

Computación evolutiva y sistemas complejos adaptativos: la sopa primigenia de las conductas inteligentes emergentes



¿Pueden las máquinas funcionar inteligentemente? La investigación en computación evolutiva e inteligencia artificial muestra que es posible producir máquinas capaces de resolver problemas, utilizando procesos derivados del mundo biológico.

Héctor Zenil Chávez

INTELIGENCIA VS. INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Desde su comienzo, la inteligencia artificial ha sido controvertida, ya que surgió de algunos supuestos importantes, en particular del hecho de poder dotar a cosas no vivas de una cualidad que sólo los seres vivos parecían poseer de manera exclusiva: la inteligencia. Entendida ésta como cualquier acción que requiera del uso de un sistema nervioso o masa cerebral, se pueden establecer niveles de inteligencia, desde la más simple, como la de los insectos, hasta la más sofisticada: la del humano.

La inteligencia artificial no sólo se ocupa de la simulación o creación de inteligencia utilizando máquinas, artefactos o modelos teóricos, sino también y de manera especial del estudio

de la inteligencia humana y sus procesos de razonamiento lógico y práctico.

Así, en muchos sentidos, la inteligencia artificial se ocupa más de seres vivos que de artefactos inertes; de humanos que de máquinas; de los conceptos biológicos y filosóficos más evocadores e interesantes; de las neurociencias, de la lógica y las ciencias cognoscitivas aplicadas a las ciencias computacionales.

La inteligencia artificial se ha desarrollado en dos grandes corrientes: la *inteligencia artificial “dura”*, que da origen, en principio, a esta área del conocimiento, y que opacó por largo tiempo a la otra corriente, la *inteligencia artificial “suave”*, que volvió a cobrar vida y seguidores durante la década de los ochenta, al verse transformados y agotados los paradigmas de la inteligencia artificial “dura” para generar conductas mucho más interesantes.

INTELIGENCIA ARTIFICIAL “DURA”

La inteligencia artificial “dura” o “fuerte” ha dado importantes resultados en áreas como la demostración automática de teoremas, los juegos de video, los lenguajes para el procesamiento de

proposiciones lógicas, la representación del conocimiento y la aplicación de reglas de inferencia, como los sistemas expertos formales.

La inteligencia artificial “dura” se fundamenta en el hecho de que toda conducta inteligente puede representarse mediante lógica simbólica formal y reducirse a algoritmos, es decir, puede *programarse*; en términos académicos, se dice que es *computable*. El término “computable” tiene como origen una fuente aún más rigurosa y teórica, ya que se deriva de la lógica clásica, del concepto de recursividad y de las máquinas de Turing. (Una máquina de Turing es un dispositivo ideal que mantiene un estado interno, que tiene memoria infinita y que lee y escribe sobre una cinta que contiene casillas con los símbolos de entrada y salida enlistados en la misma.)

El punto de vista de la inteligencia artificial “dura” parece derivarse, en parte, de que la individualidad de una persona no depende de los átomos particulares que componen su cuerpo. Hay una continua sustitución de prácticamente todo el material del cuerpo viviente de cualquier persona durante su desarrollo como ser vivo. Si, por ejemplo, todo el contenido material de una persona fuera canjeado con partículas correspondientes a los ladrillos (en términos de protones, neutrones y electrones), nada absolutamente habría sucedido. Lo que parece distinguir a una persona de la casa que habita es la configuración en que sus partes constitutivas están organizadas, y no la individualidad de estos constituyentes particulares. Así, una persona no es más que una “configuración de información”, y esta información podría, en principio, ser trasladada de un material a otro. El punto de vista de la inteligencia artificial “dura” es que el “contenido informático” de esta configuración es lo que caracteriza a cualquier individuo, y que todo ello puede representarse y reproducirse mediante algoritmos y programas.

A consecuencia del desempeño actual de las computadoras modernas, utilizar programas comerciales basados en la inteligencia artificial “dura” es una actividad común y cotidiana en procesadores de texto, juegos de ajedrez, revisores de ortografía o al resolver un sistema de ecuaciones mediante un programa matemático. Hay quienes argumentan que esto no es realmente inteligencia, pero nuestro concepto de inteligencia tiene un vicio permanente: se vuelve más excluyente cada vez que la tecnología la alcanza. Nadie hubiera dudado en bautizar como un acto inteligente el hecho de corregir un texto o ganar un juego de ajedrez con el campeón del mundo, ya que esta conducta, en principio, era exclusiva de seres humanos.

