

Hacia el desarrollo de nuevas máquinas computacionales: lecciones que aprendemos de la naturaleza

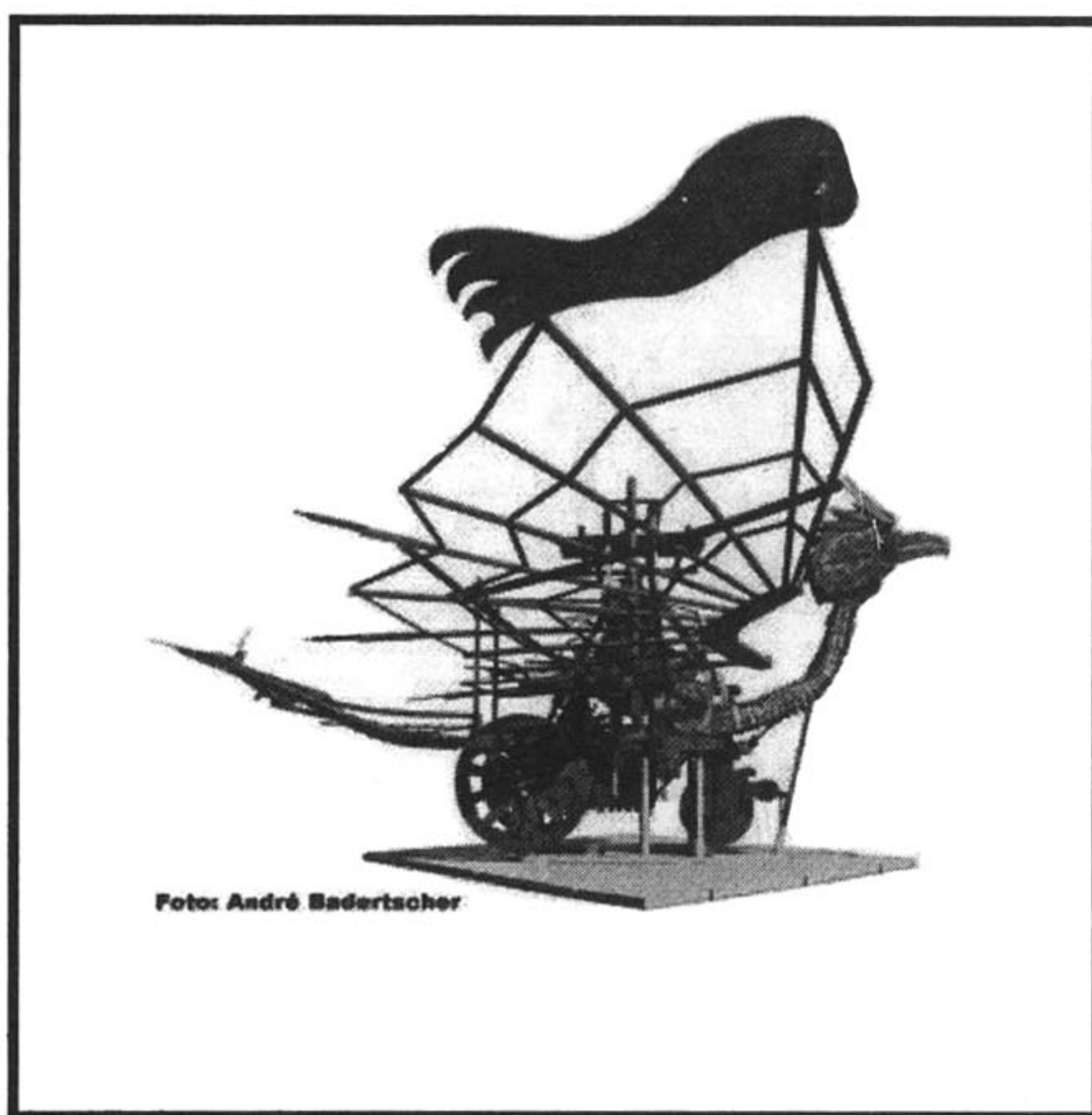


Foto: André Badertscher

RESUMEN

Los organismos vivos son sistemas complejos que exhiben un amplio rango de propiedades interesantes, tales como evolución, crecimiento y aprendizaje, tres tipos diferentes de adaptación que son difícilmente realizables con metodologías tradicionales de ingeniería. Recientemente los ingenieros, seducidos por ciertos procesos naturales, han dado origen a campos como la embriónica, las redes neuronales artificiales y la computación evolutiva para proponer soluciones novedosas inspiradas de la naturaleza.

PALABRAS CLAVES

computación evolutiva, sistemas bio-inspirados, redes neuronales artificiales, embriología electrónica.

ABSTRACT

Living organisms are complex systems exhibiting a range of desirable characteristics, such as evolution, development, and learning, three different kinds of adaptation, that have proved difficult to realize using traditional engineering methodologies. Recently, engineers have been allured by certain natural processes, giving birth to such domains as, embryonics, artificial neural networks, and evolutionary computation.

□ **Héctor Fabio Restrepo, M.Sc.**
Doctorando, Laboratorio de
Sistemas Digitales, Escuela
Politécnica Federal de Lausana,
Lausana, Suiza.

□ **Carlos Andrés
Peña Reyes, M. Sc.**
Doctorando, Laboratorio de
Sistemas Digitales, Escuela
Politécnica Federal de Lausana,
Lausana, Suiza.

□ **Andrés Pérez Uribe, Ph. D.**
Investigador y encargado de
cursos, Grupo de Inteligencia
Artificial y Paralelismo,
Universidad de Friburgo, Suiza.

KEYWORDS:

evolutionary computation, bio-inspired systems, artificial neural networks, embryonics.

1. INTRODUCCIÓN

“Desde la aparición de la vida visible en la tierra debieron transcurrir trescientos ochenta millones de años para que una mariposa aprendiera a volar, otros ciento ochenta millones de años para fabricar una rosa, sin otro compromiso que el de ser hermosa, y cuatro eras geológicas para que los seres humanos -a diferencia del bisabuelo Pitecántropo- fueran capaces de cantar mejor que los pájaros y de morirse de amor” [4].

En el texto anterior, García Márquez nos habla de uno de los procesos más maravillosos de la naturaleza, la evolución. Es gracias a este proceso milenario que se dio la prodigiosa aventura de la vida y es también, gracias a él, que nuestros ojos pueden deleitarse día a día con esa gran diversidad de especies del mundo animal y vegetal.

