

Los robots flexibles y las redes neuronales

ISMAEL ESPINOSA ESPINOSA*

INTRODUCCIÓN

Malors, mi bebé de 8 meses, mira fijamente a Arpo —su muñeco— que yo sostengo parado frente a él. Trato de hacerle creer que Arpo le habla y Malors lo mira, pero casi inmediatamente voltea hacia mi boca, lo que me indica que ha reconocido mi voz o cuando menos la ha localizado. Quizás si yo fuera un ventrílocuo profesional podría haberlo engañado. ¿Cómo aprendió a localizar y reconocer mi voz? ¿Cuándo?

Otro día, levanto a Malors en vilo y pareciera que en ese instante descubre que puede poner rígidas las piernas. Lo mantengo parado y noto su mirada de satisfacción. A partir de ese día pide —a su manera— que se le sostenga parado y, pronto, en su andadera, repite esa postura y empiezo a ver en sus ojos la intención de lanzarse, de desplazarse, como si algo en su interior estuviera listo para moverlo, pero sus piernas todavía no le respondieran. Observo que se ha iniciado un proceso irreversible del que seré testigo y seguramente colaborador, pero ya no podré detenerlo (ni quiero) y Malors caminará solo muy pronto. ¿De dónde salió esa capacidad? ¿Qué tanto es genético y qué tanto es aprendido? ¿Qué papel tuvieron sus juegos de patalco?

Estas preguntas y cientos más me asaltan mientras veo crecer a Malors. Allá en su cerebro, en el de ustedes, en el mío y en el de los animales están los aparatos, instrumentos y, por qué no decirlo, las computadoras que hacen posible nuestro caminar, ver, oír, oler, acariciar, soñar, ... ¿Podremos algún día entender cómo funcionan y así darle esas habilidades a Arpo y volverlo lo que v.d. Malsburg ha llamado un robot flexible?

En este artículo, o quizás debiera llamarlo cuento, les platico en dónde estamos en este querer imitar y reproducir nuestras capacidades de sentir, movernos y conocer.

Hace pocos años tuve el privilegio de estudiar una de las computadoras más extraordinarias que existen: el cerebro del gato. Esta computadora biológica y su equipo periférico pueden, entre otras cosas, ver, oír, arañar y moverse de tal forma que provocarían la envidia de una bailarina. El substrato de estas actividades no es otra cosa que computaciones, efectua-

das por millones de neuronas conectadas entre ellas de una manera muy intrincada.

Para beneficio de los gatos, también me he dedicado a trabajar con modelos digitales y electrónicos de neuronas y, con ellos, he simulado pequeños cerebros, se podría decir pequeñas computadoras o como se les llama ahora: Neurocomputa-



Figura 1. Arpo.

* Laboratorio de Cibernética
Facultad de Ciencias, UNAM

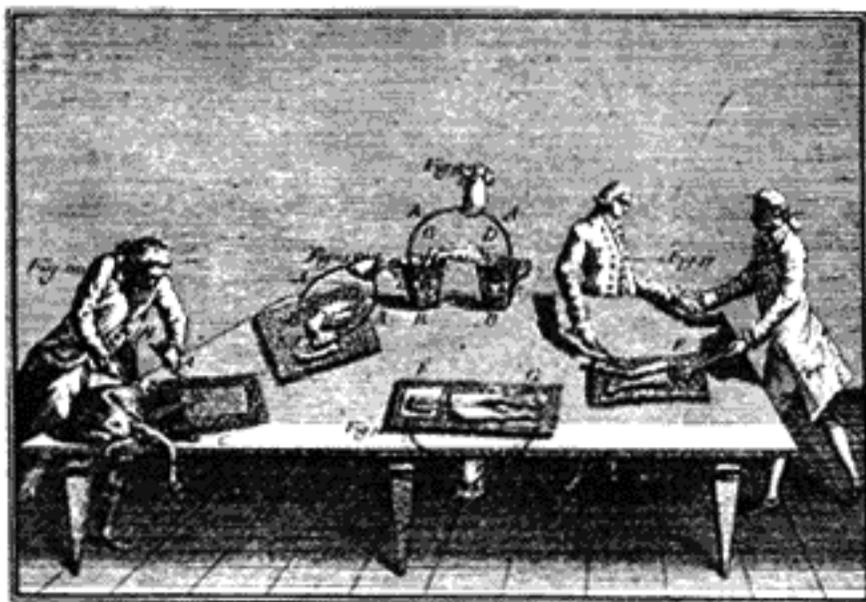


Figura 2. Los experimentos de Galvani acerca del origen y transmisión de la "electricidad animal". (Rothschuh, p. 142, 1973.).

doras. Hace años, mi interés eran redes neuronales, que interconectadas de manera determinada, pueden producir patrones rítmicos de disparo que sirven para coordinar actividades motoras como la locomoción o la postura. Todavía sigo interesado en estos generadores de ritmicidad, pero además, ahora estudio cuál es la posible computación que una red de neuronas realiza para procesar información sensorial y manejar conocimiento.

Las computadoras biológicas tienen características especiales: (1) cuentan con millones de procesadores (neuronas), (2) trabajan en paralelo concurrentemente; (3) poseen una red de conexiones intrincada, pero no aleatoria; (4) poseen una memoria global no localizada, ni asociada con cada procesador y (5) son dispositivos analógicos.

Parece que una vez más nos hemos dado cuenta de que podemos aprender mucho de los seres vivos, de sus computadoras tan perfeccionadas por millones de años de evolución. Para hacerlo, necesitamos modelos de las computadoras biológicas. Los podemos hacer con las computadoras convencionales y levantando a los "Perceptrones" de su tumba. Pero también necesitamos experimentos en las computadoras biológicas reales, para que nuestros modelos puedan perfeccionarse y darnos una intuición genuina.

No es fácil conciliar la experimentación con el modelado. En este trabajo precisamente discutimos tal problemática y nos



Figura 3. Don Santiago Ramón y Cajal. (Autorretrato).

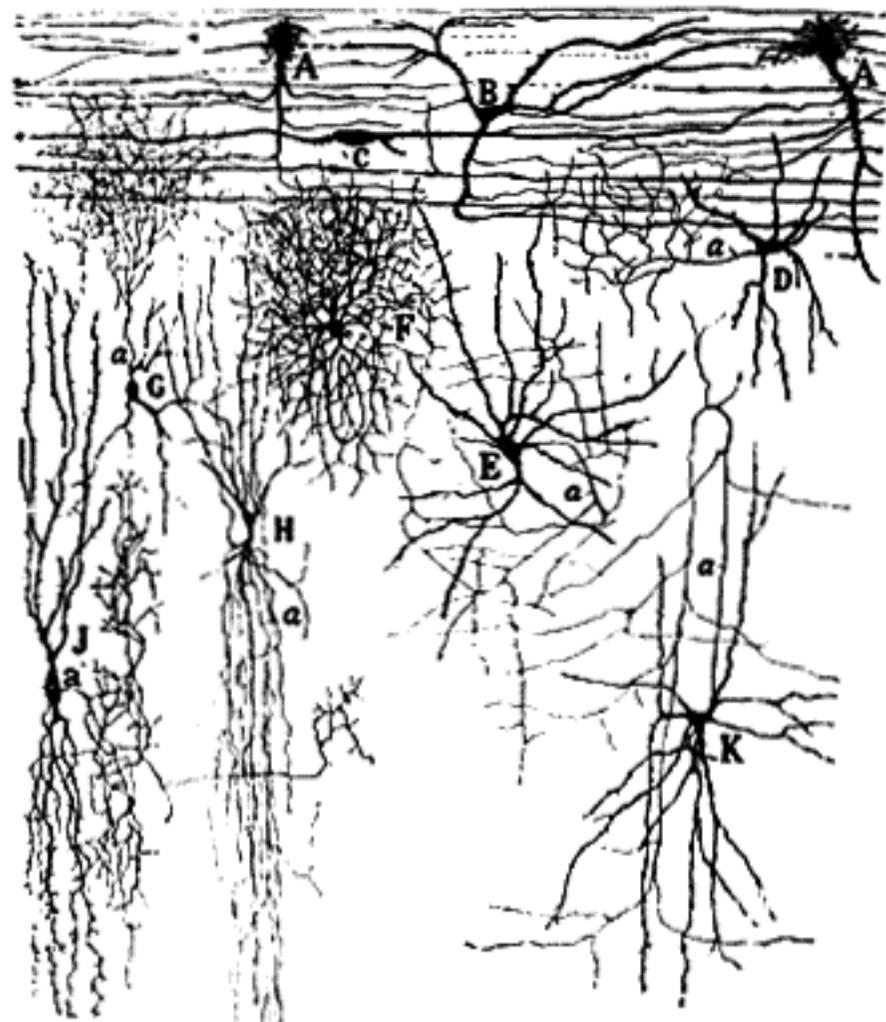


Figura 4. Diferentes neuronas de la corteza cerebral del hombre, según Cajal. La letra a denota al axón. (Krieg, p. 314, 1942.).

preguntamos: ¿Podremos conocer más el cerebro por medio de modelos del mismo como son las neurocomputadoras? O sólo crearemos las computadoras del futuro, pero seguiremos sin saber cómo funciona nuestro cerebro y el de nuestros compañeros los animales.

UNA HISTORIA BREVE SOBRE EL MODELADO DE REDES NEURONALES

Los investigadores antiguos hacían modelos físicos de los órganos y músculos del hombre y de los animales. Leonardo, Descartes, Cavendish y muchos otros, explicaron sus hipótesis acerca del funcionamiento de los seres vivos por medio de modelos fabricados con los materiales disponibles en su época. No es extraño encontrar en sus escritos, descripciones de modelos de músculos y de órganos hechos con globos, fueles y tuberías primitivas que conducían agua o aire caliente. Los libros de Historia de la Ciencia relatan con detalle y multitud de dibujos todo tipo de modelos. En la mayoría de ellos, a menos que sean muy recientes, se nota la falta de modelos del cerebro, o si los tienen son demasiado sencillos. Es más fácil encontrar ideas altamente elaboradas sobre la mente, el alma y la telepatía, que un modelo físico del cerebro y sus componentes.

Ciertamente los anatomistas, neurólogos, neurocirujanos y psiquiatras conocen la anatomía del cerebro, pero a nadie se le ocurriría la extravagancia de hacer un modelo físico de un cerebro utilizando, por ejemplo, una esfera de gelatina y, a partir de ahí, elaborar una teoría que tratara de explicar la epilepsia o los sueños.

Fueron Galvani y sus colaboradores, en el año de 1780, los que nos dieron la herramienta para pensar sobre el cerebro de una manera diferente: la electricidad animal. Y varias décadas más tarde, en 1920, Hans Berger utilizó la incipiente tecnología médica de su tiempo e inventó la encefalografía. Y así, registrando las señales eléctricas producidas por el cerebro humano dió la pauta para modelar físicamente un cerebro. Ya se podía especular si el cerebro era una esfera maciza de materia

gelatinosa capaz de generar potenciales eléctricos o un aglomerado de partes con propiedades eléctricas. Una parte de la respuesta la había dado Don Santiago Ramón y Cajal desde finales del siglo XIX, ayudado por el microscopio, los colorantes histológicos y la fotografía.

Cajal demostró que el tejido nervioso está constituido por elementos individuales, las células nerviosas o neuronas, como las llamó el anatomista alemán Waldeyer en 1891. La variedad de neuronas es enorme, así como las conexiones entre ellas. La otra parte de la respuesta, la relacionada con la existencia de electricidad en las neuronas, tiene una historia muy larga que se inicia con Galvani, siguió con Matteucci, Du Bois-Reymond y Einthoven en la parte experimental y con Berstein y Höber en la teoría de la membrana de la neurona, hasta concluir —cuando menos una etapa— con los experimentos con electrodos realizados por Hodgkin y Huxley en el axón o nervio gigante del calamar, y cuyos resultados fueron publicados en 1952. En este nervio o axón, que es el componente de una neurona que le permite comunicarse con otras, estos investigadores estudiaron las corrientes iónicas responsables del potencial eléctrico que se desplaza a todo lo largo del axón, de una manera todo-o-nada, es decir, que una vez que se produce no puede detenerse.

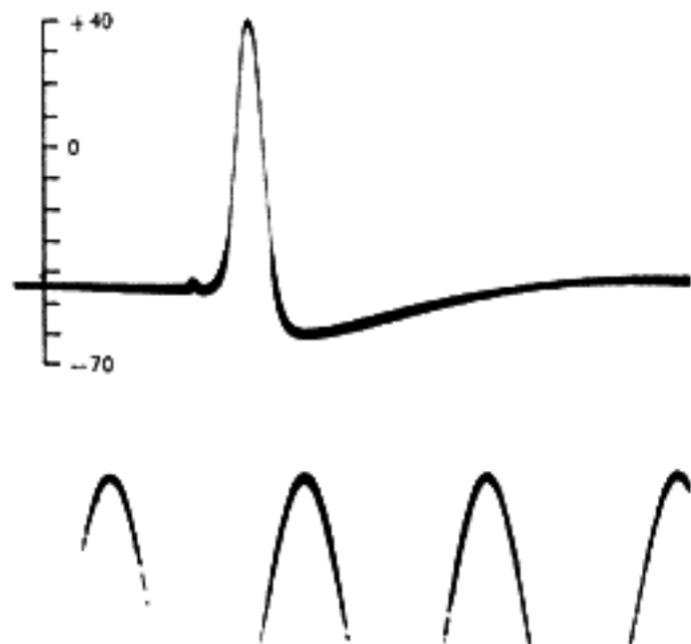


Figura 5. a. Potencial de acción registrado intracelularmente en el axón gigante del calamar. b. Onda senoidal utilizada como reloj. Frecuencia = 500 Hz. (Hodgkin y Huxley, 1945).

