

# Estrategias evolutivas aplicadas a Redes Neuronales

*Lic. Laura Lanzarini<sup>1</sup>, Lic. Leonardo Corbalán<sup>2</sup>, Ing. A. De Giusti<sup>3</sup>*

*Laboratorio de Investigación y Desarrollo en Informática<sup>4</sup>  
Facultad de Informática - Universidad Nacional de La Plata*

## Resumen

Las redes neuronales proponen una estrategia de resolución de problemas basada en la adaptación al entorno de información.

Sus características principales son la capacidad de generalización de la información disponible y la tolerancia al ruido. Esto las convierte en una herramienta sumamente útil para la resolución de problemas en diferentes áreas como Minería de Datos, Control de procesos industriales, Reconocimiento de patrones, Comportamiento complejo, etc.

Esta línea de investigación se centra en el estudio y desarrollo de diferentes estrategias de adaptación de Redes Neuronales.

Siguiendo el enfoque convencional, interesa investigar el proceso basado en estrategias de entrenamiento. Esto permite obtener soluciones a problemas en áreas tales como Reconocimiento de patrones, Clustering, etc.

Como una segunda línea de investigación, resulta de interés el estudio de la adaptación a través de procesos evolutivos, como forma de optimizar la respuesta deseada.

**Palabras Claves:** Redes Neuronales. Adaptación. Entrenamiento. Procesos evolutivos.

## Introducción

Las redes neuronales proponen una estrategia de resolución de problemas basada en la adaptación al entorno de información [21].

Desde este punto de vista, no es necesario conocer ni codificar explícitamente la solución de un problema específico sino que basta con estimular a la red para que, a través de un proceso de adaptación, modifique su comportamiento, permitiendo obtener la respuesta esperada.

De esta forma, se dispone de soluciones generales que resuelven tipos de problemas y no, problemas específicos.

La línea de investigación clásica propone la adaptación de las redes neuronales a través de diferentes estrategias de entrenamiento. En este caso, el conocimiento adquirido se representa, habitualmente, a través de la modificación de las conexiones entre los elementos o neuronas de la red.

---

<sup>1</sup> Profesor Titular Dedicación Exclusiva. Fac. de Informática. Universidad Nacional de La Plata. E-mail: laural@info.unlp.edu.ar

<sup>2</sup> Becario LIDI. Auxiliar Docente. Fac. de Informática. Universidad Nacional de La Plata. E-mail: corbalan@info.unlp.edu.ar

<sup>3</sup> Investigador Principal del CONICET. Profesor Titular Dedicación Exclusiva. Fac. de Informática. Universidad Nacional de La Plata. E-mail: degiusti@info.unlp.edu.ar

<sup>4</sup> Calle 50 y 115 1º Piso. La Plata, Argentina, TE/Fax +(54)(221)422-7707. <http://lidi.info.unlp.edu.ar>

En esta línea, se han realizado varios desarrollos, en el área de Reconocimiento de Patrones [23], orientados a la identificación de los elementos de muestras histológicas, dentro del marco del convenio existente entre el LIDI y la Facultad de Ciencias Médicas de la UNLP [6] [20][26].

En general, estas aplicaciones presentan un alto nivel de complejidad así como un alto tiempo de procesamiento. La necesidad de obtener respuestas en tiempos razonables justifican el análisis de la paralelización de las arquitecturas utilizadas [18][24].

Por otro lado, las Redes Neuronales Evolutivas son un caso particular de las redes neuronales convencionales en las cuales la adaptación no sólo se debe al aprendizaje sino también a la evolución [1]. La evolución se ha utilizado en diversas formas para conseguir los pesos de conexión, el diseño de la arquitectura, el valor de los parámetros iniciales, las reglas de aprendizaje, etc. [14].

En esta dirección, el área de interés es el estudio, investigación y desarrollo de aplicaciones de tiempo real basadas en redes neuronales evolutivas, especialmente aplicadas a situaciones cuya solución requiere del aprendizaje de estrategias. Esto es lo que se conoce como *Comportamiento Complejo* y se aplica a problemas tales como *captura de presa, evasión de obstáculos y diferentes juegos de tablero (ajedrez, go, etc)* cuya resolución no es directa.

Algunos autores han planteado distintas formas de resolver un problema utilizando la población completa de un proceso evolutivo en lugar de sólo la red neuronal de mayor fitness [11][15]. Los Arreglos Neuronales Evolutivos desarrollados en esta investigación constituyen otra forma de expresar soluciones por medio de varias redes neuronales.

En especial, resulta de fundamental interés la transferencia de tecnología al área de la robótica permitiendo analizar diferentes estrategias de movimiento y reconocimiento.