Durante más de tres mil millones de años, el departamento de diseño más sofisticado, (la naturaleza), ha estado trabajando día y noche a escala planetaria para dotar los seres vivos con la capacidad de sobrevivir durante cientos de siglos en el caso de los animales y aun mucho más en el caso de las plantas, gracias a miles de astucias y estrategias que la selección natural ha logrado desarrollar. Como consecuencia de todo este proceso, los seres vivos exhiben propiedades que ningún sistema construido por el hombre podría implementar: *tolerancia a fallas*, *adaptabilidad* y la capacidad de *evolucionar*.

Los organismos vivos son sistemas complejos que exhiben un amplio rango de propiedades interesantes. Desde el punto de vista de la ingeniería sería deseable desarrollar dispositivos con algunas de las características presentes en los seres vivos, tales como: adaptación y tolerancia a fallas, las cuales han sido difícilmente copiadas mediante el uso de metodologías tradicionales (aproximación analítica) de la ingeniería. Es por esta razón que inspirándose en la biología, los ingenieros han podido dar a luz campos como el de las *redes neuronales artificiales*, la *computación evolutiva* y la *embriónica*, que han permitido el desarrollo de técnicas no convencionales para obtener sistemas con capacidad de adaptarse, tolerar fallas, y evolucionar. Estas capacidades prometen ser la base para el desarrollo de una nueva generación de máquinas computacionales, *bio-inspiradas*.

Este artículo presenta una revisión general de algunas fuentes de inspiración que se han encontrado en la naturaleza y de las técnicas que ellas han inspirado. En primer lugar, en la sección 2 describimos la evolución

artificial; luego, en la sección 3 presentamos la embriología electrónica, seguida de una breve descripción de las redes neuronales artificiales en la sección 4 y finalmente en la sección 5 se presentan algunas conclusiones.

2. EVOLUCIÓN ARTIFICIAL

La naturaleza nos permite comprobar un hecho básico: los organismos vivos poseen una destreza consumada en la resolución de los problemas que se les presentan. La responsabilidad del diseño de todos los seres vivos y de las estrategias que ellos utilizan para solucionar sus problemas recae principalmente sobre un proceso: la evolución natural, entendida como el proceso a través del cual los seres vivos perpetúan su existencia a través de una descendencia exitosa. La computación evolutiva aplica esta poderosa filosofía de diseño para encontrar soluciones a problemas difíciles.

2.1. Evolución natural

La evolución natural se rige por dos mecanismos básicos: *selección* y *reproducción*. La primera determina los miembros de la población que sobrevivirán hasta reproducirse mientras que la segunda garantiza la transmisión de información genética en la descendencia de un organismo. La existencia de un proceso evolutivo en la naturaleza depende de tres condiciones: (1) existencia de una población de entidades o individuos con capacidad para reproducirse, (2) existencia de diferencias (variedad) entre estos individuos, y (3) relación de esta variedad con algunas diferencias en la habilidad para sobrevivir y reproducirse.

La selección es un proceso sencillo dirigido por el principio darwiniano de la supervivencia del más apto. Los individuos más aptos son aquellos que logran adaptarse mejor a su ambiente y que, por consiguiente, sobreviven y tienen oportunidad de reproducirse.

La reproducción, asexual y sexual, es el proceso mediante el cual se introducen nuevos individuos en una población. En la reproducción asexual, un individuo genera una copia de sí mismo, garantizando así la transmisión de su información genética. En la reproducción sexual ocurre la *recombinación* (o cruce), mecanismo mediante el cual se transmite a los descendientes cromosomas que son una mezcla de la información genética de los padres. La *mutación*, que introduce pequeños cambios en los cromosomas heredados, resulta a menudo de errores de copia durante la reproducción sea ésta sexual o asexual.

2.2. Computación evolutiva

La computación evolutiva aplica una metáfora de la evolución natural, según la cual, un problema dado desempeña el papel del medio ambiente en el cual vive una población de individuos y donde cada uno de ellos

representa una posible solución al problema. El grado de adaptación de cada individuo (solución candidata) a su ambiente es expresado por una medida de calidad, conocida como función de adecuación o función de fitness. La solución candidata en sí misma (fenotipo), se construye a partir de la información contenida en su genoma (genotipo). Como en la evolución natural, los algoritmos evolutivos tienden generalmente a encontrar progresivamente mejores soluciones al problema, gracias a la introducción constante de nuevo “material genético” en la población a través de los llamados operadores genéticos, equivalentes computacionales de los mecanismos evolutivos naturales.

Existen varios tipos de algoritmos evolutivos, entre los cuales los más conocidos son los algoritmos genéticos, la programación genética, las estrategias evolutivas y la programación evolutiva. A pesar de contener cada una características específicas, todas estas técnicas se basan sin embargo en los mismos principios generales. En general, un algoritmo evolutivo procede como sigue: Generación aleatoria o heurística de una población inicial de individuos, $P(0)$. En cada ciclo evolutivo t , conocido como generación, los individuos de la población actual, $P(t)$, son decodificados y evaluados bajo un cierto criterio predefinido de calidad (función de fitness). Entonces, un subconjunto de individuos, $P'(t)$ -conocido en inglés como “mating pool”- se selecciona para reproducirse de acuerdo con su valor de fitness. Así, los individuos más aptos (con mayor fitness) tienen mayor oportunidad de reproducirse, mientras que los menos aptos (con menor fitness) tienden a desaparecer en las siguientes generaciones.

La selección, por sí sola, no puede introducir nuevos individuos en la población, es decir, no puede encontrar nuevos puntos en el espacio de búsqueda. Estos puntos son generados modificando la población seleccionada $P'(t)$ mediante la aplicación de la recombinación y la mutación, dando origen a una nueva población, $P''(t)$. La recombinación tiende a permitir al proceso evolutivo moverse hacia regiones «prometedoras» del espacio de búsqueda. La mutación se introduce para prevenir una convergencia prematura hacia óptimos locales, muestreando aleatoriamente nuevos puntos del espacio de búsqueda. Finalmente, los nuevos individuos $P''(t)$ se introducen en la población de la siguiente generación $P(t+1)$; Generalmente, $P''(t)$ se convierte simplemente en $P(t+1)$. Para detener la búsqueda, se puede especificar como condición de finalización un número máximo de generaciones o el logro de un valor aceptable de fitness. La Figura 1 presenta la estructura de un algoritmo evolutivo genérico.

