las principales objeciones a algunos de los subtemas de interés en dicha área. En lo que resta de éste artículo, se describen los pasos a seguir al utilizar RE para el desarrollo de controladores robóticos. Principalmente, se hace hincapié en la utilización de redes neuronales artificiales para la implementación de tales controladores, y las características más relevantes que estos deben tener. Finalmente, se presentarán las principales objeciones a algunos de los subtemas dentro de RE.

## 2. PRINCIPALES CARACTERÍSTICAS DE LA ROBÓTICA EVOLUTIVA

### 2.1 Metodología empleada

En robótica evolutiva, una población de cromosomas artificiales es creada aleatoriamente y probada dentro del entorno del robot. Concretamente, cada elemento de la población codifica el sistema de

---

\* Este trabajo forma parte de una serie de presentaciones financiadas por el CONICET - Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, Argentina

control de un robot. Además, cada robot es libre de actuar (moverse, manipular objetos, etc.) según al controlador utilizado, el cual fue genéticamente determinado, mientras es evaluado su desempeño al realizar varias tareas.

Este proceso de generación de controladores robóticos y su evaluación en el entorno del robot, es llevado a cabo hasta satisfacer un criterio preestablecido vinculado a la tarea a desarrollar por el robot [3].

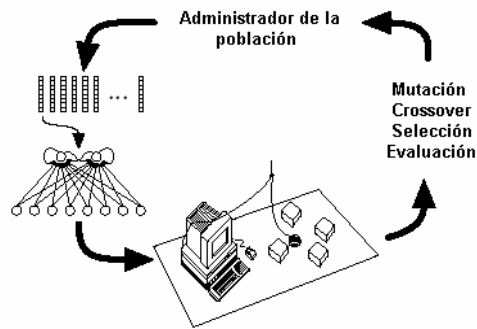


Figura 1 - Metodología operativa utilizada en Robótica Evolutiva [9]

Por lo tanto, el proceso llevado a cabo es el siguiente: (1) crear aleatoriamente una población inicial ; (2) evaluar el desempeño del robot vinculado a la tarea desarrollada (función de fitness); (3) determinar si se cumplió el criterio de finalización (criterio pre-establecido). En el caso que se cumpliera, finalizar la ejecución; (4) caso contrario seleccionar aquellos individuos de la población según el valor obtenido con la función de fitness utilizada; (5) combinar genéticamente los individuos seleccionados; (6) mutar las combinaciones que surgen del paso anterior; (7) reemplazar una proporción de la población por los individuos obtenidos en el paso anterior; (8) volver a la etapa (2).

Cabe aclarar que el proceso antes descrito (Figura 1), puede ser llevado a cabo tanto en entornos físicos como simulados para realizar tareas vinculadas, por ejemplo, con aprendizaje robótico [3, 10] y evasión de obstáculos [9]. Además, cabe aclarar que cuando se habla de cromosomas artificiales, se está haciendo referencia a un conjunto de datos (típicamente bits o números) que especifican alguna característica del controlador, como por ejemplo pesos sinápticos en una red neuronal artificial.

## 2.2 Relación con la perspectiva de la ingeniería

Claramente, los robots móviles son difíciles de diseñar. Principalmente, esto se debe a que el comportamiento es una propiedad emergente entre la interacción del robot y el medio ambiente [3]. Por lo tanto, para hablar de autonomía real, un robot debe ser capaz de adaptarse a los cambios ocurridos en su entorno, y explorar las peculiaridades de éste.

Desde la perspectiva de la ingeniería, existe la tendencia de utilizar el enfoque basado en "dividir para conquistar" [11]. Ahora, según esto, se propone estructurar a un controlador robótico mediante una arquitectura por niveles de comportamiento, junto con mecanismos de coordinación entre ellos. Por otra parte, según Colombetti (1996), "la estructura de módulos de comportamiento debe ser producto del proceso de aprendizaje más que estar pre-diseñada".

La RE, mediante la metodología mostrada en la sección 2, libera al diseñador de la tarea de decidir cómo dividir el problema en sub tareas, permitiendo así evaluar el comportamiento general de los controladores, sin que se requiera definir módulos de comportamiento a priori.

### **2.3 Relación con la perspectiva científica**

La RE es generalmente practicada más como ciencia que como ingeniería [8]. Por lo tanto, es interesante descubrir cómo las cuestiones vinculadas con RE pueden ser utilizadas como herramientas científicas.