A partir de estos experimentos, Hodgkin y Huxley propusieron un modelo matemático del axón compuesto de varias ecuaciones diferenciales no-lineales. El modelo es capaz de reproducir los eventos eléctricos en el axón y también predijo otros mecanismos en él, que no se habían observado en los experimentos. Aquí estamos hablando de los años cincuenta y la historia no termina ahí, pero por ahora es tiempo de enlazarlos con otra historia.

Hace unos días leía, que era extraño que un investigador como von Helmholtz no hubiera generado una tradición multidisciplinaria parecida a su personalidad polimórfica, pues sus contribuciones pasan, entre otras, por la acústica, la óptica y la psicofísica. En el presente vemos un gran individualismo entre los investigadores, y se dice que un investigador no sabe lo que hace su vecino de al lado. Hubo una temporada corta, un poco antes y un poco después de la 2a. Guerra Mundial, en que la multidisciplinaria era bien vista. Un campo donde esto fructificó fue en el estudio del funcionamiento del cerebro, quizás por la

fascinación que éste ejerce sobre la curiosidad de los estudiosos. En los años treinta había una cantidad considerable de investigadores que se interesaban en el funcionamiento del cerebro, sin que éste fuera su disciplina principal de trabajo. Tanto matemáticos, como psicólogos e ingenieros estaban interesados, por diversas razones, en modelar aspectos del funcionamiento del cerebro. Destacaron en esto dos psicólogos: Donald Hebb y Warren McCulloch, que a sus conocimientos del cerebro desde el campo de la psicología añadieron el aspecto matemático. Propusieron modelos matemáticos muy sencillos de las neuronas y con ellas trataron de construir una Teoría del Cerebro basada en redes neuronales y sus interconexiones. Su propuesta tuvo una acogida entusiasta de parte de la comunidad científica y, sin duda, fue una de las responsables de la creación de la Cibernética. En otro artículo he contado esta historia, por lo que no insistiré aquí. Lo que quiero hacer notar es el intento de Hebb y McCulloch por utilizar sus conocimientos sobre el cerebro completo para modelarlo a partir de sus componentes elementales. Pareciera que esta hubiera sido la mejor manera de acercarse a estudiar el funcionamiento del cerebro, pero no fue así. Con una suerte un poco mejor que la que Galvani tuvo con Volta, McCulloch causó revuelo con sus Neuronas Formales, pero lo que floreció fue la Inteligencia Artificial. Hebb no tuvo mejor suerte, y su trabajo permaneció agazapado esperando mejores días. Sus seguidores, como Rosenblatt, tuvieron una suerte peor un poco más tarde.

Existen varias explicaciones para lo anterior, pero, dejaré, por ahora, para concentrarme en sólo una: nuestro conocimiento sobre el cerebro a mediados del Siglo XX. Los avances tecnológicos en electrónica, microscopía y diseño mecánico, hicieron posible el estudio cada vez más detallado y microscópico del sistema nervioso. Podría asegurarse que la miniaturización en la electrónica avanzó paralelamente con el estudio de componentes, cada vez más minúsculos, del sistema nervioso. Primero, las fibras musculares, luego los axones y de ahí a membranas y sus canales iónicos. Fue demostrada la transducción electro-química en la sinapsis y se identificó la acetilcolina como el neurotransmisor dedicado de la placa muscular, en la que a su vez se descubrieron los potenciales miniatura. Todo este conocimiento agregó una gran cantidad de preguntas acerca del funcionamiento del sistema nervioso; no se veía un horizonte claro, aunque fuera lejano, sino un aumento en la complejidad de lo estudiado. En cierta forma, la multidisciplinaria dejó de ser algo tangible. Cada quien se dedicó a su especialidad y en el estudio de los cerebros esto implicó que cada grupo o escuela tomó su parte preferida de estudio y la separó del resto, olvidándose así de que el sistema nervioso es precisamente lo que dice su nombre: un sistema. El estudio de redes neuronales se vio fuertemente afectado por esta tendencia, pues los esfuerzos tecnológicos y analíticos se concentraron en una neurona, o un pedazo de membrana, o un neuro-



transmisor, o un canal iónico. Por supuesto, el efecto también alcanzó a los modelos de redes neuronales, pues más bien se volvieron modelos de neuronas, de axones o de membranas. Me atrevería a afirmar con certeza, que desde 1960 hasta 1980 casi no existían modelos de redes neuronales que fueran amables en su manejo, y de alcance, en cuanto a su capacidad de análisis y habilidad para hacer predicciones. Es cierto que en esos 20 años no se tenían ni las computadoras ni los circuitos integrados que se tienen ahora, pero eso me recuerda una anécdota personal y me permite regresar al tema de los modelos de redes neuronales.

En 1973 conocí a George L. Gerstein en un curso sobre Neurobiología Avanzada en la Universidad de Pensilvania. Su personalidad me atrajo enormemente y le pedí me sugiriera un tema para mi tesis de maestría. Me preguntó a qué me dedicaba y en cuanto le dije que era ingeniero me propuso un trabajo de simulación de redes neuronales. La idea no era diseñar un simulador, sino utilizar uno disponible en su laboratorio. Acepté y pasé un año trabajando con JANUS, un simulador de neuronas y pequeñas redes de neuronas que Donald Perkel había producido. El simulador era tan poco amable que me abrió de par en par las puertas del mundo de la computación. Para especificar las características de las neuronas y la topología de la red tenía que perforar tarjetas. Luego las ponía en la lectora y desde un teletipo electromecánico iniciaba la simulación y asignaba las cintas magnéticas donde guardaba la respuesta de la red neuronal simulada. Cuando ya tenía resulta-

dos en la cinta podía analizarlos y obtener histogramas diversos en la impresora enorme que se encontraba a la mitad de la sala de cómputo. Cierta tipo de histogramas no los podía hacer ahí y me llevaba parte de los datos a una computadora PDP12 que se encontraba en el sótano del edificio. Ahí corría un programa que los generaba en la pantalla de un osciloscopio, luego los retrataba con una cámara especial y de ahí subía al cuarto oscuro a revelar las placas. Así, cada día, para diferentes parámetros y resoluciones. Obtuve resultados que fueron muy apreciados en esa época, cuando menos por Gerstein y Perkel. Cuando traté de repetir esto en México, no me dejaron entrar a la sala de cómputo a montar las cintas magnéticas. Era la época de los santuarios y gurús de cómputo. Pero vayamos ahora a lo que sucede en la actualidad y empecemos con una pregunta.

¿...PERO DE DÓNDE SALIÓ TODO ESTO SOBRE REDES NEURONALES?

Usualmente, los que quieren saber sobre redes neuronales artificiales no están interesados en saber sobre neuronas biológicas. En ese caso leerían el libro "Las células de la mente" de Ricardo Tapia, u otros más o menos especializados sobre neurobiología y neurofisiología.

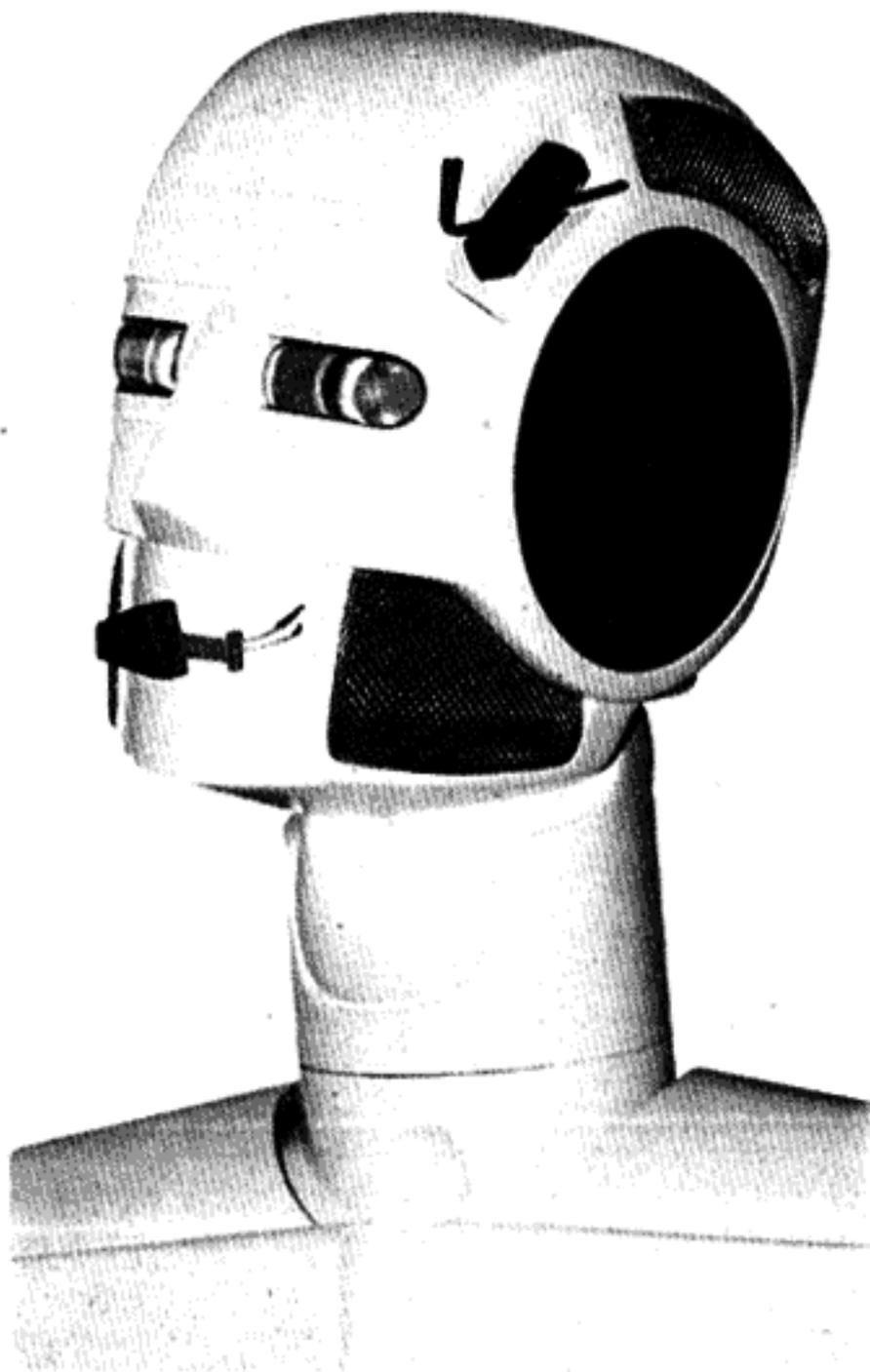
Existen muchos libros sobre el cerebro, algunos totalmente dedicados a la neurología, otros a la neuropsicología y otros hasta filosóficos. También existen muchos libros sobre autómatas, robots, computadoras y cibernética.

Entonces, ¿Por qué en todos estos libros no encontramos a las redes neuronales artificiales? ¿por qué sólo vemos la sonrisa, pero se nos escapa el gato?

Los que quieren saber sobre redes neuronales artificiales en realidad ya saben algo, están enterados de que hay cosas nuevas que no están ni en los libros de texto ni en los clásicos de la neurología, pero que tampoco están en los libros de ingeniería o de computación. ¿Dónde, entonces?

Se me ocurren dos explicaciones que pueden ayudar en esta búsqueda de las redes neuronales artificiales. La primera es histórica y, por tal razón, la más débil, aunque iluminadora. Las redes neuronales biológicas han sido investigadas por los electrofisiólogos y esta metodología experimental tiene su origen en los experimentos de Galvani. Grey Walter en su libro "El cerebro viviente" y Rothschild en "La historia de la fisiología", nos cuentan las vicisitudes de este investigador debido a su creencia en la existencia de la electricidad animal. No voy a repetir aquí la historia; el libro de Walter es una delicia, él dice que la electrofisiología terminó en esa época como una de las ramas de la brujería. Doscientos años más tarde, Frank Rosenblatt, un psicólogo, inventó unas redes neuronales artificiales que llamó Perceptrones y, por eso, casi fue mandado a la hoguera, pues sus "colegas" "demostraron" brillantemente que tal invento no tenía aplicaciones. Esto ocurrió en los años sesenta, desde entonces las redes neuronales artificiales quedaron algo así como en la clandestinidad. No tuvieron mejor suerte las redes neuronales biológicas, por las dificultades tecnológicas que presentan para ser estudiadas y por sus mal vistas relaciones con la electrofisiología. Esta historia puede parecerles a muchos una broma, pero cualquiera que lea los cuentos de hadas que Papert ha escrito sobre el tema, verá que no hay tal broma.

La segunda explicación que puedo dar acerca del carácter elusivo de las redes neuronales artificiales es que la naturaleza del tema está distribuida sobre un número enorme de discipli-



nas, no sólo matemáticas, electrónica y computación, sino también neurobiología, biofísica, bioingeniería, psicología, genética, química, farmacología y hasta ciencia de materiales. El campo ha atraído a investigadores de la talla de Edelman, Cooper y Crick. Además, las publicaciones sobre redes neuronales no sólo están distribuidas en las revistas especializadas correspondientes a esas disciplinas, sino que abarcan un intervalo de cuando menos 47 años contando desde 1943 con las neuronas formales de McCulloch y Pitts (por no exagerar y empezar a contar con Cajal y Sherrington desde finales del siglo pasado).