Gracias a la combinación de elementos de búsqueda dirigida y estocástica, las técnicas evolutivas presentan algunas ventajas con respecto a otros métodos de

```

inicio AE
   $t=0$ 
  Inicializar población  $P(t)$ 
  mientras (condición de parada = Falso) ejecutar
    Evaluar  $P(t)$ 
     $P'(t) = \text{Seleccionar}[P(t)]$ 
     $P''(t) = \text{AplicarOperadoresGenéticos}[P'(t)]$ 
     $P(t+1) = \text{Introducir}[P''(t), P(t)]$ 
     $t=t+1$ 
  fin mientras
fin AE

```

FIGURA 1. pseudo código de un algoritmo evolutivo genético.

búsqueda. En primer lugar, necesitan generalmente menor cantidad de conocimiento y pocas asunciones sobre las características del espacio de búsqueda. En segundo lugar, evitan más fácilmente la convergencia hacia óptimos locales. Finalmente, alcanzan un buen equilibrio entre la explotación de las mejores soluciones y la exploración del espacio de búsqueda. La eficiencia de los algoritmos evolutivos reside en su búsqueda basada en una población y en el uso de los mecanismos genéticos descritos. La existencia de una población de soluciones candidatas establece una búsqueda paralela, en la cual el mecanismo de selección dirige la búsqueda hacia las regiones más prometedoras del espacio de búsqueda, la recombinación estimula el intercambio de información entre estas regiones, y la mutación permite la exploración de nuevas direcciones. Como se dijo previamente, existen varios tipos de algoritmos evolutivos; su clasificación se debe principalmente a razones históricas y los diversos tipos de algoritmos evolutivos son, de hecho, bastante similares. Podría decirse que existe un solo algoritmo evolutivo general, o al contrario que “existen tantos algoritmos evolutivos como investigadores que trabajan en computación evolutiva” [Poli96]. Las fronteras entre los diferentes tipos de algoritmos evolutivos se han vuelto difusas con el correr de los años pues a medida que cada técnica procura superar sus limitaciones, introduce características de las otras técnicas. Para diseñar un algoritmo evolutivo deben definirse algunos parámetros importantes, son ellos quienes finalmente diferencian los diversos tipos de computación evolutiva. Algunos parámetros importantes son: representación (genoma), mecanismos de selección, cruce y mutación, tamaño de las poblaciones P y P' , variabilidad o rigidez del tamaño de la población y variabilidad o rigidez de la longitud del genoma.

La computación evolutiva ha sido aplicada ampliamente en ingeniería y otras áreas para la solución de numerosos problemas tales como optimización, programación automática, diseño de circuitos, modelización y diagnóstico médico entre muchos otros. El artículo de Peña-Reyes y Sipper [7] presenta una

revisión de la aplicación de la computación evolutiva en el campo médico. La aplicación de un algoritmo evolutivo implica algunas consideraciones importantes. La primera decisión que se debe tomar es cómo codificar o representar, las soluciones candidatas dentro del genoma. La representación debe permitir la codificación de todas las soluciones posibles, sin introducir una complejidad tal que aumente demasiado el tiempo de búsqueda. Después, debe definirse una función de aptitud apropiada para la evaluación de los individuos; esta función de aptitud debe reflejar los criterios que se busca optimizar junto con su importancia relativa. La representación y la aptitud son, entonces, claramente dependientes del problema, a diferencia de la selección, la recombinación y la mutación, que son a primera vista, más independientes del problema. La práctica muestra, sin embargo, que aunque los operadores genéticos estándares pueden ser utilizados a menudo es también necesario adaptarlos al problema.

3. EMBRIOLOGÍA ELECTRÓNICA

Las últimas tres décadas de investigación en el campo de la biología molecular (*embriología*, *genética*, e *inmunología*) han hecho posible la comprensión de los mecanismos mediante los cuales los seres vivos crecen y se desarrollan. Los principios correspondientes utilizados por la naturaleza para construir y mantener sistemas vivos complejos están ahora a disposición del ingeniero para que se inspire de ellos. Es precisamente el tomar inspiración de los procesos de crecimiento y desarrollo de los seres vivos que da origen a la *embriónica* (por *embriología electrónica*) [5]. El crecimiento y el desarrollo de todos los seres vivos esta dirigido a través de la interpretación, en cada una de sus células, de un programa químico, el ADN. Este programa conocido con el nombre de *genoma*, es la descripción completa de todo el organismo, esta manera, una célula podría potencialmente asumir la funcionalidad de cualquier otra célula. El genoma es una secuencia compleja, escrita con un alfabeto de cuatro caracteres: A, C, G, y T. Este proceso de la biología molecular y del desarrollo embriológico de los seres vivos es la fuente de inspiración de la embriónica. Adoptando ciertas características de la organización celular y adaptándolas al mundo bidimensional de los circuitos integrados, la embriónica muestra que propiedades únicas al mundo de los seres vivos, tales como la auto-replicación y la auto-reparación pueden aplicarse a objetos artificiales (circuitos integrados) y que en adelante llamaremos organismos artificiales [Tempesti98].

3.1. Objetivos

Uno de los objetivos principales de la embriónica es el desarrollo de circuitos integrados a gran escala (VLSI

– *Very Large-Scale Integrated*) con capacidad de auto-reparación y auto-replicación. La auto-reparación permite la reconstrucción parcial en caso de una falla menor mientras que la auto-replicación permite la duplicación completa del dispositivo original en caso de una falla mayor. La posibilidad de tener circuitos integrados con tales características abrirá nuevas puertas en la exploración espacial, la construcción de fabricas auto-replicativas en el espacio y en otros planetas (la Luna, Marte). Este último en particular es un proyecto en que la NASA viene trabajando hace mucho tiempo [Beky00].

3.2. Características

La mayoría de los seres vivos, a excepción de los organismos unicelulares como virus y bacterias, comparten tres características fundamentales.

1. *Organización multicelular*, por medio de la cual un organismo se divide en un número finito de células en donde cada una de ellas realiza una función única (neurona, músculo, intestino, piel, etc.). Un mismo organismo puede contener varias células del mismo tipo.
2. *Diferenciación celular*, por medio de este mecanismo se define el papel de cada célula dentro del organismo, es decir, la función particular que va a realizar (neurona, músculo, intestino, piel, etc.). Esta especialización de la célula se obtiene a través de la interpretación de una parte del genoma y depende esencialmente de la posición física de la célula dentro del organismo.
3. *División celular*, es la primera mediante el cual a partir de una célula (comenzando por una primera célula o cigote) se generan dos células hijas. Durante esta división, todo el material genético de la célula madre, el genoma, se copia a las células hijas.