Por esta la razón, debe entenderse la inteligencia como clasificación de actos inteligentes, pues bajo una definición más ortodoxa, una hormiga no lo sería y ni siquiera un delfín. Una definición que deje tan acotado el concepto de inteligencia deja fuera a todo ser natural o artificial que no sea humano, aunque muestre conductas inteligentes. Siguiendo en consecuencia, el humano mismo podría encontrarse, en ciertas condiciones, excluido de definiciones tan rigurosas de inteligencia.

INTELIGENCIA ARTIFICIAL “SUAVE”

La inteligencia artificial “suave” parte del argumento de que la inteligencia es una propiedad emergente de una compleja relación entre sus unidades elementales.

La lógica de la vida que extrae la inteligencia artificial “suave” proviene de la tesis de que, mientras se aumenta el número de individuos y sus relaciones, se manifestarán características colectivas y dinámicas análogas a las



que se manifiestan en las estructuras complejas de la naturaleza, obteniéndose patrones y conductas que emergen del sistema. Este argumento le da sentido a la corriente conexionista, a los promotores de las redes neuronales y a la computación evolutiva. La corriente conexionista le otorga una mayor importancia a la relación y estructura entre las unidades que integran un sistema complejo que a las unidades individuales por sí mismas. Por otro lado, una red neuronal artificial es un modelo computacional basado en las redes neuronales naturales, que se integran por un gran número de elementos simples pero cuya interconexión es sumamente compleja y dinámica, de forma que se autoorganiza en niveles, del mismo modo en que lo hace un sistema nervioso biológico. En todas estas corrientes, las capas de complejidad, ya sea de neuronas o de poblaciones, son la base y justificación de su estudio.

Lo que sabemos
es que de la copia
de cien millones
de genes para generar
un nuevo individuo,
aproximadamente
diez podrían verse alterados
en el proceso

A diferencia de lo que sucede con nuestra tecnología, sumamente frágil y dependiente de cada una de sus partes (basta observar qué sucede con una computadora de escritorio sin el cable de corriente eléctrica o sin disco duro), la versatilidad y adaptabilidad de la vida, por ejemplo, en la capacidad para sobrevivir de una mosca al arrancarle sus alas o de una lombriz sin la mitad de su cuerpo, es sorprendente y claramente distinta a la forma en que se ha abordado el intento por crear inteligencia o vida artificial hasta hace algunos años. El desarrollo del área de los sistemas dinámicos, y en particular de los sistemas complejos, es decir, aquellos que se encuentran entre el caos y el orden, han dotado a la inteligencia artificial de nuevas y más sofisticadas herramientas que tratan el problema de explicar y generar vida e inteligencia “de abajo hacia arriba”, es decir, partiendo de los elementos básicos y sus interacciones para dar origen a conductas emergentes y no, de manera inversa, “de arriba hacia abajo”, analizando un sistema y dividiéndolo en sus partes para analizarlas de manera inconexa.

REPRODUCCIÓN Y MUTACIÓN

Hace casi cinco mil millones de años comenzó un proceso largo y complejo de donde emergieron los seres vivos de la Tierra. Hoy sabemos que compartimos, con todos ellos, un origen en común y algunas características fundamentales.

Todo ser vivo en la Tierra se constituye de células, que en su estructura básica son iguales entre sí a las de cualquier otro animal, planta, bacteria u hongo. Cada una de estas células contiene información que conocemos como genes, compuestos de ácido desoxirribonucleico o ADN y empacados en cromosomas. Esta información es necesaria y suficiente para el proceso de replicación, en lo que reconocemos como la reproducción natural. Pero esta replicación, ya sea sexual o asexual, no siempre se lleva a cabo sin errores. A estos errores se les llama *mutaciones* y se deben a factores externos e impredecibles. Lo que sabemos es que de la copia de cien millones de genes para generar un nuevo individuo, aproximadamente diez podrían verse alterados en el proceso.