El área de estudio denominada Artificial Life representa el intento de entender los fenómenos biológicos empleando sistemas artificiales, típicamente simulación de computadoras. En tal área se intenta modelar la interacción de entidades que viven en distintos niveles como moléculas, órganos, organismos, poblaciones, etc. Se basa en teorías de sistemas dinámicos complejos, y en el poder de los computadores modernos.

Un sistema dinámico complejo es aquel que requiere descripciones en distintos niveles, y en el cual las propiedades globales emergen de la interacción entre múltiples elementos en los niveles inferiores. En otras palabras, no pueden predecirse las propiedades emergentes del conocimiento de las propiedades de los elementos y las leyes que controlan su interacción, dado que los sistemas son altamente no lineales.

La RE comparte muchas de las características presentes en Artificial Life, pero remarca la importancia del uso de componentes físicos (como lo es el cuerpo del robot), más que en lo simulado, conjuntamente con la información disponible en el medio ambiente.

Por otra parte, existen diferentes trabajos que señalan que algunas de las características de la RE pueden ser empleadas en distintos problemas. Por ejemplo en [8] es posible encontrar un estudio de la utilidad de la evolución por niveles (layered evolution), y en [3] una descripción de la relación de la RE con respecto a Learning Robotics, Behavior-Based Robotics, y Artificial Life puede ser analizada.

## **3. REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN RE**

Las redes neuronales artificiales han sido las estructuras más utilizadas en RE para modelar controladores robóticos. En la literatura publicada recientemente, pueden ser encontrados numerosos ejemplos de desarrollos computacionales mediante evolución simulada, con la finalidad de producir neuro-controladores para robots móviles [12, 13].

La mayoría de los trabajos reportados hacen uso de arquitecturas de redes neuronales muy simples y relativamente pequeñas como para ser utilizadas en robots reales. Además, muchas de tales redes son capaces de realizar poco o ningún procesamiento temporal [14]. En consecuencia pocos trabajos muestran resultados con redes consideradas de gran tamaño [1].

En general, el tipo de controlador utilizado en diferentes experimentos es una red neuronal recurrente de tiempo discreto. Si bien pueden ser utilizadas redes neuronales continuas (por ejemplo, CTRNN<sup>1</sup> [15, 16]), son utilizadas redes del tipo plásticas (Plastic Neural Networks ó PNN [4, 5, 17]), o variantes de las redes del tipo Feed-Forward [8], ambas del tipo discreto, debido a que es posible realizar simples implementaciones de software pese a que poseen un potencial limitado en cuanto a cuestiones dinámicas en comparación con redes del tipo continuo [2, 18].

---

<sup>1</sup> Continuous-Time Recurrent Neural Networks.

#### **4. NEURO-EVOLUCIÓN Y LOS PRINCIPALES TEMAS DE ESTUDIO**

En la literatura, son descritos un conjunto de experimentos que van desde simples comportamientos reactivos para navegación y búsqueda de fuentes de luz, a problemas que tradicionalmente requieren representaciones internas. El primer grupo de experimentos, describen tareas tales como ovación de obstáculos desde una perspectiva reactiva, a configuraciones más complejas visualmente guiadas.

Tareas con un alto grado de complejidad han sido también estudiadas (por ejemplo, garbage collection y tareas de recarga de energía) [3], las cuales son usadas para descubrir las condiciones que permiten desarrollar tareas complejas. Finalmente, Nolfi y Floreano [3] concluyen que la modularidad emergente acelera la evolución y permite el desarrollo de controladores más robustos.

#### **5. TEMAS DE DISCUSIÓN EN ROBÓTICA EVOLUTIVA**

En el libro *Evolutionary Robotics* [3], son descritos los principales aspectos del estado del arte de dicha área. El mismo captura la esencia del paradigma emergente del diseño de máquinas por auto-organización, pero está fuertemente influido por el diseño de controladores robóticos [6]. Por otra parte, distintos puntos de vista señalan la necesidad de enfocar el problema de la evolución desde la perspectiva "cerebral" en vez de enfocarla como la unión cerebro-corporal [6].

Por último, y el más importante de los puntos, es que las técnicas actuales de RE no son apropiadas para resolver problemas de creciente complejidad (problema de escalabilidad) [6]. En suma, el foco de la RE ha estado débilmente orientado al hardware, el cual sólo ha sido encaminado al control mediante hardware y no tanto a la evolución artificial utilizando hardware (evolutionary hardware).