Esencialmente, la embriónica propone un modelo basado en autómatas celulares en donde la inspiración viene de los tres principios biológicos expuestos anteriormente. Con esta idea en mente, los organismos artificiales se encuentran divididos en un número finito de células (organización multicelular), en donde cada célula contiene un *programa* que describe completamente la funcionalidad de todo el organismo artificial (el *genoma*) y que realiza una función específica en función de su posición dentro del organismo (diferenciación celular), la cual se describe por medio de un subprograma conocido como el *gen* de la célula. Estos organismos artificiales tienen la posibilidad de auto-replicarse (división celular) para dar origen a nuevos organismos. La Figura 2 muestra un organismo artificial multicelular compuesto de 3 células, el gen es la parte del genoma que se ejecuta en función de la posición dentro del organismo y que se determina en función de las coordenadas X, Y.

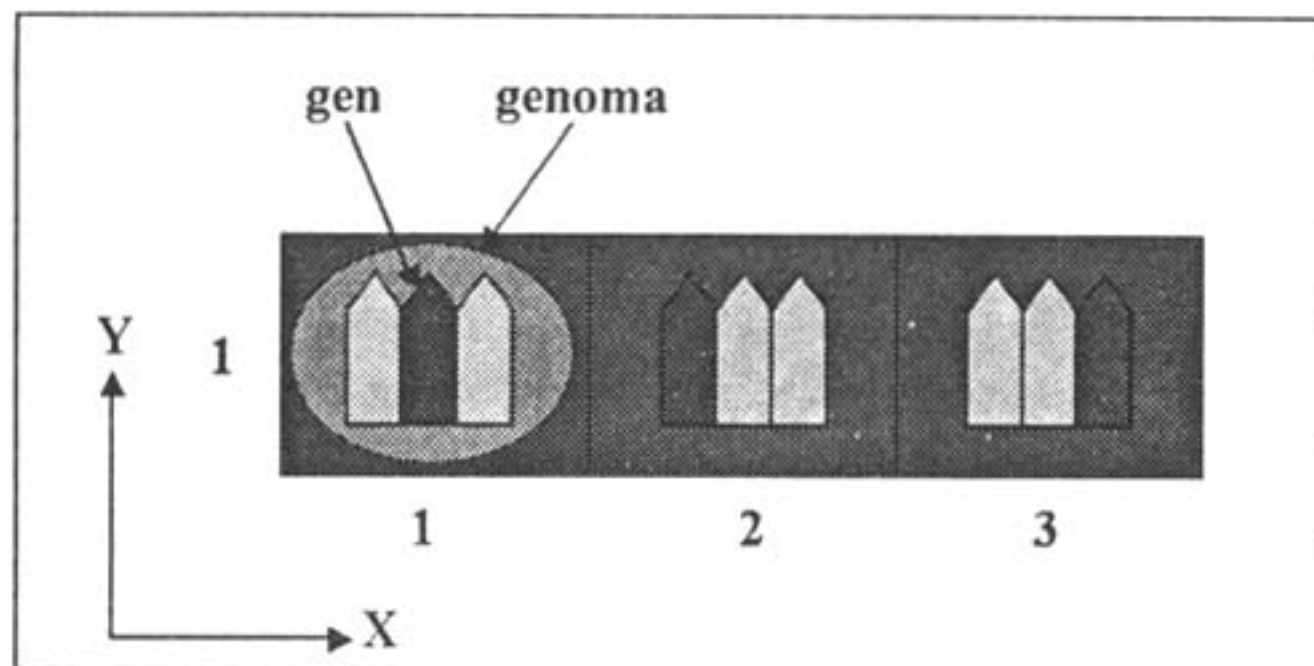


FIGURA 2. Organización multicelular de un organismo artificial compuesto por 3 células.

3.3. La célula artificial

El medio ambiente en el cual los organismos artificiales se desarrollan, consiste de un espacio bidimensional finito (pero tan grande como se desee) de silicio. Este espacio está dividido en filas y columnas cuya intersección definen las células.

La célula artificial que se utiliza para la realización de organismos artificiales es un prototipo que se conoce con el nombre de MICTREE (Figura 3). Se trata de un nuevo tipo de FPGA desarrollado en el marco del proyecto Embrionica que está constituido fundamentalmente por una memoria, donde se almacena el genoma del organismo, una máquina de decisión binaria que ejecuta el genoma, un sistema de comunicación para intercambiar información con las células vecinas y tres registros. MICTREE se encuentra al interior de un contenedor plástico, lo que permite el ensamblaje de varias células, como si se tratara de un LEGO, para crear así organismos bidimensionales.

3.4. Implementaciones

Describir en detalle una de las realizaciones del proyecto Embrionica resultaría muy largo y va más allá de nuestros propósitos. Por lo tanto, guardando nuestro objetivo de simplicidad nos limitaremos a describir, por medio de un organismo unidimensional hipotético, la auto-reparación y la auto-replicación. Un ejemplo de mayor complejidad, la implementación celular de una