En la reproducción sexual existe una combinación de información genética entre células distintas, mientras que en la asexual no la hay, pues es una clonación de la célula madre. En ambas, la mutación es un proceso fundamental que asegura la preservación de una especie y la vida en toda la Tierra. Es el mecanismo que permite que una población no sea igual a la anterior o a la siguiente, y por tanto que aquellos rasgos nuevos

que hayan surgido, y que permitan al nuevo individuo adaptarse mejor, se establezcan gradualmente como característica de toda la especie. Actualmente, un área del estudio de los autómatas celulares trata de explicar cómo se originan estas mutaciones que, aunque están muy cerca de parecer azarosas, no lo son tanto, y es posible explicarlas en términos de las relaciones de todos los genes o de áreas de genes determinadas.

SELECCIÓN NATURAL

Es Charles Darwin quien concluye y sostiene que son estos operadores, la reproducción selectiva y la mutación, los que determinan la adaptación de los seres vivos a su ambiente, de forma que aquellas copias inexactas que estén mejor adaptadas tendrán mayores posibilidades de sobrevivir, reproducirse y por tanto transferir sus nuevas características a la descendencia. A este mecanismo se le llamó *selección natural*, y al proceso llevado a cabo una y otra vez durante miles y millones de años, *evolución*.

La selección garantiza que las nuevas poblaciones sean siempre mejores en términos de adaptabilidad, o al menos igual de exitosas que las anteriores. La selección es el mecanismo con el que, a consecuencia de la adaptación, los mejores individuos de una población encuentren mayores oportunidades para transferir sus características a las siguientes generaciones.

PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN

Por otro lado, en las matemáticas existen problemas para los cuales no puede encontrarse una solución explícita o analítica (como el problema de encontrar la ruta más corta que un vendedor viajero debe hacer para visitar n lugares pasando exactamente una vez por cada uno). Son problemas que requieren un mecanismo de optimización, de forma que aunque no se encuentre “la mejor solución” se puedan encontrar varias y que, al compararse, pueda decidirse, en un tiempo finito, cuál de ellas es mejor que las otras. No es posible, por ejemplo, decidir qué diseño de ser vivo es el mejor, ya que cada uno de ellos es exitoso dentro de su propio ambiente. Cada especie y cada individuo son una solución óptima al problema de la naturaleza para crear seres que se adapten a su medio ambiente.

Con el surgimiento de las computadoras este tipo de problemas (conocidos como “problemas NP completos”) obtuvieron la atención de los científicos, ya que además son tan frecuentes en la vida cotidiana como en la naturaleza, en áreas que van desde la economía, la ingeniería, la física, las neurociencias o la

psicología. Estos problemas no habían sido estudiados tan ampliamente a causa de los limitados recursos de nuestra propia capacidad intelectual para resolverlos por métodos exhaustivos. Así, las máquinas electrónicas le proporcionaron al humano las herramientas necesarias para que, en tiempo aceptable, resuelva problemas mediante el uso de técnicas de búsqueda y mecanismos de optimización.

EL SURGIMIENTO DE LA COMPUTACIÓN EVOLUTIVA

En los años 60, el matemático John Holland tuvo la idea de concebir un plan para aplicar las lecciones de la evolución natural a la solución de este tipo de problemas. Era obvio que la naturaleza había creado, con tiempo suficiente, una variedad de seres vivos exitosos en sus respectivos ambientes. Un oso polar, por ejemplo, tendría piel gruesa y color blanco, mientras que un delfín, piel suave, impermeable y aerodinámica. El humano, por ejemplo, con su notable capacidad cerebral, es capaz no sólo de adaptarse sino de modificar su ambiente.

Las máquinas electrónicas le proporcionaron al humano las herramientas necesarias para que, en tiempo aceptable, resuelva problemas mediante el uso de técnicas de búsqueda y mecanismos de optimización

Así surge la *computación evolutiva*. A la técnica de búsqueda que utiliza las lecciones de la evolución natural con los recursos de cómputo se le llama *algoritmos genéticos* o *programación genética*. Los algoritmos genéticos utilizan los mismos operadores que la naturaleza: selección, reproducción y mutación. Años después surgirían métodos similares, inspirados en estas mismas técnicas, como las *estrategias evolutivas*, que básicamente son algoritmos genéticos cuyas entradas (genes) pueden ser cualquier número real y no únicamente binario. La aplicación de una técnica u otra depende básicamente del tipo de problema a resolver. Todos estos métodos de solución de problemas basados en los operadores naturales de los seres vivos pertenecen al área de la Computación Evolutiva.