## **Temas de Investigación y Desarrollo**

Los temas de investigación son los siguientes:

A) Adaptación a través de procesos de aprendizaje (entrenamiento):

- Análisis de las arquitecturas existentes: redes feed-forward, SOM. Aprendizaje supervisado y no supervisado.
- Estudio de las diferentes redes neuronales que permiten resolver el problema de “clustering” [9].
- Desarrollo de la arquitectura CBE (Clustering basado en el Entorno) [12][2].
- Paralelización de CBE sobre una arquitectura paralela basada en procesadores homogéneos y memoria distribuida que permite mejorar el speed-up de la solución [19].

B) Adaptación utilizando procesos evolutivos

- Aplicación de redes recurrentes con esquema de conexión libre, término de tendencia y evolución de función de transferencia [8].
- Análisis de soluciones existentes: SANE [10][16][25], ESP [4][7][17][22].
- Desarrollo de Arreglos neuronales como forma de resolver problemas de aprendizaje incremental [3][13] [5].

## **Algunos resultados obtenidos en trabajos experimentales**

### **A) Reconocimiento de patrones**

Se ha desarrollado una nueva red neuronal para clustering y segmentación de los datos o patrones de entrada que, a diferencia de los modelos existentes, no requiere la indicación de parámetros de aceptación dependientes del problema [12]. Su comparación con las técnicas clásicas de reconocimiento de patrones ha dado resultados favorables.

Esta red fue pensada para la clasificación de pixels de imágenes a 256 colores y forma parte de un proceso para el reconocimiento de los elementos de una muestra de tejido .

Reducir la cantidad de parámetros de entrada implica un costo adicional que está dado por la evaluación del entorno de cada patrón. Esta evaluación puede tener un costo computacional alto por lo que resulta de interés analizar la paralelización de la red propuesta[19].

### **B) Adaptación utilizando procesos evolutivos**

Se ha investigado principalmente sobre la capacidad de adaptación de redes neuronales para aprender comportamiento complejo. Se consideran pertenecientes a esta categoría aquellos problemas que requieren de cierta estrategia para poder ser resueltos. Tal es el caso de ciertos juegos de tablero como el ajedrez o los problemas de captura de presa y evasión de obstáculos.

De los estudios realizados se ha comprobado que el uso de redes recurrentes con esquema de conexión libre, con término de tendencia y evolución de función de transferencia presentan mejor rendimiento que las redes feedforward aplicada a la solución de este tipo de problemas [8].

También se ha desarrollado un nuevo mecanismo para implementar evolución incremental denominado ANE (Arreglos Neuronales Evolutivos). Las mediciones realizadas muestran la superioridad de los arreglos neuronales evolutivos con respecto a los métodos neuroevolutivos tradicionales que manejan poblaciones de redes neuronales [3][5][13].

## **Líneas de Trabajo Futuras**

Interesan especialmente los resultados obtenidos en el área de la robótica a partir de la aplicación de redes neuronales evolutivas utilizadas para comandar agentes móviles. Por tal motivo, se propone desarrollar un ambiente de simulación que permita evaluar las soluciones propuestas hasta el momento.

También resulta de interés el estudio de la coevolución de redes neuronales. Hasta ahora, si bien los ANE están formados por varias redes neuronales, sólo una de ellas está activa en un momento dado. Sin embargo, existen problemas que requieren, no sólo de la estrategia, sino de la participación de varios miembros (redes neuronales) para su solución. Ejemplos de esto son los juegos de equipo como el fútbol o la captura de una presa por varios predadores.

## **Bibliografía básica**

- [1] A New Evolutionary System for Evolving Artificial Neural Networks. Yao, X. and Liu, Y. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol 8, nro. 3, pp 694-713, 1997.