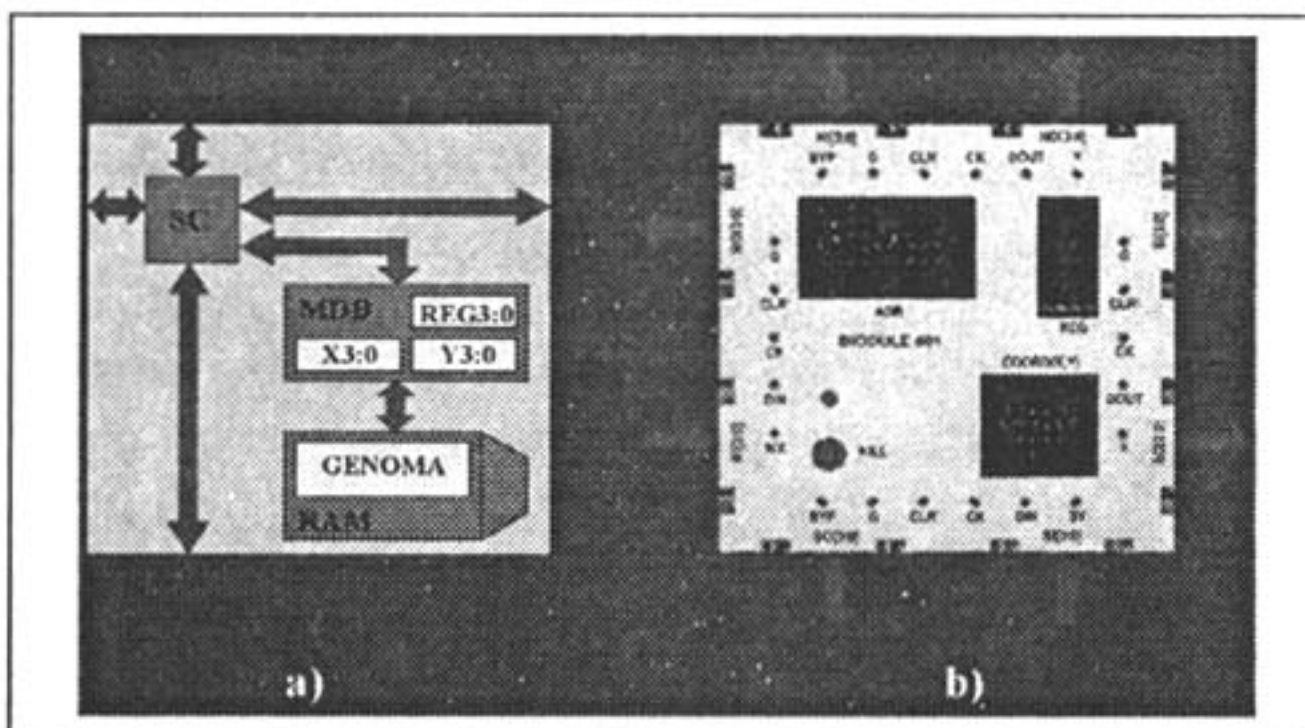


FIGURA 3. a) Diagrama de bloques; SC: sistema de comunicación; MDB: máquina de decisión binaria; RAM: memoria de acceso aleatorio. b) Panel frontal de MICTREE.

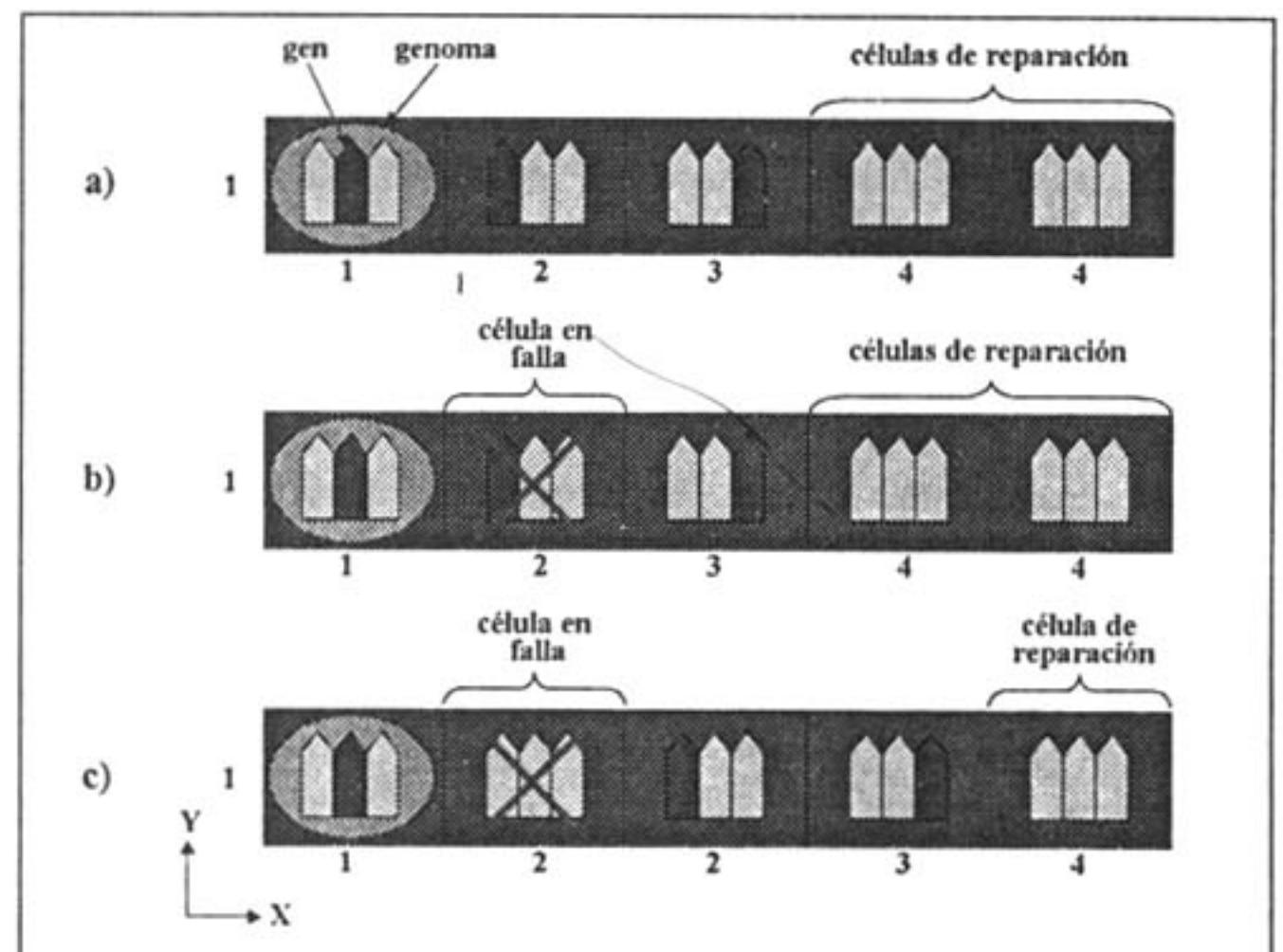


FIGURA 4. Proceso de auto-reparación de un organismo artificial unidimensional con dos células de reparación. a) organismo normal. b) falla en una célula del organismo. c) organismo después de la auto-reparación.

máquina universal de Turing, puede encontrarse en [Restrepo00].

La Figura 4a muestra el organismo hipotético que está compuesto por cinco células, dos de las cuales son de reserva (o de reparación) y podrían ser usadas en el caso de una falla.

3.4.1. Auto-reparación

Los organismos artificiales también pueden estar sujetos a fallas, las cuales surgen en general con el tiempo (envejecimiento) o debido al medioambiente adverso en el cual se encuentran (el espacio en el caso de satélites y sondas de exploración). En embrionica gracias al mecanismo de auto-reparación, ante la presencia de una falla (Figura 4b), el organismo se reconfigura de manera automática (Figura 4c) restableciendo así su funcionalidad. En general si en un organismo compuesto de n células, donde k células son de reparación ocurre una falla en la posición $x=f$, se tiene que durante el proceso de auto-reconfiguración la célula en la posición $f+i+1$ tomará la funcionalidad de la célula $f+i$ (para $i = 0, 1, 2, \dots, n-f-1$), es decir que hay un desplazamiento, hacia la derecha, de la funcionalidad de todo el organismo. La auto-reparación puede continuar hasta agotar las k células de reparación, caso en el cual la ocurrencia de una nueva falla engendrará la muerte del organismo artificial o su malfuncionamiento.