La aplicación de una técnica u otra depende básicamente del tipo de problema a resolver. Todos estos métodos de solución de problemas basados en los operadores naturales de los seres vivos pertenecen al área de la Computación Evolutiva

ESTRUCTURA DE UN ALGORITMO GENÉTICO

El ADN es el material genético de todo organismo vivo. Contiene miles de instrucciones para la síntesis de las proteínas que originan y mantienen la vida. El ADN está escrito en un *código genético* que se forma con cuatro letras: adenina (A), guanina (G), timina (T) y citosina (C), dispuestas como en una cinta con la estructura de doble hélice propuesta por Watson y Crick. A las parejas que forman estas letras, A con T y G con C, se les conoce como *pares de bases*, ya que cada una siempre se une con otra. Cada tres pares (tripletes o codones) de bases representan a un aminoácido en particular. Los aminoácidos forman “palabras” en el código de la vida que permite la producción de las proteínas de todas formas de vida en la Tierra. Una proteína típica contiene unos centenares de aminoácidos, ligados entre sí en un orden específico. Así, todo ser vivo terrestre puede ser codificado mediante vectores que indiquen la frecuencia y orden de

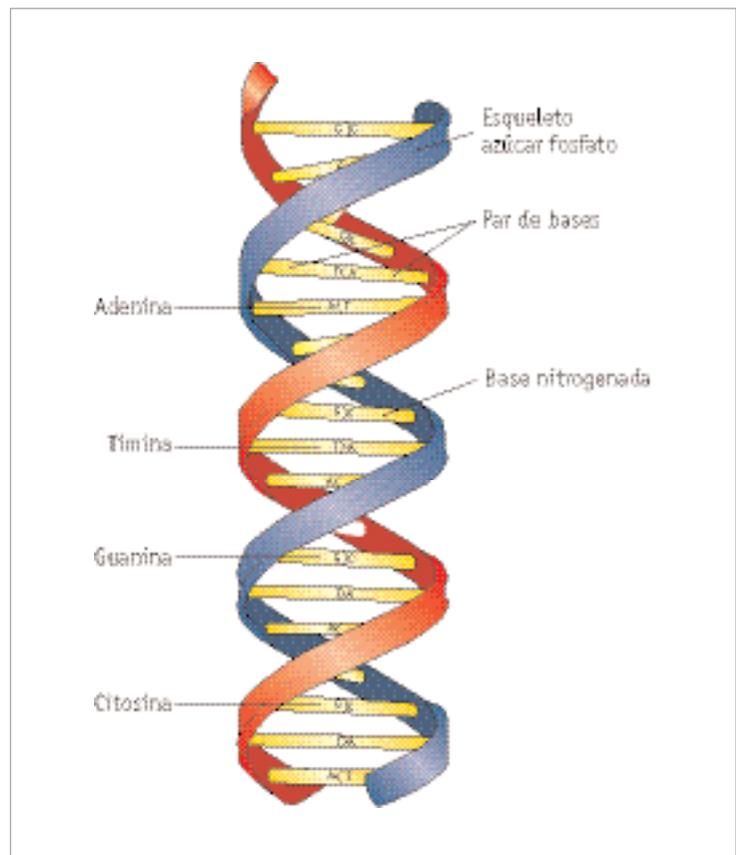


Figura 1. La doble hélice propuesta por Watson y Crick. Modelo que representa la estructura en que se organiza el ADN en todo ser vivo. Fuente de la imagen: National Human Genome Research Institute.

aparición de todos los tripletes posibles. La diferencia entre los vectores (que en términos técnicos puede establecerse con *una métrica de distancia*) indica el parentesco de un individuo con otro o su pertenencia a una u otra especie o familia. [Fusa]

En los algoritmos genéticos un individuo es representado por una cadena. Estas cadenas son los elementos equivalentes a los cromosomas naturales de todo ser vivo. Las cadenas contienen valores (equivalentes a los genes) cuya posición y manifestación determina una u otra característica del individuo (genotipo y fenotipo). Estos valores en un algoritmo genético son representados por números binarios, unos y ceros, en forma análoga a como sucede con las letras A, G, T y C en los cromosomas.