En muchos casos, el trabajo de un investigador es tan amplio e inaccesible —por diversas razones— que encontrar la punta del hilo en la madeja es casi imposible. Así sucede, por ejemplo, con Amari, Caianiello, Grossberg, Harth, Kohonen, Lara, Medina y muchos otros.

Es verdad que se han publicado reseñas amenas sobre el tema, sobre todo en revistas americanas, pero un vistazo en serio requiere cuando menos de la lectura cuidadosa de un libro como el de Anderson y Rosenfeld: una recopilación y comentarios de 43 artículos seminales en el análisis y aplicación de las redes neuronales artificiales.

Como dice el dicho: "Las cosas se parecen a su dueño", pues pareciera que las redes neuronales artificiales son la propiedad colectiva que emerge del trabajo de muchos investigadores, a lo largo y ancho de las disciplinas y del tiempo. De ahí nuestra dificultad para localizarlas.

LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES CONTEMPORÁNEAS

Los modelos actuales de redes neuronales tienen el potencial de dotar con capacidades cognoscitivas a las computadoras. El desarrollo teórico del campo ha madurado brillantemente, a partir de 1982 con los trabajos de John Hopfield, y las aplicaciones están brotando por doquier: procesamiento distribuido en paralelo, procesamiento de señales digitales, imagenología, robótica, diseño de computadoras, investigación de operaciones, economía y finanzas. Existe un gran revuelo en las revistas de divulgación y pareciera que todo está resuelto y andando. No es así, para que el potencial de que se habla llegue a realizarse, se necesita todavía mucha investigación, pruebas piloto de las aplicaciones y mucha familiarización con una tecnología que ha parecido brotar, de repente, de la nada.

Existen muchos problemas científicos y tecnológicos en los que la información contiene cantidades considerables de ruido o incertidumbre, razón por la cual requieren para su manejo o solución de dispositivos capaces de adaptación o aprendizaje, es decir, las llamadas técnicas inteligentes. Problemas de este

tipo se encuentran en el procesamiento de señales biológicas y tecnológicas, en el control de robots y de procesos, así como en la sociología y la economía.

Disponemos de varios métodos para tratar de solucionar el problema; uno muy poderoso, sobre todo cuando otros como las técnicas adaptativas y los sistemas expertos fallan, es la tecnología de redes neuronales.

Una red neuronal artificial es un conjunto de elementos procesadores o nodos ("neuronas") conectados unos con otros de acuerdo a arquitecturas específicas y con pesos o intensidades modificables en la conexión ("sinapsis") de una neurona a otra. En términos más generales, una red neuronal es un modelo inspirado en las neuronas biológicas que constituyen los cerebros animales y humanos.

Las redes neuronales debutaron hace casi medio siglo, desaparecieron en los años sesenta y han revivido en los años ochenta con un vigor extraordinario. De las neuronas formales de McCulloch y Pitts, luego a los Perceptrones de Rosenblatt y los Adalines de Widrow, han llegado a los modelos de Hopfield y los de Anderson. La clave del éxito, de esta quizás inesperada reaparición es, sin duda, el algoritmo de retropropagación para el ajuste automático de los pesos sinápticos en las conexiones de la red, pero aquí ya dí un gran salto, mejor veámoslo poco a poco.

LOS CONCEPTOS BÁSICOS CONTEMPORÁNEOS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

El modelo contemporáneo de la neurona o elemento procesador

Una neurona artificial o procesador está "inspirada" en una neurona biológica. El parecido radica en que el procesador recibe múltiples entradas (análogos de potenciales eléctricos) que una a una son ponderadas y luego sumadas. El resultado de esta sumatoria, es luego presentado como entrada a un componente no-lineal, que actúa como umbral, y de la comparación resulta o no una respuesta o activación. Hasta ahí el parecido biológico.

En la figura 6 se muestra un procesador donde las entradas u_j son ponderadas por los llamados pesos p_j y la suma de todos ellos da como resultado el valor P . El valor P se aplica como entrada al elemento no-lineal tipo sigmoidal que produce una salida o activación y . Es costumbre representar al procesador como un círculo con dos flechas, una que entra al círculo y que indica la entrada, y otra que sale, que indica la salida o activación. A un círculo pueden entrar muchas flechas, pero sólo sale una.

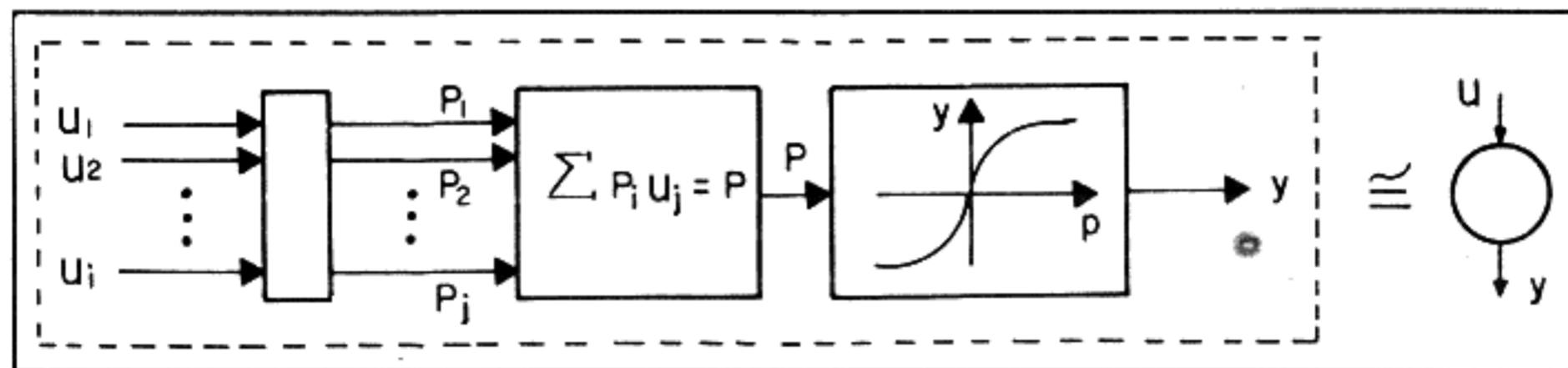


Figura 6. Los componentes de una neurona artificial contemporánea y su símbolo.

La inclusión del elemento no-lineal sigmoidal es una de las adiciones importantes a la neurona artificial contemporánea, ya que hace a éstas analógicas en lugar de digitales como eran, por ejemplo, los modelos neuronales de McCulloch y Pitts y, además, proporciona continuidad y diferenciabilidad en el sentido matemático. Debemos recordar que los cerebros biológicos son "computadoras" analógicas no-lineales. De esta manera, los modelos de ahora son más cercanos a la realidad.

Una vez que se ha definido el procesador se puede hablar de redes neuronales artificiales. Una red neuronal artificial, a diferencia de un procesador, casi no está inspirada en las redes neuronales biológicas, pues se sabe muy poco acerca de ellas. Una red neuronal artificial es un arreglo de procesadores masivamente interconectados en arquitecturas específicas, que generalmente son capas en cascada. Usualmente están constituidas por una capa de entrada, una o más capas intermedias o escondidas y una capa de salida como se muestra en la figura 7. La organización de las interconexiones no está inspirada biológicamente. Sin embargo, la red en su totalidad es capaz de aproximar algunas de las tareas que realizan las redes neuronales biológicas.

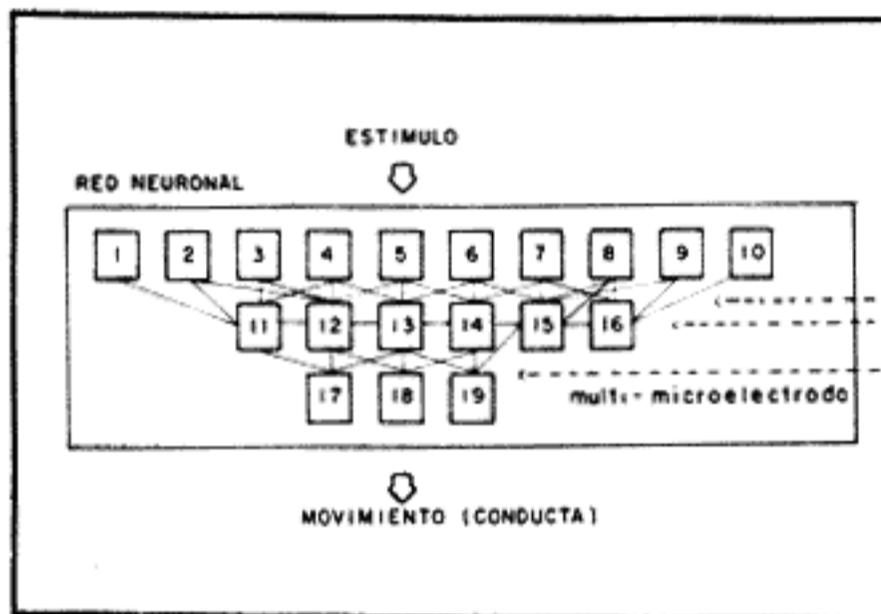


Figura 7. Red neuronal artificial con tres capas de neuronas artificiales.

El concepto de peso de la conexión

Tanto en las redes neuronales biológicas, como en las artificiales, su fuerte está en la capacidad para comunicarse unas con otras. Una neurona o procesador puede excitar o inhibir la actividad de otra u otras neuronas, por medio de su conexión con ellas. En redes neuronales artificiales, a la magnitud de este efecto de una neurona sobre otra, se le da el nombre de peso de la conexión. El peso de la conexión es un modelo burdo del efecto sináptico de una neurona sobre otra u otras como sucede en las neuronas biológicas.

El peso de la conexión entre dos neuronas que se comunican una con la otra, es uno de los conceptos básicos de las redes neuronales artificiales. En una red neuronal donde existen muchas conexiones, los pesos pueden ser constantes. Sin embargo, es en redes neuronales, con pesos que pueden variar en donde se encuentran las posibilidades de aplicación práctica más relevantes.

El conexionamiento masivo y el procesamiento distribuido en paralelo (PDP)

Estamos acostumbrados a manejar pocas unidades, podemos tener una cámara fotográfica, una videocasetera, dos automó-

viles y, a veces, hasta dos casas. En nuestra computadora personal tenemos un procesador, y si tenemos acceso a una supercomputadora disponemos de 4, 8 o 16 procesadores. Para visualizar el potencial de las redes neuronales, tenemos que aprender a pensar en cientos y hasta en miles de procesadores con capacidad de comunicarse entre ellos de cualquier manera imaginable. Una red neuronal con mil procesadores en la capa de entrada y mil en la capa de salida, tiene un millón de conexiones si conectamos todos los procesadores de la capa de entrada con todos los procesadores de la capa de salida. Tal masividad en número de procesadores y de conexiones no es una exageración, es la realidad en las aplicaciones de las redes neuronales. No podría ser de otra forma, ya que estamos inspirándonos en el cerebro humano, donde existen 10^{10} neuronas. No es de extrañar que al estudio de redes neuronales artificiales también se le llame conexionismo.

Esta arquitectura basada en multitud de procesadores y de conexiones implica que la red posee una actividad en paralelo y distribuida en todas sus conexiones. La actividad de la red en respuesta a una entrada específica es una decisión colectiva, basada en el intercambio concurrente de información entre los procesadores. Un conocimiento o su transformación no se localizan en un lugar específico de la red, sino que está desparado sobre las conexiones. Se acostumbra decir que la actividad de la red es una computación colectiva.

Los algoritmos de aprendizaje en las redes neuronales

En la actualidad aceptamos que es con el cerebro con el que sentimos, es decir, vemos, oímos, olemos, etc. También con el cerebro conocemos, es decir, distinguimos un número de una letra, la cara de un animal de la de un hombre, podemos clasificar objetos e identificar instrumentos musicales a partir de sus sonidos. Para sentir, ya venimos equipados con nuestras capacidades sensoriales, la experiencia las refina. Para conocer tenemos que aprender. Aprendemos por medio de la práctica, la utilización de la memoria y la utilización de nuestras capacidades sensoriales, y para que este proceso sea más rápido y placentero tenemos maestros. Los maestros nos conducen por un proceso de aprendizaje hasta que adquirimos un conocimiento o desarrollamos una destreza. En ese momento podemos empezar a aprender otra cosa o utilizar lo aprendido o intentar producir conocimiento nuevo. Existe bastante evidencia de que el cerebro humano es capaz de aprender debido a sus redes neuronales y a los cambios que en éstas se operan durante el proceso de aprendizaje. Si queremos que una red neuronal artificial, aprenda a la manera de un cerebro biológico, necesitamos métodos de enseñanza y criterios para evaluar el aprendizaje. Es muy poco lo que sabemos sobre los mecanismos de aprendizaje a nivel neuronal, y tal ignorancia se refleja en la humildad de los métodos para enseñarle algo a una red neuronal artificial. Sabemos que los humanos y los animales pueden aprender con ejemplos, así que se ha utilizado el mismo método en las redes neuronales artificiales. También, como se mencionó arriba, sabemos que hay ciertos cambios anatómicos y fisiológicos cuando un cerebro aprende algo. Estos cambios han sido más o menos visibles en la sinapsis y en los árboles dendríticos de las neuronas. Con este conocimiento, en una red neuronal artificial, lo que se modifica para producir aprendizaje son los pesos de las conexiones entre las neuronas.