- [2] A New Neural Network for cluster-detection-and-labeling Torbjorn Eltoft, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.9, No. 5, pp.1021 – 1035, 1998
- [3] An ENA-based strategy replacing subobjetives definition in Incremental Learning. L.Corbalán, L.Lanzarini. *International Conference on Computer Science, Software Engineering, Information Technology, e-business and Application (CSITeA'03)*. 5 al 7 de Junio 2003. Río de Janeiro. Brasil.
- [4] Applying ESP and Region Specialists to Neuro-Evolution For Go. Pérez Bergquist, A. S. Department of Computer Sciences, The University of Texas at Austin. *Honors Thesis, Technical Report CSTR01-24* ( May 2001).
- [5] Arreglos Neuronales Evolutivos. Un nuevo mecanismo para implementar Evolución Incremental. Corbalán L., Lanzarini L. XXVIII Conferencia Latinoamericana de Informática CLEI 2002. Montevideo, Uruguay. 25 a 29 de Noviembre de 2002.
- [6] Caracterización de los Elementos de una Muestra Histológica utilizando Khoros. Lanzarini, Castañeda, Badrán, De Giusti. *II International Congress on Information Engineering*. Buenos Aires. 1995.
- [7] Cooperative Coevolution of Multi-Agent Systmes. Han Yong, Ch. and Miikkulainen, R. *Department of Computer Sciences, The University of Texas at Austin*. Technical Report AI-01-287 (Febraury 2001).
- [8] Criaturas Virtuales especificadas a través de Redes Neuronales Evolutivas. Corbalán, Pisano, Osella Massa, Lanzarini. *Jornadas Chilenas de Computación 2001*; Pta.Arenas, Chile, Noviembre 2001 (Referato Internacional) y *VII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*. Calafate, Argentina. Octubre 2001. Vol.2, Pags. 1105-1115 (Referato internacional).
- [9] Data Clustering. A review. Jain, Murty and Flynn. *ACM Computing Surveys*. Vol 31, nro. 3, Sep 1999
- [10] Efficient Reinforcement Learning through Symbiotic Evolution. Moriarty, D. E. & Miikkulainen, R. *Department of Computer Sciences, The University of Texas at Austin*. Austin, TX 78712. *Machine Learning*, Vol. 22, (1996), pp.11-33.
- [11] Ensemble Structure of Evolutionary Artificial Neural networks. Yao, X. and Liu, Y. Computational intelligence Group, School of Computer Sciencie University College. Australian Defence Force Academy, Canberra, ACT, Australia 2600. 1996.
- [12] Environment based Clustering. A New Approach. Lanzarini, De Giusti. *IWISPA 2000, 1st. Int'l Workshop on Image and Signal Processing and Analysis*. Croatia, Junio 14-15,2000. IEEE CAS & ASSP Croatia. Vol.1, pags. 75-80. Año 2000; ISBN : 953-96769-1-6.
- [13] Evolución de redes neuronales para comandar criaturas que alcanzan objetivos sorteando obstáculos en un entorno virtual 2D. Corbalán Leonardo. *Tesis de grado correspondiente a la carrera Lic.en Informática*. UNLP. Marzo 2002.
- [14] Evolving Artificial Neural networks. Yao, X. School of Computer Sciencie The University of Birmingham Edgbaston, Birmingham B15 2TT. *Proceedings of the IEEE*. Vol.87, No.9, (September 1999), pp.1423-1447.
- [15] Evolving Populations Of Expert Neural Networks. Department of Computer Sciences, The University of Texas at Austin. Bruce, J. and Miikkulainnen, R. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*. (GECCO-2001, San Francisco, CA), (2001), pp. 251--257.

- [16] Forming Neural Networks Through Efficient and Adaptive Coevolution. Moriarty, D. E. & Miikkulainen, R. Information Sciences Institute, University of Southern California. Department of Computer Sciences, The University of Texas at Austin. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. Vol.5, (1997), pp.373-399.
- [17] Incremental Evolution Of Complex General Behavior. Gomez, F. and Miikkulainen, R. *Department of Computer Sciences, The University of Texas at Austin*. Adaptive Behavior. Vol 5, (1997), pp.317-342.
- [18] Parallel Computation. Models and Methods. Akl S. *Prentice Hall*. 1997
- [19] Parallelizing a new neural network for environment based clustering. Lanzarini, De Giusti. *5th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI 2001) and 7th International Conference on Information Systems Análisis and Síntesis (ISAS 2001)*; Orlando, USA, Julio 2001.
- [20] Reconocimiento y Clasificación de los elementos de una muestra de sangre utilizando Redes Neuronales. Lanzarini, Vargas, Badrán, De Giusti. *6º Congreso Internacional de Nuevas Tecnologías y Aplicaciones Informáticas*. Cuba.1998
- [21] Redes neuronales. Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación. Freeman, J. A. & Skapura, D. M. Addison–Wesley, 1991. Versión en español de: Rafael García -Bermejo Giner. Addison–Wesley Iberoamericana 1993.
- [22] Solving non-markovian Control Tasks with Neuroevolution. Gomez, F. and Miikkulainen, R. Department of Computer Sciences, The University of Texas at Austin. *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-99, Stockholm, Sweden)*, San Francisco, CA: Kaufmann. (1999), pp. 1356-1361.
- [23] Statistical Pattern Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Análisis and Machine Inteligence*. Vol 22, Nro. 1, Enero 2000
- [24] Studies in computational science: Parallel Programming Paradigms. Brinch Hansen. *Prentice Hall Inc*. 1995
- [25] Symbiotic Evolution of Neural Networks in Sequential Decision Tasks. Moriarty, D. E. Department of Computer Sciences, The University of Texas at Austin *Ph.D. Dissertation*. Technical Report AI97-257, January 1997.
- [26] Una Nueva Red Neuronal para Clustering y Segmentación basada en el entorno. Lanzarini, De Giusti. *VI Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*. Ushuaia, Argentina, Octubre 2000. Vol. 3, Pags. 1389-1398. ISBN: 950-763-033-3