Para la combinación genética en los algoritmos genéticos se eligen uno o varios puntos de cruzamiento y se intercambian los valores de un segmento de la cadena con el de su pareja elegida.

La mutación en un algoritmo genético se aplica con un factor de probabilidad, que es determinado desde un principio; el factor más común es de .01 a .05, es decir, de cada 100 números o genes se cambian al azar de uno a cinco. En la cadena de números se elige una posición al azar y se intercambia su valor; si éste tenía un uno, se cambia por un cero, y viceversa. Ello permite que las soluciones no se estancuen y se garantice la diversidad de una población a otra.

Cuando esta diversidad no se preserva, se pueden aplicar otros operadores más drásticos, como una “catástrofe”, equivalente a un evento de extinción, de forma que los individuos de una población se vean severamente afectados y pueda garantizarse que su desarrollo no se detenga. Para llevar a cabo esta

En los algoritmos genéticos un individuo es representado por una cadena. Estas cadenas son los elementos equivalentes a los cromosomas naturales de todo ser vivo

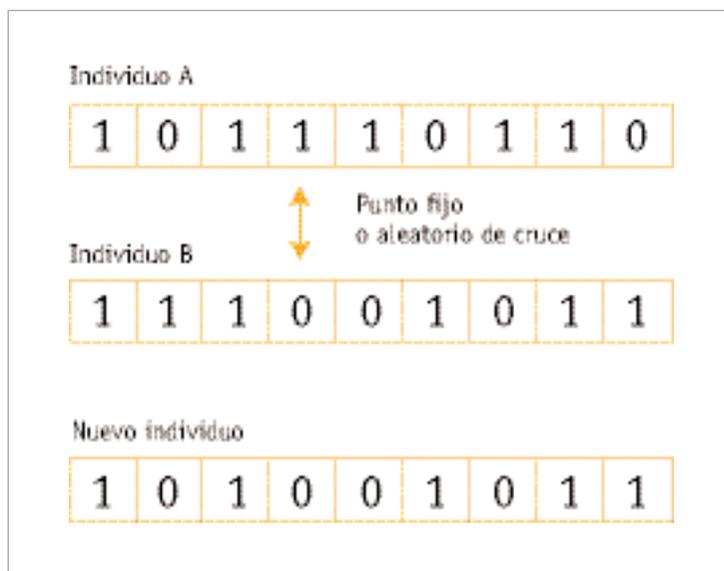


Figura 2. Modelo de reproducción eligiendo un solo punto de cruce al azar; para un algoritmo genético simple puede usarse una variable de distribución uniforme o siempre un punto fijo.

Figura 3. Representación de un proceso de mutación a un individuo.
Se elige aleatoriamente la séptima posición y se invierte su valor.



catástrofe, se aplica una mutación de hasta el 50 por ciento, o incluso puede generarse al azar una nueva población que compita con la desgastada para enriquecerla.

Un algoritmo genético simple se compone de los siguientes pasos:

1. Generación de la población inicial.
2. Evaluación de aptitud de cada miembro de la población.
3. Aplicación del criterio de terminación (¿ya terminó nuestro algoritmo?).
4. Generación de la nueva población (selección, combinación y mutación).
5. Repetir del paso 2 al 5 hasta que el criterio del paso 3 termine el algoritmo.

El criterio de terminación es indispensable, ya que en este tipo de problemas el procedimiento puede prolongarse tanto como se quiera. Ésta es la característica más importante del tipo de problemas en los que se aplica un algoritmo genético, ya que se debe encontrar un equilibrio entre una buena solución y el tiempo razonable que se requiere para encontrarla. Sabemos, por el tipo de problema, que la solución encontrada nunca es “la mejor”, y que si continuamos con el algoritmo obtendremos otra todavía mejor. Sin embargo, el tiempo de espera entre una buena solución y otra mejor es cada vez más largo, haciendo del algoritmo un trabajo exhaustivo e infinito. Por ello, es indispensable un criterio que nos permita terminar el procedimiento.