3.4.2. Auto-replicación

El mecanismo de auto-replicación (en el eje Y) presupone la existencia de una segunda fila de células de reparación, en la dirección norte, con el mismo número de células que el organismo original. La Figura 5 muestra un ejemplo de auto-replicación en la dirección Y. La auto-reparación es posible si existen células de reparación.

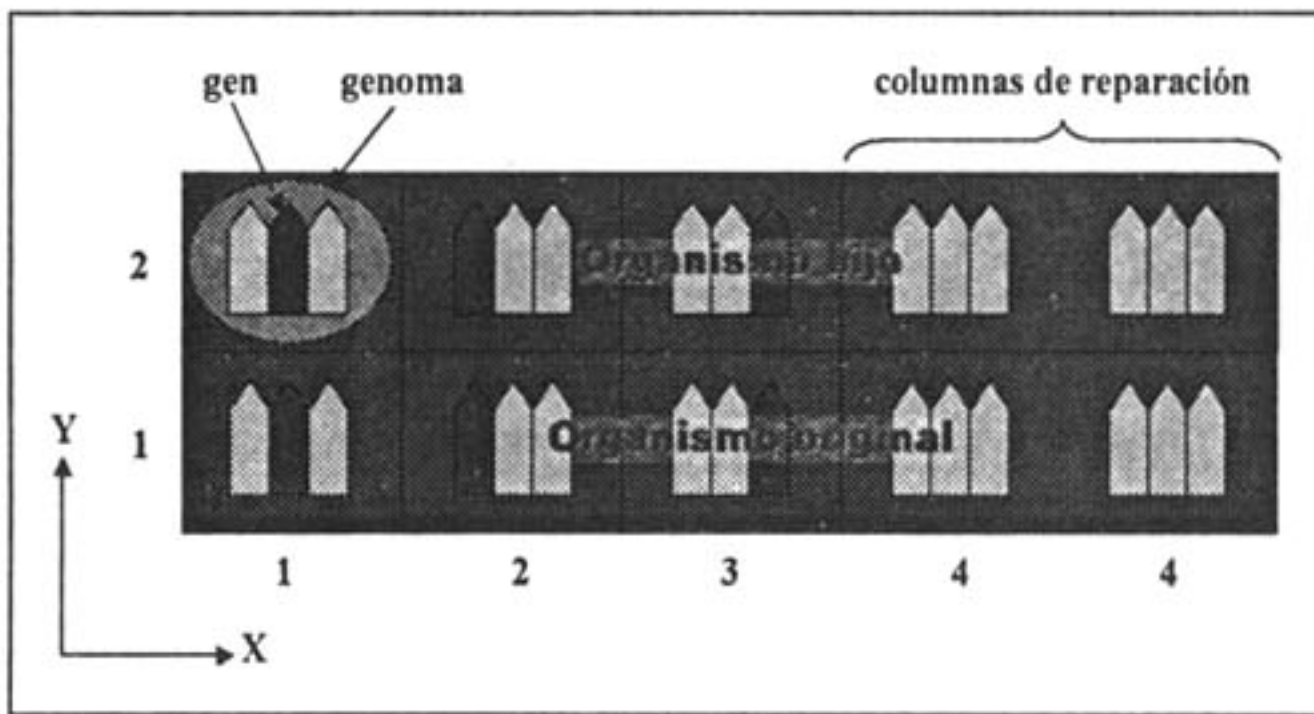


FIGURA 5. Auto-replicación de un organismo artificial.

4. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

La selección natural también ha dotado a los seres vivos de una 'memoria flexible' a través de mecanismos llamados *epigenéticos*, los cuales surgen ante las limitaciones en la capacidad de almacenamiento de información del material genético y de los mecanismos de desarrollo del individuo [11]. Hacen parte de este nivel de organización; el sistema nervioso, el sistema inmunológico y el sistema endocrino.

Estos sistemas adquieren información del medio ambiente y actualizan su sistema de memoria de manera dinámica como ocurre en el caso del sistema nervioso mediante el proceso de aprendizaje. Desde el punto de vista de la ingeniería, la inspiración en los procesos epigenéticos nos ha llevado a desarrollar sistemas donde la adaptación por medio de ejemplos o por experiencia sustituye la programación. El ejemplo mas claro lo constituyen las llamadas *redes neuronales artificiales*.

Las redes neuronales artificiales como máquinas computacionales son sistemas masivamente paralelos que logran un alto desempeño gracias a la integración masiva de elementos de cálculo no lineales comúnmente llamados *neuronas* [Arbib95]. Estas neuronas que no son mas que pequeños procesadores, están generalmente organizadas en capas y reciben como entradas las señales que producen los otros procesadores conectados a ella (Figura 6a). Estas entradas son utilizadas para generar una o varias respuestas, generalmente no lineales. La funcionalidad de dichos procesadores ha sido inspirada de un modelo simplificado de las células nerviosas de los seres vivos

(Figura 6b).

4.1. Aprendizaje natural y artificial

El aprendizaje está normalmente asociado a una ganancia en conocimiento o comprensión y puede ser alcanzado con estudio, imitación, instrucción o experiencia. Aunque es muy difícil definir con exactitud lo que es "aprender", en el contexto de las redes neuronales artificiales está estrechamente relacionado con el ajuste apropiado de los pesos de interconexión o pesos sinápticos y de la topología de la red, lo cual no es mas que un reflejo de los cambios estructurales que ocurren a nivel biológico.

Donald O. Hebb propuso en 1949 que cuando varias neuronas son activadas simultáneamente, la transmisión de información entre ellas se ve facilitada gracias a ciertos cambios químico-estructurales a nivel de los puntos de interconexión entre las neuronas llamados *sinapsis* (Figura 6). Una característica importante de esta regla de aprendizaje es que opera localmente; dicha regla ha inspirado una gran cantidad de algoritmos de aprendizaje que se pueden clasificar en tres paradigmas principales: *aprendizaje supervisado*, *aprendizaje no supervisado* y *aprendizaje por refuerzo* [3]. En el primer caso, el principio de funcionamiento consiste en la corrección del error que existe entre el valor que genera la red para un patrón de entrada dado y el valor deseado de salida. En el caso no supervisado, el sistema recibe patrones de entrada que son agrupados y categorizados mediante correlaciones entre las mismas entradas, sin necesidad de un ente externo (instructor). Por ello se dice que dichas redes se auto-organizan. Finalmente, en el aprendizaje por refuerzo, el sistema adaptativo realiza ciertas acciones y después, recibe una evaluación (generalmente) escalar (la recompensa). Los algoritmos de aprendizaje por refuerzo conservan selectivamente las salidas que maximizan la recompensa recibida durante un cierto lapso de tiempo. Los dos conceptos básicos detrás del aprendizaje por refuerzo son la búsqueda por "ensayo y error" y el concepto de "recompensa retardada". Un aspecto clave del aprendizaje por refuerzo es el compromiso entre *explotación* y *exploración*. Para acumular mucha recompensa, el sistema "inteligente" debe preferir las mejores acciones experimentadas (explotación), aunque adicionalmente deba intentar nuevas acciones