Si pensáramos convencionalmente, es decir, en pocos procesadores, esto sería un problema trivial, pues hasta podría resolverse a mano, como veremos más adelante con el ejemplo del oscilador neuronal. Pero si hablamos de cientos o miles de procesadores y conexiones, entonces necesitaremos un método

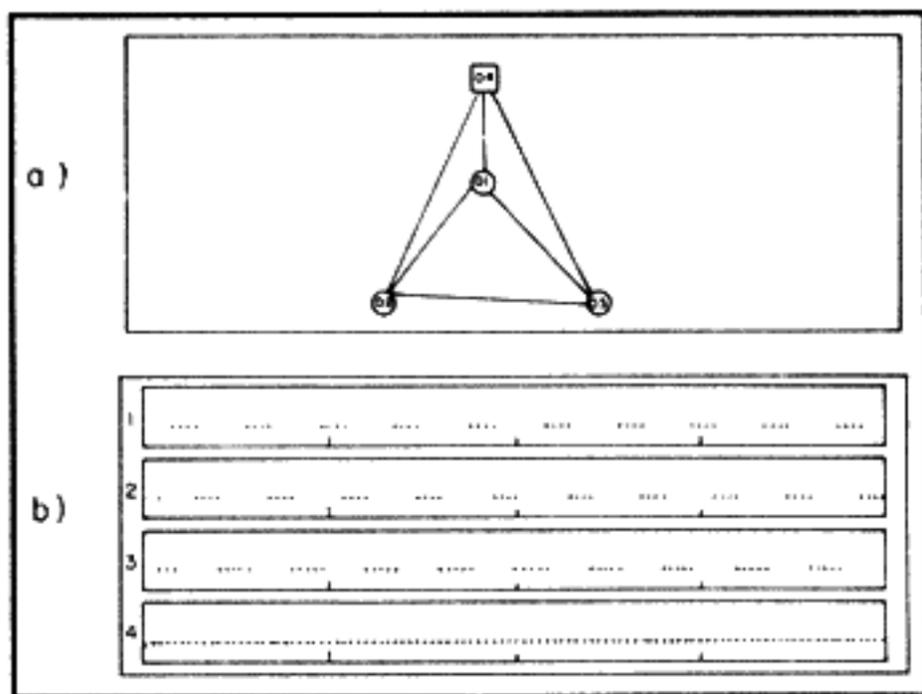


Figura 8. Oscilador neuronal. a. neuronas artificiales 1, 2 y 3 conectadas a un excitador común 4, las conexiones son inhibitorias en el sentido 1-2-3. b. Diagrama de disparos de las neuronas y del excitador común.

automático para hacerlo. Sólo hasta 1985 se inventaron o redescubrieron métodos automáticos para modificar los pesos de una red neuronal artificial. Algunos de estos métodos, conocidos como algoritmos de aprendizaje son: el perceptrón de Rosenblatt; los adaline y madaline de Widrow; avalancha de Grossberg; resonancia adaptiva de Carpenter; retropropagación de Werbos, Parker y Rumelhart; máquinas de Boltzmann y Cauchy de Hinton, Sejnowsky y Szu; contra-propagación de Nielsen; redes de Hopfield; memoria asociativa bidireccional de Kosko; etcétera.

UNOS EJEMPLOS DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES Y SUS MÉTODOS DE APRENDIZAJE

Osciladores neuronales

Puede decirse que un oscilador neuronal es la implementación más sencilla que existe de una red neuronal que es capaz de hacer algo orientado biológicamente. Consiste de dos o tres neuronas conectadas en un ciclo cerrado donde cada neurona inhibe a la que sigue en una dirección escogida. Su característica principal es la producción de ráfagas de disparos u oscilaciones obtenidas a partir de una estimulación periódica. En la figura 8 se muestran la implementación del oscilador neuronal y las características de su comportamiento oscilatorio. En esta pequeña red neuronal, la condición de operación deseada —oscilación en los disparos— puede alcanzarse modificando "a mano" los pesos de las conexiones entre las neuronas. Es sencillo darse cuenta que con inhibición cíclica, la red producirá la secuencia de disparos deseada. Existen muchos valores de los pesos que satisfacen la condición, lo que cambia son las características de la oscilación, es decir, el periodo y el número de impulsos en cada ráfaga. En este ejemplo, la utilización de un algoritmo de aprendizaje sería excesivo, pues el problema puede resolverse por observación.

Una red neuronal de dos capas: Memoria Asociativa Bidireccional

Una memoria asociativa bidireccional se implementa con dos capas de neuronas como se muestra en la figura 9. Las conexiones entre las neuronas tienen como propiedad colectiva el almacenamiento de asociaciones. Esta es una memoria bidireccional por contenido, no por localización como sucede en una memoria RAM.

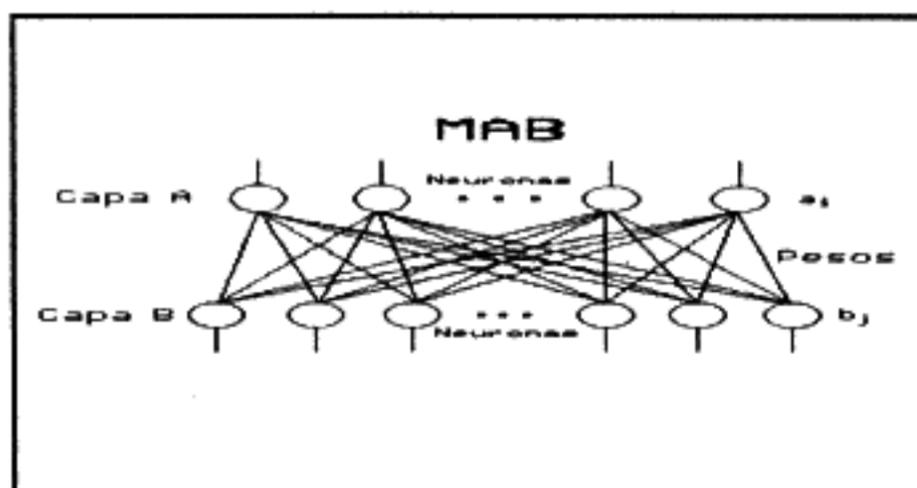


Figura 9. Diagrama de conexiones de una memoria asociativa bidireccional (Dibujo hecho por J. Jesús González F. con Paintbrush).

En la figura 10 se muestra el reconocimiento de una asociación entre el número 5 y la letra F, a partir de una versión incompleta del número 5. Cada cuadro en los mosaicos representa la actividad de una neurona en una memoria asociativa bidireccional con 35 procesadores en una capa, 20 en la otra y conectadas como en la figura 9.

Los patrones que representan a las n asociaciones que se van a almacenar en la MAB, se transforman en vectores con componentes unos y menos unos. De esta manera se forma un conjunto de vectores (u_i, y_i) que luego generan la matriz de conectividad M por medio de un algoritmo como el de Kosko:

$$M = u_1^T \cdot y_1 + u_2^T \cdot y_2 + \dots + u_n^T \cdot y_n$$

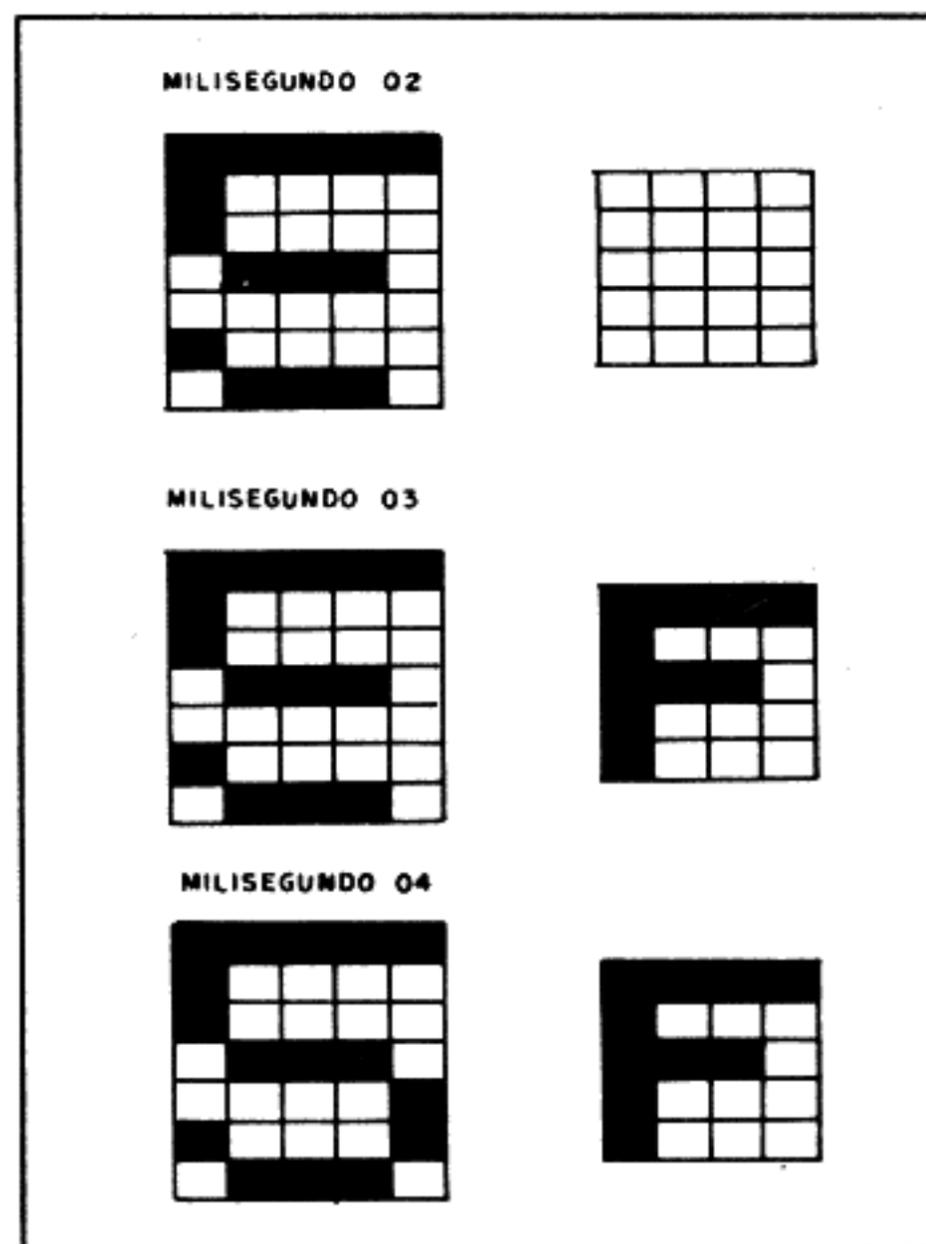


Figura 10. Tres instantes del funcionamiento de una memoria asociativa bidireccional. El tiempo transcurre de arriba a abajo. En el milisegundo 1 (no mostrado) todas las neuronas están inactivas. La actividad en el milisegundo 2 representa las condiciones iniciales.

Este es un método de aprendizaje "inmediato" en la MAB, ya que produce los pesos definitivos en un solo paso, es decir, los elementos de la matriz M. A pesar de su sencillez, el método requiere de implementación en computadora para obtener con rapidez la matriz M. Existen algoritmos mejorados que generan los pesos, paso a paso, por medio de un proceso de aprendizaje gradual y, así, puede mejorarse la exactitud de recuerdo de la red.

Una red neuronal de tres capas y el método de aprendizaje por retro-propagación

El método de aprendizaje por retro-propagación es adecuado para redes neuronales con una o más capas intermedias como se muestra en la figura 7. Las características especiales que los procesadores escondidos o intermedios adquieren, hacen que la red tenga propiedades emergentes muy valiosas. No tiene los problemas de la memoria asociativa bidireccional y su gama de aplicaciones es muy amplia. A la fecha, los resultados más impresionantes se han logrado con este tipo de red y utilizando retro-propagación. Este es el tipo de red que aprende con ejemplos.

El método de aprendizaje por retro-propagación es un método de optimización; en él, los pesos de las conexiones en la red neuronal se ajustan repetidamente con el objetivo de minimizar la diferencia entre el vector de salida real y un vector de salida deseado. El método es una implementación de la técnica de gradiente descendente para dicha diferencia o error E.

Para entrenar a la red neuronal se dispone de u_i patrones de entrada y de y_i patrones de salida. Luego se define una función del error cuadrático como:

$$E = \sum_i || y_i - F(u_i) ||^2$$

donde F es la función implementada por la red (como la sigmoide de la figura 6). Durante el periodo de entrenamiento, los pesos y F se modifican sucesivamente, de acuerdo al algoritmo, con el objetivo de minimizar E.

Los pesos se modifican de la manera siguiente: supongamos dos neuronas n_i y n_j , una conexión entre ellas, de n_i a n_j , con peso p_{ij} y un modificador del peso, como se muestra en el diagrama de bloques de la figura 11.

Los pesos p_{ij} se modifican de acuerdo a la siguiente regla recursiva:

$$p_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) + B * \delta_j * u_i$$

donde B es un parámetro que suaviza el gradiente y δ controla la velocidad de aprendizaje. Existen dos casos, el primero cuando el procesador j pertenece a la capa de salida y δ se calcula como:

$$\delta_j = y_j (1 - y_j) (y_j - w_j)$$

donde w_j es el vector de salida real.