LA APTITUD DE UN INDIVIDUO

El concepto de *aptitud*, que determina el nivel de adaptación de un individuo a su ambiente natural, en los algoritmos genéticos es una función matemática que evalúa el grado de éxito de un

El tiempo de espera entre una buena solución y otra mejor es cada vez más largo, haciendo del algoritmo un trabajo exhaustivo e infinito. Por ello, es indispensable un criterio que nos permita terminar el procedimiento

individuo con respecto al resto de la población. Es decir, qué tan cerca está este individuo de una solución óptima al problema que nos ocupa. Al final de los pasos 1 y 4, se evalúa la aptitud de cada individuo en relación con el resto de la población (paso 2); los menos aptos “mueren” en mayor número, y los más aptos generan una mayor descendencia (paso 3). De esta forma, los individuos compiten entre sí para lograr los mejores resultados.

Pseudocódigo de un AG simple:

```
function AG (población, aptitud) returns individuo
tipos de datos:
población conjunto o matriz de individuos
aptitud función para medir la adaptabilidad o aptitud de
un individuo
do
padres <- selección (población, aptitud)
población <- reproducción (padres, punto de cruce,
factor de mutación)
while criterio de terminación
returns mejor individuo
```

APRENDIZAJE CON ALGORITMOS GENÉTICOS

En nuestros genes emerge un patrón adicional inesperado: una memoria genética que nos permite comer o respirar sin que lo hayamos aprendido explícitamente. Venimos, de alguna manera, preprogramados de fábrica. Esta memoria se guarda en la codificación del ADN (pero no en ningún gen particular, sino en la relación de todos ellos), y es también aprovechada por los algoritmos genéticos, ya que éstos se aplican a problemas en los que se requiere que un programa sea capaz de aprender a realizar un cálculo o una tarea.

Una computadora, habilitada con un algoritmo genético como sistema de aprendizaje, puede aprender a sumar o restar sin saber cómo hacer una suma o una resta. El modelo aprende mediante la repetición exhaustiva por ensayo y error, donde el error no es siempre un error, sino una peor o mejor aproximación que se evalúa mediante la función de aptitud (de manera muy similar a como un humano aprende a sumar o restar). Una vez que ciertos individuos obtienen mejores aproximaciones, dan origen, mediante la herencia de sus “genes”, a nuevos individuos con mejores aptitudes que el resto, para entonces volver a repetir el proceso. El aprendizaje y la memoria son los valores más importantes de la inteligencia; de ahí su relevancia para la inteligencia artificial.

APLICACIÓN DE LOS ALGORITMOS GENÉTICOS

Como en la naturaleza, un algoritmo genético es eficiente y confiable, ya que continuamente está sometido a evaluación, y no hay lugar para “malas” soluciones, ya que éstas “mueren” irremediablemente. Tampoco para soluciones estancadas, ya que siempre existen factores de mutación que garantizan la diversidad y el cambio. Así, una condición inicial diferente a causa de una mutación puede generar una nueva “especie” diferente, con el transcurso del tiempo y la acumulación de nuevas mutaciones. La dinámica general del comportamiento de los algoritmos genéticos es un campo de estudio interesante, que está siendo profundamente explorado.

El aprendizaje y la memoria
son los valores
más importantes de
la inteligencia; de ahí
su relevancia para
la inteligencia artificial

Lograr un real poder computacional, mayor al que actualmente conocemos, podría tener consecuencias de todo tipo: en la vida diaria, en la inteligencia artificial e incluso la teoría de la mente humana y la filosofía