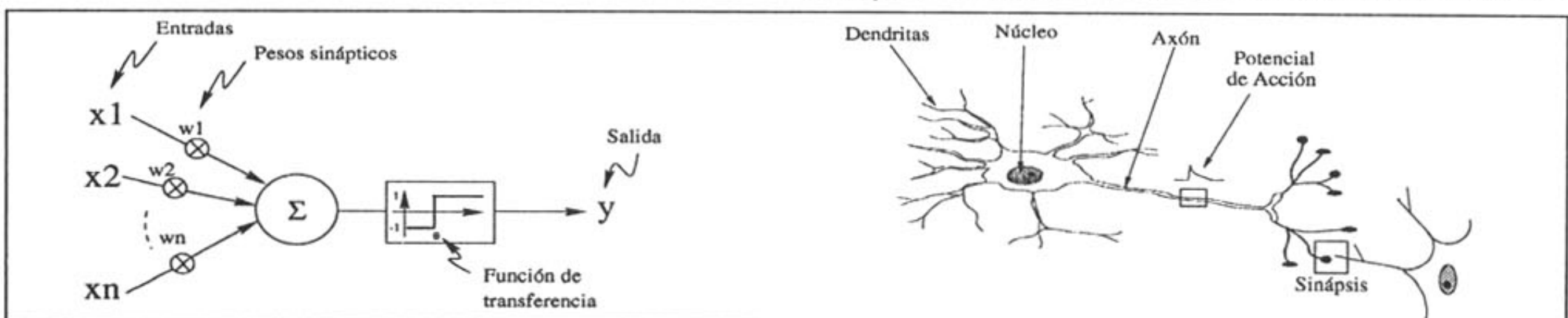


FIGURA 6. a) Neurona artificial. b) Neurona biológica.

(exploración) para descubrir otras posibles mejores acciones para el futuro.

En cuanto a la adaptación estructural aunque los ingenieros han desarrollado previamente toda una serie de algoritmos que involucran una adaptación de la topología de las redes neuronales artificiales (ver [PerezU99] por ejemplo), nuevos descubrimientos y un mejor entendimiento a nivel biológico del desarrollo del sistema nervioso y de los mecanismos de neurogénesis (nacimiento de nuevas neuronas) permitirán el diseño de máquinas computacionales con la capacidad de aprendizaje continuo.

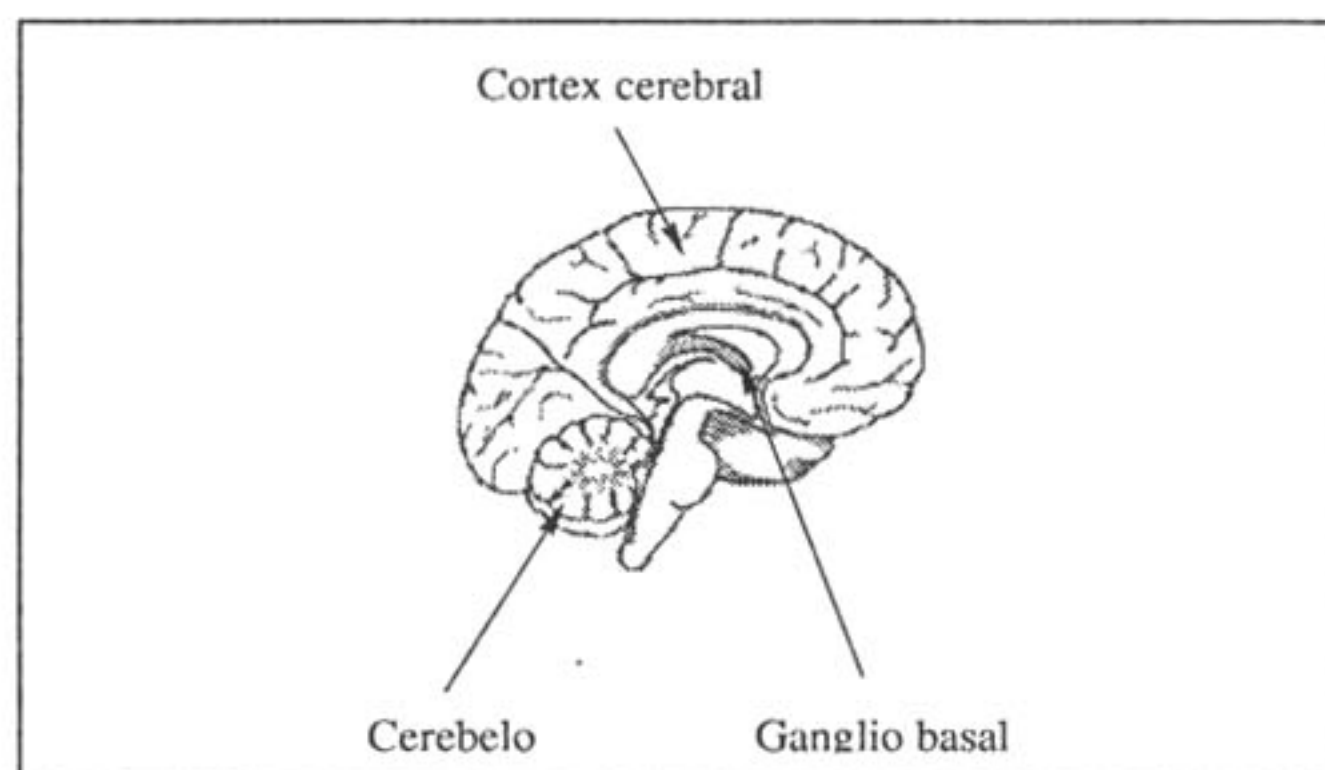


FIGURA 7. Localización del cerebrolo, el córtex

4.2. Tendencia: más bio-inspiración

Atreviéndose a aceptar la metáfora que dichos algoritmos proponen, podría decirse que las estructuras neuronales que encarnan los tres tipos de aprendizaje en el cerebro, supervisado, no supervisado y por refuerzo son: el cerebrolo, el córtex y el ganglio basal [Doya99] (Figura 7).