#### **6. CONCLUSIONES**

En este trabajo se han presentado brevemente los aspectos principales del área denominada Robótica Evolutiva. Principalmente, se hizo hincapié en el desarrollo de controladores neuronales evolutivos aplicados a robótica móvil.

Los resultados reportados en la literatura con los controladores evolutivos aquí resumidos, han demostrado que es posible su desarrollo, especialmente, a partir de redes del tipo CTRNN y PNN. Dichos controladores pueden ser implementados en ámbitos simulados o reales, y en distintas clases de problemas.

Finalmente, podemos concluir en base a los trabajos vistos, que los resultados que esperan alcanzar los investigadores en éste área corresponden al diseño no supervisado de controladores robóticos en ingeniería, como así también proporcionar una posible solución para construir sistemas ingenieriles de control adaptativo, y el desarrollo de herramientas con la cual probar hipótesis específicas sobre, por ejemplo, aspectos evolutivos de aprendizaje a nivel científico.

## REFERENCIAS

- [1] A. L. Nelson; E. Grant; J. M. Galeotti; S. Rhody. Maze exploration behaviors using an integrated evolutionary robotic environment. *Robotic and Autonomous Systems* 46 (2004). 159-173.
- [2] D. Floreano and F. Mondada. Evolutionary Neurocontrollers for autonomous Mobile Robots. *Neural Networks*, 11:1461-1478, 1998.
- [3] Nolfi S. and Floreano, D. *Evolutionary Robotics: The Biology, Intelligence, and Technology of Self-Organizing Machines*. MA: MIT Press/Bradford Books. 2000.
- [4] D. Floreano and J. I. Urzelai. Evolution and learning in autonomous robots. In D. Mange and M. Tomassini, editors, *Bio-Inspired Computing Systems*. PPUR, Lausanne, 1998.
- [5] D. Floreano and F. Mondada. Evolution of Plastic neurocontrollers for situated agents. In P. Maes, M. Mataric, J-A. Meyer, J. Pollack, H. Roitblat, and S. Wilson, editors. *From Animals to Animats IV: Proceedings of the Fourth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Pages 402-410. MIT Press-Bradford Books, Cambridge, MA. 1996.
- [6] Hod Lipson. *Uncontrolled Engineering: a review of Nolfi and Floreano's evolutionary robotics*.
- [7] D. Floreano and F. Mondada. Evolution of Homing Navigation in a real Mobile Robot. 1996.
- [8] Togelius, J. Evolution of th Layers in a Subsumption Architecture Robot Controller. Master of Science in Evolutionary and Adaptive Systems. University of Sussex, UK. 2003.
- [9] D. Floreano. Ago Ergo Sum. In Mulhauser, G. Editor, *Evolving Consciousness*. Benjamins Press, New York. 1997.
- [10] 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 te Simulation of Aaptive Behavior (SAP'02)*, 4-9 August 2002, Edimburgh, UK.
- [11] R. A. Brooks. A robust layered control system for mobile robot. *IEEE Journal of Robotics and Automation* 2: 14-23.
- [12] J. A. Driscoll, R. A. Peters II. A development environment for evolutionary robotics. *Proceedings of the 2000 IEEE Internationar Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. , 2000, pp. 3841-3845.
- [13] F. Southley, F. Karray. Approaching evolutionary robotics through population-based incremental learning. *Proceedings of the 1999 IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 2, 1999, pp. 710-715.
- [14] H. Lund, J. Hallman. Evolving sufficient robot controllers. *Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, 1997, pp. 495-499.
- [15] B. M. Yamauchi and R. D. Beer. Sequential behavior and learning in evolved dynamical neural networks. *Adaptive Behaviour*, 2(3):219-246, 1994.
- [16] Beer, R. D. *Intelligence as Adaptive Behavior: An Experiment in Computer Neuroscience*. San Diego: Academic Press. 1990.

- [17] Urzelai, J. and Floreano, D. Evolution of adaptive synapses: Robots with fast adaptive behavior in new environments. *Evolutionary Computation*, 9:495-524. 2001.
- [18] E. Tuci, M. Quinn. Behavioural plasticity in autonomous agents: a comparison between two types of controller. *Proceedings of The Second European Workshop on Evolutionary Robotics EvoROB2003*, 14-16 April 2003, Essex, UK, pp. 661-672.