Hasta ahora, mientras las técnicas de la inteligencia artificial “suave”, como las redes neuronales artificiales y la computación evolutiva, utilicen a la computadora digital (equivalente a una máquina universal de Turing) como su recipiente de ejecución, descansarán, en el fondo, en las bases de la inteligencia artificial “dura”. La diferencia real entre la inteligencia artificial “dura” y la “suave” es solamente la forma en que se abordan problemas complejos que de otra forma serían más difíciles de resolver, pero no una diferencia de poder computacional, ya que lo que se resuelve con uno se puede resolver con el otro. La posibilidad de crear procedimientos y máquinas con mayor poder computacional, así como sus grados de solubilidad, se estudian en áreas de la lógica y computabilidad, temas de particular interés matemático. Por ejemplo, redes neuronales que utilizan valores analógicos que pudieran estar ya presentes en la naturaleza (como el número Pi), sobre una máquina también analógica tendrían, como ya se ha demostrado, un poder computacional mayor que el de una máquina de Turing. Sin embargo, esto podría depender de algunas cuestiones físicas fundamentales, como el hecho de si vivimos en un universo continuo en donde esos valores analógicos realmente existen, o si el universo es discreto, como sugieren algunas teorías físicas importantes. Lograr un real poder computacional, mayor al que actualmente conocemos, podría tener consecuencias de todo tipo: en la vida diaria, en la inteligencia artificial e incluso la teoría de la mente humana y la filosofía.

LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y LOS ALGORITMOS GENÉTICOS EN MÉXICO

En México se hace investigación en inteligencia artificial y en computación evolutiva. En la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) existen algunos grupos de investigación y estudio en esta área multidisciplinaria de las matemáticas y de las ciencias de la computación, que se relaciona con otras áreas del conocimiento como la biología, la física y las neurociencias.

Entre algunos de los profesores e investigadores dedicados, total o parcialmente, a la computación evolutiva en México, se encuentran los matemáticos y computólogos Katya Rodríguez Vázquez, del Instituto de Matemáticas Aplicadas y en Sistemas de la UNAM; José Galaviz y Pedro Miramontes, de la Facultad de Ciencias de la



Existen actualmente en el mercado algunos electrodomésticos, en particular lavadoras comerciales, que utilizan algoritmos genéticos para optimizar la limpieza de las prendas. Mediante sensores detectan la cantidad y tipo de ropa, para entonces elegir (con el uso de lógica difusa) un proceso de lavado que previamente es optimizado mediante un algoritmo genético. La computación evolutiva también es utilizada en el diseño de máquinas. Por ejemplo, a un algoritmo genético se le puede dar un cubo maleable y proporcionarle algunos parámetros físicos como la gravedad, la resistencia del aire, el peso, el coeficiente de fricción, entre otros, y pedirle que diseñe un modelo aerodinámico terrestre que pueda viajar a gran velocidad. El resultado es sorprendente: un auto con asombroso parecido a aquellos de las carreras de Fórmula Uno o de la Serie Cart.

UNAM; Ángel Kuri, del Centro de Investigación en Computación del Instituto Politécnico Nacional (IPN) y del Instituto Tecnológico Autónomo de México (ITAM); Carlos A. Coello, del Centro de Investigación y Estudios Avanzados del IPN; Carlos Brizuela, del Centro de Investigación Científica y Educación Superior de Ensenada; Felipe Padilla Díaz, de la Universidad Autónoma de Aguascalientes; Carlos Zozaya, del ITAM; Hugo Terashima y Edgar Vallejo, del Instituto Tecnológico de Estudios Superiores de Monterrey, Campus Monterrey y Estado de México, respectivamente; y otros. También se realiza investigación en este campo en instituciones como el Centro de Investigación en Matemáticas, en Guanajuato, la Universidad Autónoma Metropolitana y el Laboratorio Nacional en Inteligencia Artificial, en Veracruz. El Laboratorio de Investigación y Desarrollo Académico de la UNAM realiza proyectos interesantes en el área; ha utilizado los algoritmos genéticos para diseñar partes de robots, luego de haber obtenido el primer lugar con un robot bípedo en el concurso *SAE Walking Machines* en 1997. Este grupo también desarrolló un módulo de estrategias evolutivas que se distribuye a nivel mundial bajo licencia GNU, con el programa francés para análisis numérico *SciLab*, disponible en diversos sitios de la red (ver los sitios Web de interés, al final de este artículo). Dos miembros fundadores de este laboratorio estudian actualmente sus doctorados en las universidades de Oxford y Plymouth, en Inglaterra, en áreas de la inteligencia

El Laboratorio de Investigación y Desarrollo Académico de la UNAM realiza proyectos interesantes en el área; ha utilizado los algoritmos genéticos para diseñar partes de robots, luego de haber obtenido el primer lugar con un robot bípedo en el concurso *SAE Walking Machines* en 1997

El uso de la computación evolutiva no sólo ha permitido a matemáticos y físicos resolver problemas complejos sino también a biólogos entender los mecanismos más importantes de la naturaleza y de la vida. Esta técnica le ha dado nuevo empuje a la simulación y modelación de ambientes y a la vida artificial.

artificial, control y computación evolutiva. En la UNAM se llevan a cabo actividades relevantes, desde trabajo matemático hasta aplicaciones de la inteligencia artificial.