El desarrollo de nuevos algoritmos y arquitecturas para el aprendizaje seguramente considerará diferentes estructuras y mecanismos neuronales biológicamente plausibles. Por ejemplo, el hipocampo parece tener un papel primordial en el aprendizaje espacial, la amígdala en el condicionamiento de emociones y los llamados *neuromoduladores* como la dopamina, la serotonina, la acetilcolina, y la noradrenalina, a su vez tienen una función reguladora en el aprendizaje [Arbib95].

5. CONCLUSIÓN

Desde siempre el hombre ha observado la naturaleza para imitarla al momento de construir máquinas y herramientas (por ejemplo, el helicóptero o el submarino); las técnicas que hemos presentado en este artículo van más allá pues se inspiran en los métodos que la naturaleza utiliza para desarrollar sus soluciones y no sólo en las soluciones mismas. La evolución, el desarrollo y el aprendizaje, tres formas naturales de adaptación han dado origen a la computación evolutiva, la embriología electrónica y las

redes neuronales artificiales, respectivamente.

Debemos ser conscientes de que la bio-inspiración y conceptos como la auto-replicación, la auto-reparación, la adaptación y el aprendizaje son ideas relativamente nuevas y en las cuales la naturaleza lleva trabajando millones de años. Mirando (y soñando) hacia el futuro, podríamos pensar en nano-máquinas (*bioware*) con capacidad de evolución, reproducción, regeneración y aprendizaje. ¿Qué tan lejos estamos de ese futuro? Hoy día ya se habla de *nanobots* (nano robots), robots cuyo tamaño es inferior al punto final de este artículo, y que podrían ser usados como instrumentos quirúrgicos para capturar bacterias o incluso para la construcción de otros nanobots. Los próximos años de investigación en esta área se presentan muy prometedores y nos darán respuestas a todas estas inquietudes.

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1.] M.A. Arbib (Ed.), *Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, The MIT Press, 1995.
- [2.] G. Bekey, I. Bekey, D. Criswell, G. Friedman, D. Greenwood, D. Miller and P. Will. *Final report NSF-NASA Workshop on Autonomous Construction and Manufacturing for Space Electrical Power Systems*, Arlington, Virginia, USA, April 1998.
- [3.] K. Doya. *What are the computations of the cerebellum, the basal ganglia and the cerebral cortex?*, *Neural Networks* 12: 961-974, 1999.
- [4.] Gabriel García Márquez, *El Cataclismo de Damocles*, Conferencia entrega premio novel de literatura, Ixtapa, México, 1986.
- [5.] D. Mange, M. Sipper, and P. Marchal. *Embrionic electronics*. *BioSystems*, Vol 51, Number 3, pp. 145-152, 1999.
- [6.] P. Marchal, P. Nussbaum, C. Piguet, S. Durand, D. Mange, E. Sánchez, A. Stauffer and G. Tempesti. *Embrionics: The Birth of Synthetic Life*. In E. Sánchez and M. Tomassini, eds., *Towards Evolvable Hardware*, Lecture Notes in Computer Sciences Springer, Berling, pp. 166-197, 1996.
- [7.] Carlos Andrés Peña-Reyes, Moshe Sipper. *Evolutionary Computation in Medicine: An Overview*, *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol 19, Number 1, May 2000, pp. 1-23.
- [8.] A. Pérez-Urbe, *Structure Adaptable Digital Neural Networks*, Ph.D Thesis 2052, Swiss Federal Institute of Technology-Lausanne, EPFL, October, 1999.
- [9.] R. Poli, *Introduction to evolutionary computation*. http://www.cs.bham.ac.uk/~rmp/slide_book/, October 1996. visited: 16 March 1999.
- [10.] H. F. Restrepo, D. Mange and M. Sipper. *A Self-Replicating Universal Turing Machine: From von Neumann's Dream to New Embryonic Circuits*. In

Proceedings of the Seventh International Conference on Artificial Life, Portland, USA, pp. 3-12, August 2000.

- [11] M. Sipper, E. Sanchez, D. Mange, M. Tomassini, A. Pérez-Urbe and A. Stauffer, *A Phylogenetic, Ontogenetic, and Epigenetic View of Bio-Inspired Hardware Systems*, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol 1, Number 1, pp. 83-97, April 1997.
- [12] G. Tempesti. *A Self-Repairing Multiplexer-Based FPGA Inspired by Biological Processes*. PhD thesis, Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne, Switzerland, 1998

Carlos Andrés Peña-Reyes obtuvo su título de Ingeniero Electrónico en la Universidad Distrital, Bogotá, Colombia en 1992, su título de Especialista en Automatización Industrial en la Universidad del Valle, Cali, Colombia en 1997 y finalizó la Escuela Predoctoral en Informática de la Escuela Politécnica Federal de Lausana, Lausana, Suiza en 1998. Actualmente es estudiante de doctorado en el Laboratorio de Sistemas Digitales del Departamento de Informática de la Escuela Politécnica Federal de Lausana, Lausana, Suiza.
EPFL, IN Ecublens,
CH-1015 Lausanne, Suiza. Carlos.Pena@epfl.ch



AUTORES



Héctor Fabio Restrepo García obtuvo su título de Ingeniero Eléctricista en la Universidad del Valle, Cali, Colombia en 1991, obtuvo su título de M. Sc. en automática en la Universidad del Valle en 1998 y de M. Sc. en informática en la Escuela Politécnica Federal de Lausana, Lausana, Suiza en 1996.

Actualmente se encuentra en su último año de doctorado en el Laboratorio de Sistemas Digitales del Departamento de Informática de la Escuela Politécnica Federal de Lausana, Lausana, Suiza.

EPFL, IN Ecublens,
CH-1015 Lausanne, Switzerland.
hectorfabio.restrepo@epfl.ch



Andres Pérez-Urbe obtuvo su título en Ingeniería Eléctrica de la Universidad del Valle, Cali, Colombia en 1993, y de doctor en ciencias técnicas en la Escuela Politécnica Federal de Lausana, Suiza, en 1999. Actualmente trabaja como asistente de investigación y encargado de cursos en el departamento de informática de la Universidad de Friburgo, así como profesor asistente a tiempo parcial en el Instituto de Informática de la Universidad de Lausana. Grupo de Inteligencia Artificial y Paralelismo, Departamento de Informática, Universidad de Friburgo, Suiza.
University of Fribourg, Switzerland
Ch. du Musée 3, CH-1700 Fribourg,
Andres.PerezUribe@unifr.ch

Para realizar los sueños es necesario estar bien despierto.