Y el segundo caso cuando el procesador j pertenece a la capa intermedia y se calcula como:

$$\delta_j = u_j (1 - u_j) * \sum_k p_{jk} * \delta_k$$

Existen muchas variaciones de este algoritmo, algunas toman más muestras de los pesos anteriores, y otras tienen un mayor número de factores correctivos. El algoritmo de retro-propagación requiere de gran cantidad de ejemplos para el proceso de adiestramiento. Se acostumbra utilizar como entrenador a una supercomputadora. Los ejemplos son transformados o transducidos en vectores de entrada y de salida. La red neuronal los aprende de uno en uno. El proceso se inicia con la presentación del primer vector y continúa con la comparación del vector de salida real con el vector de salida deseado, la diferencia constituye un error E que deberá minimizarse. Para minimizar el error, los pesos de las conexiones entre la capa intermedia y la de salida se modifican de acuerdo al algoritmo anotado anteriormente y, luego, en base a esta modificación, los pesos entre la capa intermedia y la de entrada también se modifican. Este ir hacia atrás es lo que le da al método su nombre. El procedimiento se sigue hasta que el error es mínimo o cero, y es ahí donde se considera que la red ya aprendió el primer ejemplo. Después, se presenta el segundo ejemplo y así se sigue con todos ellos hasta que la red los aprende en su totalidad. El método es muy robusto y por eso la red no olvida un ejemplo cuando se le enseña otro.

Una red entrenada de esta forma es capaz de generalizar, lo que significa que no sólo sabe lo que se le enseñó, sino que puede utilizar su conocimiento para dar información acerca de situaciones u objetos que no se le han presentado nunca.

APLICACIONES DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las neuronas formales y los perceptrones servirán, cuando más, para implementar juguetes inteligentes que podían resolver

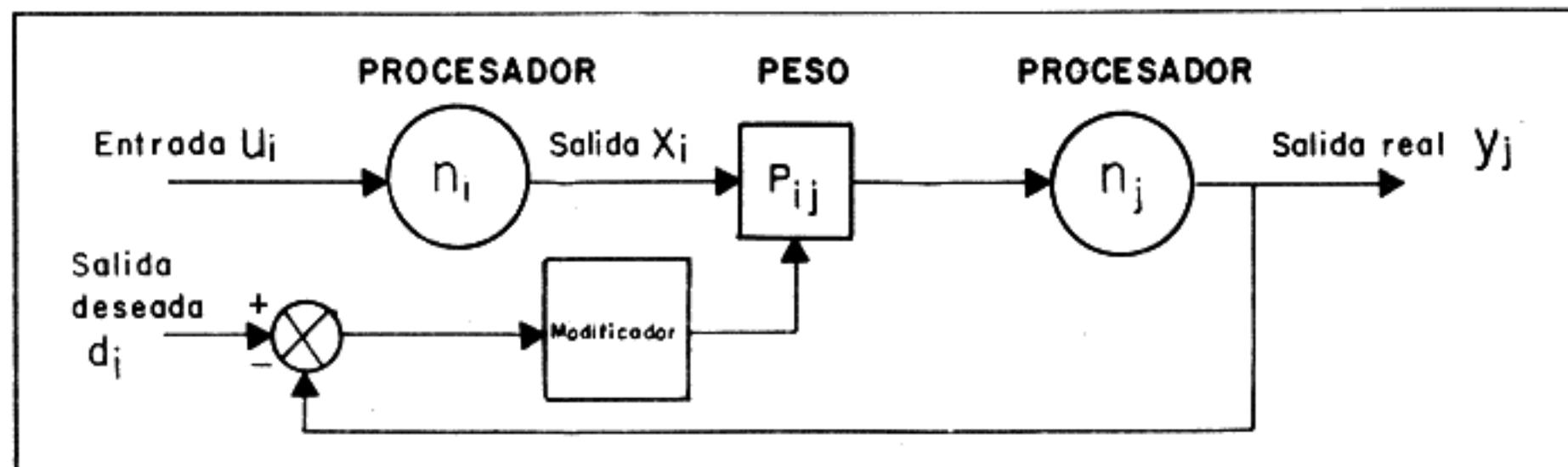
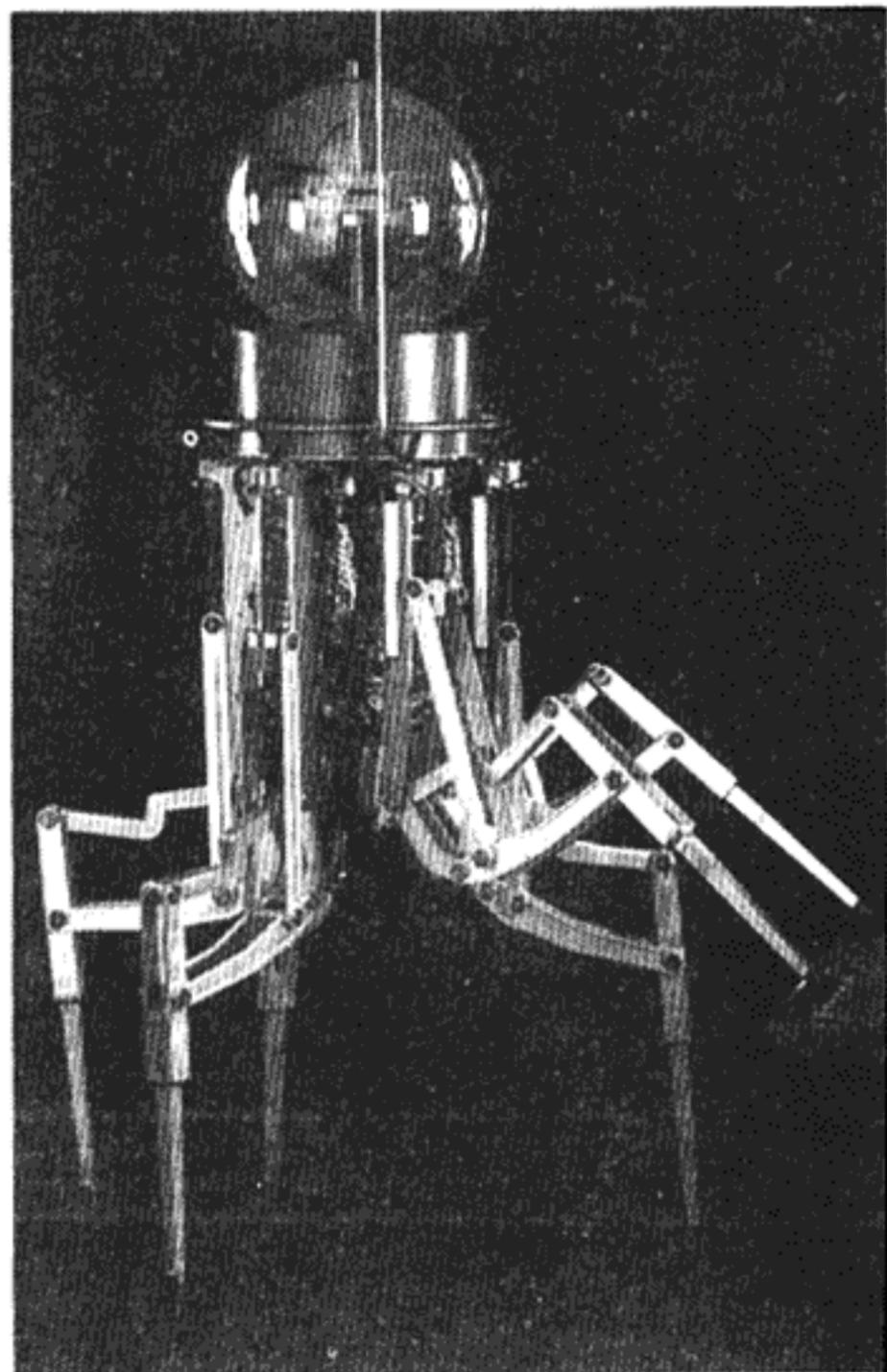


Figura 11. Diagrama de bloques mostrando la modificación de pesos de acuerdo con el algoritmo de retropropagación.

laberintos y, para ello, bastaban pocos modelos de neuronas. En la actualidad, las redes neuronales artificiales pueden constar de cientos de miles de elementos procesadores y conexiones y, sobre todo, han dejado de ser juguetes, pues estando inspiradas en el conexionismo masivo de los cerebros biológicos, podrían ser capaces de dotar a computadoras y otros dispositivos electrónicos de la capacidad de ver, oír, palpar, leer en voz alta, etcétera. Las aplicaciones se han esparcido por todos los rincones de la ciencia y la tecnología. Su potencial es extraordinario en todo tipo de aplicaciones que manejan información incompleta o borrosa, así como explosión combinatoria, del tipo que se presenta en la solución de problemas de optimización como el del vendedor viajero, y en los que no se requiere una solución exacta, sino una buena solución de muchas posibles.

Por ejemplo, una arquitectura muy popular consiste de tres capas de procesadores (como en la figura 7): una de entrada, una intermedia o escondida y una de salida. Cada nodo en la capa de entrada registra el valor de una característica que describe al evento de entrada. Si la aplicación es el reconocimiento de caracteres, las características podrían ser conteos del número de segmentos de línea presentes en los diferentes ángulos de orientación. Si la aplicación es procesamiento de señales, las características podrían ser las potencias de la señal a diferentes anchos de banda. Y si la aplicación fuera simular un experto en calificación de hipotecas, entonces las características serían índices financieros basados en la solicitud de hipoteca. Los nodos en la



capa de salida corresponden cada uno de ellos a diferentes categorías o clases de patrones.

Es de particular interés su aplicación en el procesamiento de señales, en la implementación de memorias asociativas y en control adaptativo. Las redes neuronales ofrecen la posibilidad de procesamiento distribuido en paralelo, así como una tolerancia a las fallas de sus componentes que no presentan otros dispositivos. Además, su capacidad cognoscitiva las hace uno de los fuertes candidatos para implementar tal capacidad en las computadoras de la sexta generación. Son, sin duda, una tecnología con mucho futuro.

Por ejemplo, T. Kohonen de la Universidad Tecnológica de Helsinki, y bajo contrato de la Asahi Chemical Co. de Tokio, ha construido una red neuronal para reconocimiento de voz que tiene gran precisión y un extenso vocabulario. También ha demostrado que una red neuronal tipo memoria asociativa (dos capas de nodos con conexiones bidireccionales) puede adquirir la imagen de una cara parcialmente oscurecida, y reconstruirla utilizando su banco de memoria que contiene 500 caras diferentes. Fukushima y Miyake, de la industria japonesa, han diseñado una red neuronal que lee manuscrito con 95% de exactitud, independientemente de cambios en posición, escala y distorsiones de los caracteres. En aplicaciones muy diferentes a las anteriores, Adaptive Decision Systems, Inc. en EE. UU. utiliza una red neuronal para calificar solicitudes de crédito bancario; y Behavioristics Inc., utiliza otra red neuronal para asignar asientos en vuelos comerciales y maximizar las ganancias de la línea aérea.

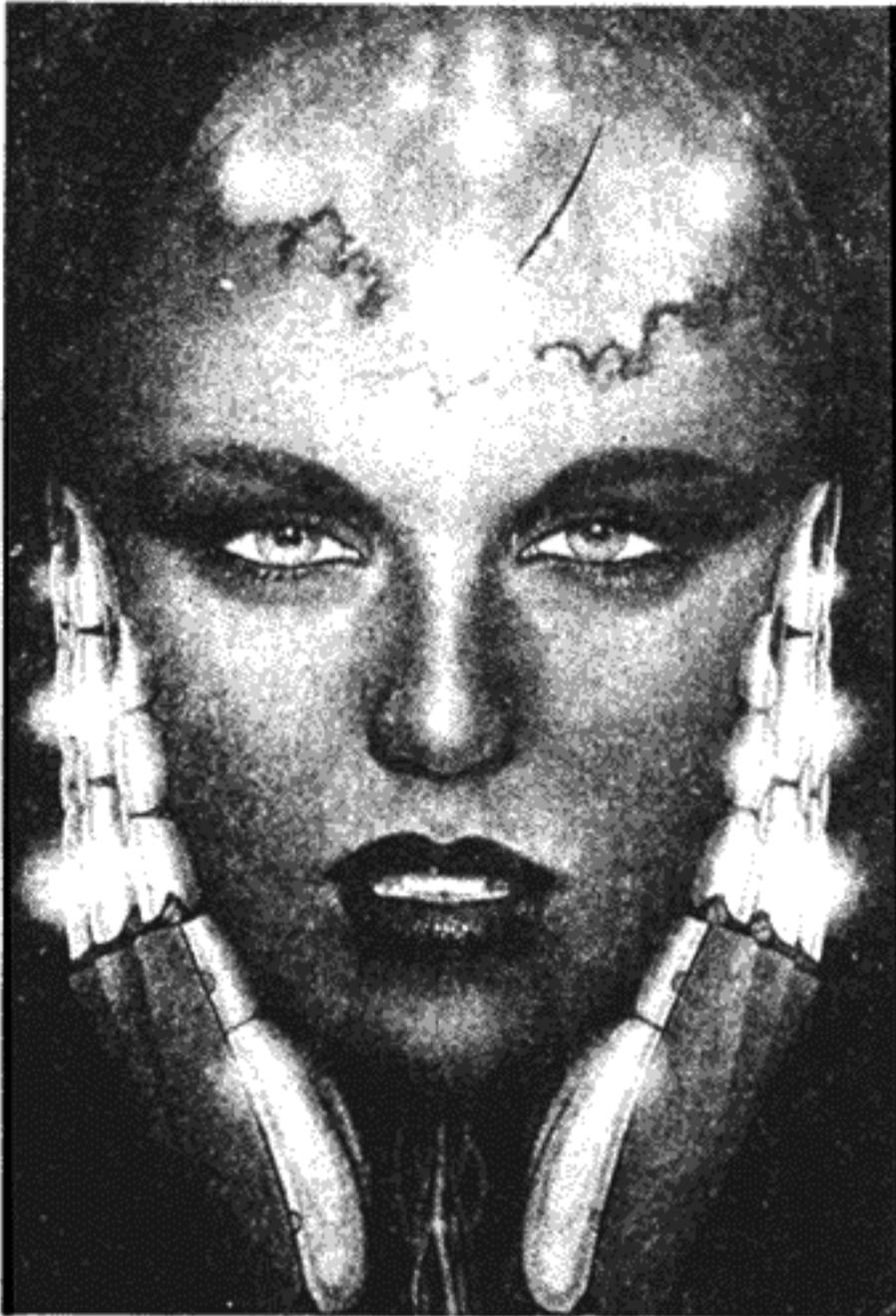
Las redes neuronales artificiales, gracias a sus características parecidas a las de los cerebros biológicos, tienen la propiedad de degradarse sin dejar de funcionar; como la información y el procesamiento están distribuidos entre todas las neuronas y sus conexiones, la red puede seguir funcionando aunque un porcentaje de ellas esté dañado. Tal capacidad es muy útil en procesos industriales, plantas eléctricas y nucleares, y en todas las aplicaciones donde la detección de fallas incipientes es vital para seguridad. Igualmente, las redes neuronales con su rapidez para reconocer patrones, son fuertes candidatos para la implementación de visión, tacto, oído y reconocimiento de voz en robots.