Para saber más

- Barrera Saldaña, Hugo A. (1992), *Información Genética*, México, Conacyt.
- Frankel, Edward (1968), *DNA, el proceso de la vida*, México, Siglo Veintiuno Editores.
- Hilera, José R.; Martínez Víctor J. (1995), *Redes Neuronales Artificiales, fundamentos, modelos y aplicaciones*, USA, Addison-Wesley Iberoamericana, Ra-Ma.
- Holland, John (2004), *El orden oculto de cómo la adaptación crea la complejidad*, FCE, México.
- Kennedy James, Eberhart Russell (2002), *Swarm Intelligence*, Morgan and Kaufmann.
- Kuri, Ángel; Galaviz, José (2002), *Algoritmos Genéticos*, UNAM-IPN-FCE.
- Minsky, Marvin (March 1988), *Society of Mind*, USA, Touchstone Books.
- Oparin, A. (1999), *El Origen de la Vida*, México, Editorial Época, S.A.
- Wolfram, Stephen (2002), *A New Kind of Science*, Wolfram Media Inc.
- Buchanan Mark (2002), *Nexus: Small Worlds and the Groundbreaking Science of Networks*, W.W. Norton.

Bibliografía

- Bentley, Peter J (1999), *Evolutionary Design by Computers*, U.K. Morgan Kaufmann.
- Goldberg, David E. (1989), *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, USA, Addison-Wesley.
- Holland, John H. (1975), *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. USA, MIT Press.
- Ilachinsky Andrew (2001), *Cellular Automata: A Discrete Universe*, World Scientific.
- Kaminuma, Tsuguchika; Matsumoto, Gen (1991), *Biocomputers*, U.K., Chapman and Hall.
- Koza, John (1992), *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection (Complex Adaptive Systems)*, USA, MIT Press.
- Michalewicz, Zbigniew (1992), *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, USA, Springer.

Sitios web de interés

- MIT Artificial Intelligence Lab: <http://www.ai.mit.edu/>
- MIT Media Lab: <http://www.media.mit.edu/>
- Genetic Algorithms and Artificial Life Resources: <http://www.scs.carleton.ca/~csgs/resources/gaal.html>
- Illinois Genetic Algorithms Laboratory: <http://www-illgal.ge.uiuc.edu/index.php3>
- GA Archives: <http://www.aic.nrl.navy.mil/galist/>
- Programa SciLab: <http://evonet.dcs.napier.ac.uk/evoweb/resources/software/software167.html>
- <http://www-rocq.inria.fr/scilab/>
- <http://www.ens-lyon.fr/~desprez/FILES/RESEARCH/SOFT/SCILAB/>
- <http://www.iecn.u-nancy.fr/~pincon/scilab/scilab.html>
- <http://www.engineering.usu.edu/cee/faculty/gurro/Scilab.html>

Héctor Zenil Chávez es matemático de la Facultad de Ciencias de la UNAM. Se especializó como programador avanzado con Sun microsystems, en Londres, Inglaterra. A los 20 años fue consultor en sistemas de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores, participó en proyectos de sistemas para compañías telefónicas y a los 21 dirigió proyectos de tecnología para empresas como Telcel, Miditel, AT&T Alestra, Maxcom, entre otras. Durante 1997/98 fue integrante del grupo de estudio en Algoritmos Genéticos y Vida Artificial del Laboratorio de Investigación para el Desarrollo Académico de la UNAM. Sus áreas actuales de interés son sistemas complejos, lógica matemática y computabilidad, autómatas celulares, vida artificial e inteligencia artificial. Actualmente colabora en el proyecto "Temas de Ciencia Contemporánea" del Centro de Ciencias Aplicadas y Desarrollo Tecnológico de la UNAM y el Conacyt. zenil@ciencias.unam.mx