LOS SIMULADORES DE REDES NEURONALES

En este momento, existen en el mercado una gran cantidad de simuladores de redes neuronales, muchos de ellos destinados a enterar al interesado acerca del tema, pero de ahí a lograr una aplicación sólida y benéfica falta buen trecho. Aún para el caso de los más enterados, es necesaria la realización de "benchmarks" para decidir si en una aplicación dada es más conveniente utilizar un método convencional, como los estadísticos tipo Bayes, o del tipo de lógica difusa o los de investigación de operaciones.

Por otra parte, la disponibilidad de simuladores de redes neuronales, ya sea en software o en hardware (neurocomputadoras), está permitiendo diseñar y comprender los resultados de experimentos neurofisiológicos en los que se estudia un sistema de neuronas. Tal metodología no ha sido popular en la neurociencia, donde el enfoque ha estado centrado en la biología molecular.

Todo simulador de redes neuronales está inspirado en mayor o menor medida en la arquitectura y organización de los sistemas nerviosos, de aquí que cualquier avance de importancia en redes neuronales artificiales tendrá que nutrirse de los resultados de



la investigación en neurofisiología, la cual presenta retos técnicos y de interpretación extraordinarios. Este es un ejemplo en el que el modelado y la experimentación deben tener una interacción intensa para avanzar en el conocimiento y el control de una nueva tecnología. Por supuesto, se podría seguir cualquier dirección, pero si es evidente que problemas como el reconocimiento de voz, el control de la postura y la visión son resueltos eficientemente por los sistemas biológicos, bien podemos intensificar su estudio y así dotar a las computadoras y robots de capacidades visuales, táctiles y lingüísticas similares. En conclusión, el problema no es sencillo, pero es un desafío singularmente bello.

LAS NEUROCOMPUTADORAS

¿Qué es una Neurocomputadora? Veámoslo de la siguiente manera: una computadora personal como una Zenith XT tiene un procesador convencional, por ejemplo un 8088 de los que pueden adquirirse en la calle de El Salvador. Una supercomputadora tiene varios procesadores convencionales, pero que casi no se comunican entre ellos; una computadora en paralelo o transputadora tiene cientos o miles de procesadores convencionales que se comunican entre ellos, como en la llamada máquina conexionista con 65536 procesadores, que Daniel Hillis, presentó como su tesis de doctorado en el Instituto Tecnológico de Massachusetts en el año de 1985.

En una neurocomputadora pueden existir cientos o miles de procesadores análogos de neuronas, que pueden comunicarse entre ellos con cierta facilidad. Tanto para las neurocomputadoras como para las transputadoras la médula de su funcionamiento es la conectividad entre los procesadores. La arquitectura

(topología) utilizada en la actualidad es muy sencilla, como los hipercubos utilizados por Hillis o analogías biológicas como las capas de neuronas en la corteza cerebral, pero sin llegar al detalle del conexionismo biológico, pues éste se desconoce casi completamente.

¿Cómo trabajan las neurocomputadoras? Las computadoras personales y las supercomputadoras son máquinas secuenciales, que por medio de algoritmos o programas pueden realizar una cantidad enorme de operaciones de punto flotante por segundo. En cambio, las neurocomputadoras trabajan en paralelo de una manera similar al cerebro y pueden, de esa manera, desarrollar capacidades visuales, auditivas, locomotivas y táctiles. Estas máquinas no utilizan algoritmos o programas, sino que son educadas o entrenadas y aprenden, de una manera similar a los alumnos que aprenden de un maestro, aunque el tiempo de aprendizaje es mucho más corto en la red neuronal. No todas las redes neuronales son entrenadas de esta manera, las más sencillas pueden adquirir conocimiento, si los valores de los pesos les son dados en una sola presentación, como en el ejemplo presentado para una memoria asociativa bidireccional. Las neurocomputadoras son útiles para resolver problemas que han sido intratables con las computadoras secuenciales, como el reconocimiento del lenguaje natural, venga de quien venga, o más bien dicho, hable quien hable; la identificación de objetivos múltiples; la traducción de lenguaje natural a lenguaje escrito; la visión, tacto y locomoción en los robots.

En la actualidad existen varias neurocomputadoras en el mercado. Se implementan como una tarjeta o coprocesador que se añade en una de las ranuras disponibles de una computadora personal convencional, aunque funcionan mejor si la máquina es cuando menos del tipo AT. Una medida de la capacidad de una neurocomputadora es el número de conexiones por segundo que puede realizar.

El futuro de las neurocomputadoras depende tanto de los descubrimientos que realice la Neurofisiología y la Neurociencia en general, como de los avances en la Inteligencia Artificial y la miniaturización electrónica o VLSI. Federico Faggin, el inventor del microprocesador y del procesador Z80, considera que en 5 o 10 años se podrán construir circuitos integrados masivamente en paralelo, que contengan un billón de elementos analógicos, con los cuales se podrán implementar módulos básicos que utilicen los mismos principios de procesamiento de información que el sistema nervioso. Con tales módulos, las posibilidades de las neurocomputadoras son extraordinarias. Una muestra de esto son las retinas y cocleas artificiales que Carver Mead ha diseñado y construido, utilizando técnica VLSI para miniaturización de circuitos integrados.

Ahora que hemos recorrido brevemente el campo de las redes neuronales artificiales, trataré de describir qué son y cómo se estudian las redes neuronales biológicas.

EL ESTUDIO DE LAS REDES NEURONALES BIOLÓGICAS

Es posible que el campo de la medicina, que más se interesa en las redes neuronales biológicas (véase la figura 12) sea la neurofisiología. La neurofisiología es el estudio del funcionamiento dinámico del sistema nervioso del hombre y los animales. Los experimentos en animales se hacen en la médula espinal, los centros subcorticales, y la corteza cerebral. Los niveles de estudio son: molecular (membranas, canales, receptores); celular (neuronas, glia); y sistema (redes de neuronas, ganglios, cerebros). La vanguardia del campo es, por un lado, el

estudio de la organización cortical, de microcircuitos a redes neuronales y de ahí a constelaciones de redes y, por otro, el estudio molecular de las membranas, los receptores y los transmisores químicos neuronales.

¿Qué son las neuronas? Las neuronas (véase la figura 4) son las células nerviosas, comparten como el resto de las células del organismo, los mecanismos metabólicos y otros, están especializadas en la comunicación con otras neuronas, con glándulas y con el sistema muscular. Para ello, poseen estructuras de entrada/salida y de procesamiento de información, así como de toma de decisiones. El puerto de entrada de una neurona se llama el árbol dendrítico; el puerto de salida consta de un canal de comunicación, el axón, y de un transductor electro-químico llamado el botón terminal que se encuentra en la terminal del axón. El área de contacto del puerto de salida de una neurona, con el puerto de entrada de otra neurona se llama la sinapsis.

¿Qué hacen las neuronas? Las neuronas son los procesadores fundamentales de los cerebros o computadoras biológicas. Se reconoce en la actualidad, que la transmisión de información se realiza por medio de trenes de potenciales de acción, que viajan a lo largo del axón. Estos potenciales de acción son pulsos eléctricos de muy corta duración (aproximadamente 1 mseg; véase la figura 5).

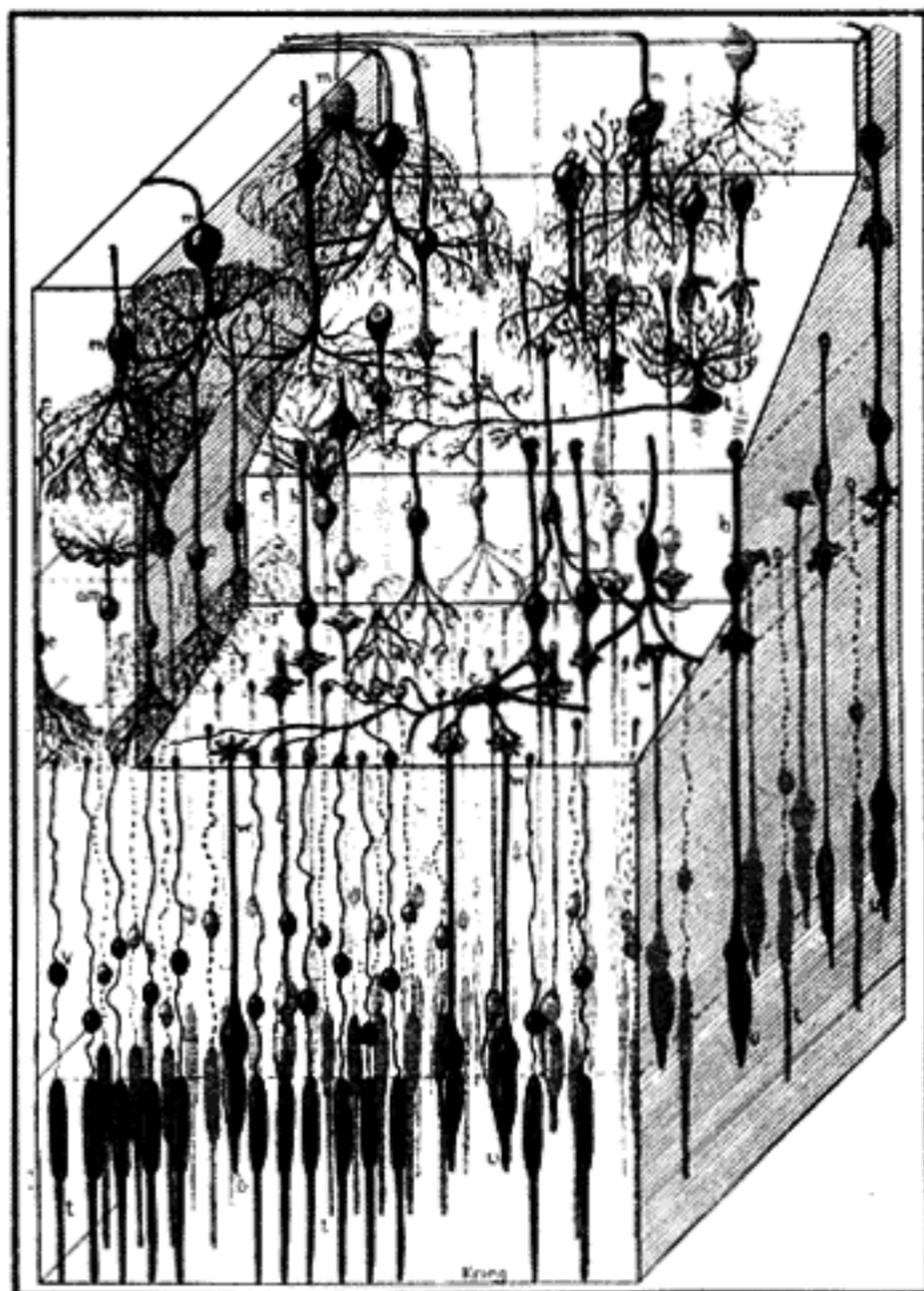


Figura 12. La retina: una red neuronal biológica. En la base del cubo están los conos y los bastones. En la parte superior del cubo, al fondo, están los axones de las neuronas ganglionares, que constituyen el nervio óptico. (Krieg, p. 168, 1942. El dibujo está basado en los de Cajal.)

La actividad eléctrica a la entrada de una neurona — los potenciales post-sinápticos — puede provocar efectos excitatorios o inhibitorios, dependiendo del tipo de neurotransmisor en la neurona pre-sináptica. Esta actividad tiene características espaciales y temporales que son integradas por la neurona por medio de un mecanismo no-lineal, y el resultado es comparado con un umbral (figura 13), de manera que la neurona produce un potencial de acción si éste es alcanzado, y no lo produce si la actividad integrada queda por debajo de él.

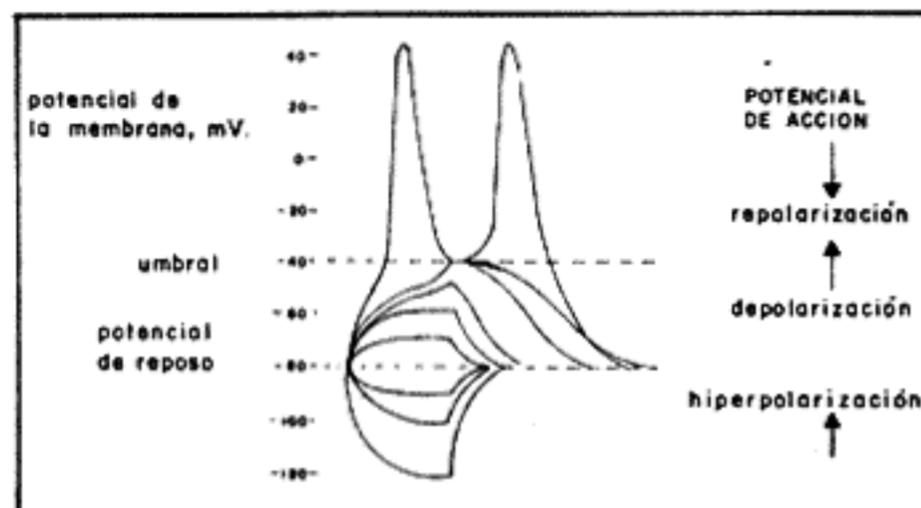


Figura 13. Potenciales eléctricos en la membrana neuronal. Sólo las depolarizaciones que alcanzan el umbral producen un potencial de acción.

La excitación y la inhibición son mecanismos centrales del funcionamiento del sistema nervioso. En base a ellos, las neuronas poseen un campo receptivo sensible a una modalidad sensorial, o varias, es decir, a la luz, al sonido o al movimiento. Por ejemplo, el campo receptivo de una neurona del sistema visual puede definirse como aquella área del campo visual, o la correspondiente área en la superficie retinal, dentro de la cual un estímulo visual, como una banda luminosa en movimiento, provoca actividad eléctrica (potenciales de acción) en esa neurona.

Para dar un ejemplo de la organización total, consideremos el sistema visual. El proceso comienza en la retina (figura 12), que tiene un espesor de un cuarto de milímetro, y en la cual están acomodadas tres capas de neuronas y una de receptores visuales (que son neuronas sensibles a la luz). La entrada visual la reciben simultáneamente 125 millones de receptores y la capa de neuronas de salida de la retina tiene un millón de neuronas, que con sus axones, forman un cable de pocos centímetros de largo conocido como el nervio óptico.

Los nervios ópticos, uno proveniente de cada ojo (retina), se unen en el quiasma óptico y de ahí hay una bifurcación hacia los dos cuerpos geniculados laterales. Estos núcleos neuronales tienen 6 capas y un millón y medio de neuronas. Cada una de las capas repite más o menos los campos receptivos de la retina. La salida de los cuerpos geniculados laterales se proyecta a muchas regiones de la corteza visual. Por ejemplo, a la corteza visual primaria, donde las neuronas tienen campos receptivos complejos, porque son sensibles a puntos de luz y de oscuridad, a la dirección del movimiento de bandas de luz, a la orientación de tales bandas, y a la longitud de las mismas. La descripción nos da una idea de la complejidad del sistema visual, y sin mencionar la visión de color, ni mucho menos el proceso para integrar todas las regiones visuales y tratar de entender los mecanismos de percepción visual.

¿Qué hacen las redes de neuronas? Debido a la complejidad de su comportamiento dinámico, generan efectos colectivos que no pueden explicarse a partir del análisis de las neuro-

nas individuales. Sus propiedades emergentes pueden interpretarse como capacidad computacional, debido a la naturaleza del funcionamiento distribuido y en paralelo de la red. La conectividad es muy intrincada, y patrones de conexión diferentes tienen significado en términos de control funcional y transformaciones del estímulo. Por ejemplo, a nivel sensorial, los circuitos de conexión cambian en función de cambios en la estimulación.

La asociación cambiante de neuronas, por ejemplo, las motoneuronas, genera programas o partituras de las motoneuronas para dirigir a los músculos. Haciendo una analogía muy burda, los diferentes programas motores son como los cilindros que se introducían en la pianola. Falta mucho por hacer para conocer el funcionamiento de las redes neuronales biológicas, pues se requiere del análisis experimental para entender los principios de operación de las conexiones y formular leyes de las mismas.

Por ejemplo, ¿cuáles son los mecanismos sinápticos que producen los cambios en los diagramas de conectividad, ya sean estos cambios en las conexiones o en el peso de las mismas? ¿Son únicamente transitorios, por efecto reservorio, debidos a las variaciones en la liberación del neurotransmisor, o es una liberación programada de acuerdo a leyes tipo Hebbiano? También sería muy importante entender la significancia de la existencia de capas y sus interacciones en una columna o módulo. En fin, hay muchas más preguntas que respuestas.

Se necesitan técnicas electrofisiológicas nuevas para estudiar redes neuronales biológicas, desde un punto de vista computacional, y entender su posible función en el procesamiento y almacenamiento de información en paralelo. Mountcastle, que es uno de los pioneros en el uso del microelectrodo de metal, cree que con el registro simultáneo de neuronas la neurofisiología dará un gran paso. Un implante crónico capaz de acomodar 200 microelectrodos, registraría una cantidad enorme de información que requeriría de una nueva generación de métodos de análisis para interpretarla. Los problemas son enormes, pero deberán superarse si quiere llegarse a una nueva época del análisis de la función cerebral.

Sin embargo, hay problemas al registrar con una multitud de microelectrodos. Por ejemplo, el problema del diagrama funcional perdido. Este diagrama es el que habría que agregarle a un diagrama de conexiones en un grupo de neuronas (como el que puede obtenerse con la técnica de correlación cruzada si el registro es extracelular o por medio de los potenciales pre y post sinápticos si el registro es intracelular) para que realice cierto tipo de computación de acuerdo con una estruc-

tura conocida (por ejemplo para funcionar como memoria asociativa). Es también un problema similar al de la búsqueda de interneuronas espinales, comprometidas en la generación de patrones locomotrices. En términos generales, es la búsqueda de unidades escondidas en una red neuronal con diferentes estratos o capas. Si estas neuronas se caracterizaran por medio de un estado dinámico, el problema podría clasificarse como uno en el cual se requeriría de la construcción de un observador neuronal para poder llegar a una solución. El diagrama inicial estaría dado por el diagrama funcional para condiciones espontáneas (es decir, sin estimulación).

Supongamos que las neuronas 1 a 19 de la figura 14 intervienen en una computación específica. ¿Qué podemos averiguar sobre tal computación, si sólo conocemos la salida de 5 neuronas, digamos 9, 10, 16, 15 y 19, por medio de registro extracelular con varios microelectrodos? a) Podemos conocer el diagrama de conectividad funcional de las neuronas 9, 10, 16, 15 y 19, por medio de análisis de correlación cruzada. b) Podemos observar, aunque parcialmente, el efecto de otras neuronas como una entrada compartida. c) Conocemos la entrada (estímulo) y la salida (movimiento o conducta) de la red neuronal. d) No conocemos la arquitectura del grupo neuronal (es decir, la topología de capas y columnas), ni la salida final colectiva o emergente (computación) de la red. Esto que parece un problema trivial, no lo es. Las complicaciones tecnológicas lo vuelven arduo, pero la recompensa por estudiar tales sistemas naturales, biológicos, es abundante.

DISCUSIÓN

*¿Qué tanto podemos volver al muñeco
Arpo un robot flexible y con qué fines?*

La creación de autómatas y de inteligencia artificial siempre se ha prestado para exageraciones; tanto en la literatura, como en el cine ficción, se ha dado por un hecho que lo más fácil de fabricar es una criatura semejante a nosotros o a los animales. Lo peor es que lo creemos. Alguien hace un muñeco que a duras penas garabatea su nombre, y de inmediato se oyen voces proclamando que ya existe el escribano automático. Otro hace un modelo de una neurona que difícilmente reproduce uno de los cientos de atributos de las neuronas biológicas, e inmediatamente proclama que ha construido una "neurona artificial", siendo que lo que hizo es un modelo matemático con una o varias ecuaciones o un circuito electrónico. La situación actual no es diferente. Con las redes neuronales artificiales contemporáneas se ha dado una gran paso en el modelado, pero eso no significa que se ha inventado una varita mágica capaz de darnos a conocer los secretos de los cerebros. Tampoco es algo que resolverá todos los problemas tecnológicos, que a la fecha no han encontrado una solución satisfactoria por otros métodos.

No hay que perder de vista que, en la mayoría de los casos, lo que se modela es sólo una parte de un vasto sistema nervioso. Esta puede ser un brazo robótico o una máquina con visión (que más bien es un ojo robótico) o una combinación de ambos, pero de ahí a construir un "ser" robótico completamente semejante a nosotros o a un animal es algo todavía fuera de nuestro alcance, puesto que ni siquiera sabemos suficiente acerca de nuestros cerebros. Por ejemplo, algunos de los avances en sistemas con visión, están basados en el funcionamiento del hemisferio izquierdo, que tiene una capacidad extraordinaria de conocimiento a partir

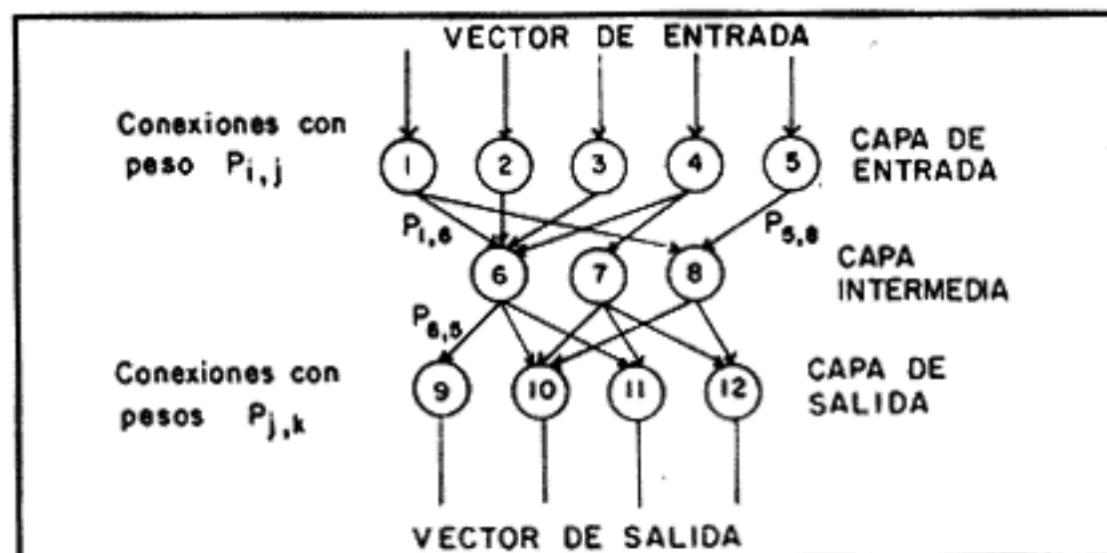
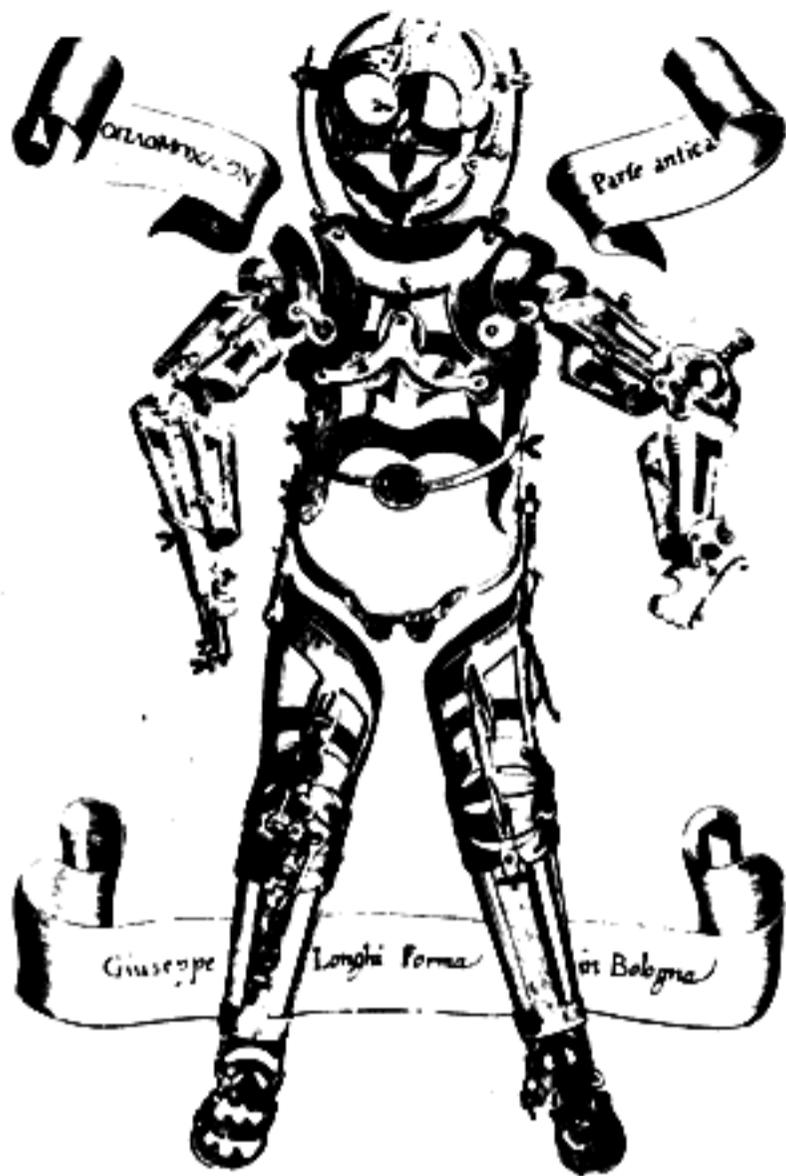


Figura 14. Diagrama hipotético de un montaje experimental para registrar actividad eléctrica en una red neuronal biológica por medio de varios microelectrodos.



de datos incompletos o borrosos. Pero se sabe poco acerca de los que hace el hemisferio derecho.

La hipérbole con que se presentan los modestos resultados de la Inteligencia Artificial, la Robótica y el Conexionismo es la causa de inútiles discusiones filosóficas acerca de si los robots sueñan o si piensan que dios es un ingeniero. Si se examinaran con mayor detenimiento los resultados que presentan los científicos e ingenieros, se vería que todavía falta para que tengamos de qué preocuparnos (Y todo esto me recuerda una película. (Véase la figura 15 y el recuadro.)

En conclusión, es fácil creer con Geppetto, el juguetero que construyó a Pinocho, que:

"He pensado en fabricarme un bonito muñeco de madera; pero un muñeco maravilloso, que sepa bailar, tirar de florete y dar saltos mortales. Pienso correr el mundo con ese muñeco, ganándome un pedazo de pan y un vaso de vino..."

Pero B.R. Hunt, y muchos otros, nos ponen los pies en la tierra:

"Los sistemas biológicos hacen procesamiento de imágenes utilizando componentes biológicos, que entendemos de manera imperfecta, y algoritmos que no comprendemos. Los sistemas biológicos, ya sean un ratón o un hombre son el producto de millones de años de evolución. Pensar que podemos construir sistemas comparables de procesamiento de imágenes en unos pocos años es despreciar vastamente la complejidad de la evolución, o sobreapreciar nuestro entendimiento real. En lugar de esto, hoy podemos construir sistemas que son superiores de una manera estrecha (por ejemplo, comprimir y desempañar imágenes), pero terriblemente de-

ficientes en complejidad y flexibilidad. La construcción de un sistema de procesamiento de datos con la flexibilidad y complejidad del sistema visual de un sapo común sería un evento extremadamente significativo. Lo que me recuerda un dicho: "Hay que besar un montón de sapos antes de encontrar al príncipe encantado."

¿Llegaremos a comprender el funcionamiento del cerebro por medio de las redes neuronales artificiales?

Las redes neuronales artificiales son una herramienta más en el quehacer de estudiar los cerebros. Otras herramientas como la resonancia magnética nuclear, los electrodos múltiples, los colorantes histológicos y varias más, tendrán una participación relevante.

El papel importante de las redes neuronales en el estudio del cerebro, está en la capacidad de visualización que pueden dar al investigador para estudiar procesos masivamente en paralelo. Algo similar a lo que el Caos y los Fractales han hecho en las matemáticas de los sistemas complejos.

Lo que parece urgente es la necesidad de investigar el funcionamiento de grupos de neuronas biológicas. Floyd Ratliff lo ha expresado muy convincentemente:

"En años recientes la biología se ha vuelto cada vez más analítica. Gran parte del estudio de la vida se ha vuelto el estudio de la conducta de neuronas individuales y de los eventos moleculares dentro de ella. Aunque el enfoque analítico se ha vuelto notablemente productivo, no se ha puesto a la altura de uno de los problemas fundamentales que enfrentan las ciencias biológicas modernas: ¿Cómo estructuras unitarias y procesos elementales se organizan en los sistemas funcionales complejos que constituyen a los órganos y organismos vivientes? Afortunadamente, a pesar de todo, no nos enfrentamos a una elección de todo o nada. Los enfoques analíticos y orgánicos no son ni incompatibles ni mutuamente excluyentes, sino que son complementarios, y avances en un terreno, usualmente facilita, los avances en otro. Todo lo que se requiere para verdaderamente hacer de la biología una ciencia de la vida, no importa cuál sea el nivel de análisis, es ocasionalmente adoptar un enfoque orgánico u holístico. Es probable que la organización compleja de estructuras unitarias y procesos elementales es lo que distingue a los seres vivientes de las cosas inanimadas"

Finalmente, no hay que olvidar el objetivo fundamental de esta búsqueda internacional acerca del funcionamiento de los cerebros. El apoyo a la investigación en neurofisiología, en neurociencia, podría llevarnos a conocer los procesos cerebrales superiores: aprendizaje, conducta, atención, motivación, memoria, etc., de manera que pudiéramos entender las raíces del pensamiento y, así, podríamos diseñar métodos educativos centrados en los más altos valores humanos, generados éstos teniendo a la ciencia como el máximo árbitro.

Poco impacto en la existencia del ser humano tendrán las neurocomputadoras, las supercomputadoras, los trenes levitados y los robots flexibles, si no cambia en las futuras generaciones el pensamiento dominante que sostiene las políticas actuales sobre el aborto, el belicismo nuclear y espacial, la contaminación ambiental, el control de la natalidad, la discriminación racial y la distribución de la riqueza.

Todas esas políticas están diseñadas por redes de cerebros interaccionando. Si nuestros sistemas sociales no hacen posible

EL GOLEM

Si (como el griego afirma en el Cratilo)
El nombre es arquetipo de la cosa,
En las letras de *rosa* está la rosa
Y todo el Nilo en la palabra *Nilo*.

Y, hecho de consonantes y vocales,
Habrá un terrible Nombre, que la esencia
Cifre de Dios y que la Omnipotencia
Guarde en letras y sílabas cabales.

Adán y las estrellas lo supieron
En el Jardín. La herrumbre del pecado
(Dicen los cabalistas) lo ha borrado
Y las generaciones lo perdieron.

Los artificios y el candor del hombre
No tienen fin. Sabemos que hubo un día
En que el pueblo de Dios buscaba el Nombre
En las vigilas de la judería.

No a la manera de otras que una vaga
Sombra insinúan en la vaga historia,
Aún está verde y viva la memoria
De Judá León, que era rabino en Praga.

Sediento de saber lo que Dios sabe,
Judá León se dio a permutaciones
de letras y a complejas variaciones
Y al fin pronunció el Nombre que es la Clave.

La Puerta, el Eco, el Huésped y el Palacio,
Sobre un muñeco que con torpes manos
labró, para enseñarle los arcanos
De las Letras, del Tiempo y del Espacio.

El simulacro alzó los soñolientos
Párpados y vio formas y colores
Que no entendió, perdidos en rumores,
Y ensayó temerosos movimientos.

Gradualmente se vio (como nosotros)
Aprisionado en esta red sonora
de Antes, Después, Ayer, Mientras, Ahora
Derecha, Izquierda, Yo, Tú, Aquéllos, Otros.

(El cabalista que ofició de numen
A la vasta criatura apodó Golem;
Estas verdades las refiere Scholem
En un docto lugar de su volumen.)

El rabí le explicaba el universo
(Esto es mi pie; esto el tuyo; esto la sogá)
Y logró, al cabo de años, que el perverso
Barriera bien o mal la sinagoga.

Tal vez hubo un error en la grafía
O en la articulación del Sacro Nombre:
A pesar de tan alta hechicería,
No aprendió a hablar el aprendiz de hombre.

Sus ojos, menos de hombre que de perro
Y harto menos de perro que de cosa,



Figura 15. Escena de *El Golem*, película de Paul Wegener, 1920.

Seguían al rabí por la dudosa
penumbra de las piezas del encierro.

Algo anormal y tosco hubo en el Golem,
Ya que a su paso el gato del rabino
Se escondía. (Ese gato no está en Scholem
Pero, a través del tiempo, lo adivino.)

Elevando a su Dios manos filiales,
Las devociones de su Dios copiaba
O, estúpido y sonriente, se ahuecaba
En cóncavas zalemas orientales.

El rabí lo miraba con ternura
Y con algún horror. ¿Cómo (se dijo)
Puede engendrar este penoso hijo
Y la inacción dejé, que es la cordura?

¿Por qué di en agregar a la infinita
Serie un símbolo más? ¿Por qué a la vana
Madeja que en lo eterno se devana,
Di otra causa, otro efecto y otra cuita?

En la hora de angustia y de luz vaga,
en su Golem los ojos detenía.
¿Quién nos dirá las cosas que sentía
Dios, al mirar a su rabino en Praga?

Jorge Luis Borges.

cambiarlas en beneficio del hombre, de muy poco valdrá saber que existen computadoras que pueden detectar cánceres en segundos, o corazones artificiales computarizados, ya que beneficiarán a unos cuantos, pero la existencia del hombre, los animales y las plantas seguirá en peligro.

Debemos entender los mecanismos del cerebro y su interacción consigo mismo y con otros cerebros para poder diseñar un futuro mejor. Necesitamos una organización social como la existente en la sociedad de neuronas de un cerebro sano. Es la conectividad compleja y masiva de un número enorme de neuronas lo que produce la excelencia del cerebro; deberíamos aprender de él, para en beneficio del hombre, diseñar nuevos mecanismos de comunicación en nuestra compleja sociedad. Ya es tiempo de que nuestra sociedad se organice como hace tantos millones de años lo hicieron los grupos de neuronas, hasta llegar a la maravilla que es el cerebro del hombre. Así, podemos soñar que también podemos construir Neurosociedades, es decir, sociedades organizadas de manera análoga al cerebro, en el cual las redes neuronales comparten, de acuerdo a sus tareas, la riqueza disponible: oxígeno y glucosa. Sólo en un cerebro enfermo existen desigualdades indignantes y, su portador, o no vive por largo tiempo o la calidad de su vida es ínfima.

Si no podemos aspirar a una sociedad así para nosotros, tampoco la tendremos para convertir a Arpo en un robot flexible mejor que Pinocho, y nuestros niños no serán mucho mejores que el Golem. ■

RECONOCIMIENTOS

Mi agradecimiento a Ritaluz Lara Vargas por sus comentarios y lectura cuidadosa y, en especial, por hacerme notar la existencia del poema de Borges.

BIBLIOGRAFÍA

- Anderson, J.A. y E. Rosenfeld. 1988. *Neurocomputing*. The MIT Press.
- Asimov, I. 1975. *Yo, robot*. Hispanoamericana.
- Borges, J.L., 1980. *El Golem en Voz Viva de América*, UNAM.
- Cajal, S.R. Fotografía tomada de *IBRO News*, vol. 17, No. 1, 1989.
- Carbajal C., V.M. Y Barrera Z., F. 1976. *Simulación electrónica de una red neural*. Tesis Ing. Mec. Electricista, Fac. Ingeniería, UNAM.
- Collodi, C., 1983. *Las aventuras de Pinocho*. Alianza Editorial.
- Eckmiller, R. and C., v.d. Malsburg. 1989. *Neural Computers*. Springer-Verlag.
- Espinosa E., I. 1977. Neurocibernética: fisiología y modelos matemáticos de la neurona. *Revista Ingeniería*, Enero-Marzo p. 88-100.
- Espinosa E., I., 1990. *Las Redes Neuronales Artificiales*, ICYT: Información Científica y tecnológica, CONACYT, Abril p. 37-43.
- Gruber, H. and Gruber, V., Hermann von Helmholtz: 1956. Nineteenth-Century Polymorph. *The Scientific Monthly* 83: 92-99.
- Haugeland, J. 1986. *Artificial Intelligence: The Very Idea*. The MIT Press.
- Hebb, D.O., 1949. *The Organization of Behavior*. Wiley.
- Hillis, W.D., 1985. *The Connection Machine*. The MIT Press.
- Hodgkin, A.L. and A.F. Huxley. 1945. Resting and action potentials in single nerve fibres. *J. Physiol. Lond.* 104: 176.
- Hopfield, J.J., 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* 79: 2554-2558.
- Hunt B.R. 1981. Editorial. *Proc. IEEE. Special Issue on Image Processing*.
- Kosko, B., 1987. Constructing an associative memory, *Byte* 12: 137-144.
- Krieg, W.J.S, 1942. *Functional Neuroanatomy*. The Blakiston Co.
- Lara Z., R., 1987. *Cibernética del cerebro*. CECSA.
- McCulloch, W.S. and W. Pitts. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bull. Math. Biophys.* 5: 115-133.

- Medina, A., 1972. Time-Dependent Logic. *Comunicaciones Técnicas CIMASS, UNAM*, vol. 12, No. 3.
- Papert, S., 1988. One AI or many?, En Graubard, S.R. (Ed.) *The Artificial Intelligence Debate*. The MIT Press, pp. 1-14.
- Perkel, D.H., G.L. Gerstein, M.S. Smith and W.G. Tatton. 1975. Nerve impulse patterns: A quantitative display technique for three neurons. *Brain Research* 100: 271-296.
- Pitts W., and S. McCulloch. 1947. How we know universals: the perception of auditory and visual forms. *Bull. Math. Biophys* 9: 127-147.
- Martin, R. 1988. *Matters Gray & White*. Fawcett Crest.
- Lazzaro, J. and C. Mead. 1989. Silicon Modeling of Pitch Perception. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* 86: 9597-9601.
- McClelland, J.L., Rumelhart, D.E. and the PDP Research Group. 1986. *Parallel Distributed Processing. Explorations in the microstructure of cognition*. Vol. 2: *Psychological and Biological Models*. MIT Press.
- Minsky, M.L. y S.A. Papert. 1988. *Perceptrons, Expanded Edition*. The MIT Press. (añadido a mano: In memory of Frank Rosenblatt).
- Piaget, J. 1985. *La construcción de lo real en el niño*. Crítica.
- Piaget, J. 1985. *El nacimiento de la inteligencia en el niño*. Crítica.
- Ratliff, F., Contour and Contrast. 1976. En: *Recent Progress in Perception*. *Scientific American*. p. 8-19.
- Rosenblatt, F. 1958. The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review* 65: 386-408.
- Rothschuh, K.E. 1973. *History of Physiology*. R.E. Krieger.
- Rumelhart, D.E., J.L. McClelland and The PDP Research Group. 1986. *Parallel Distributed Processing. Explorations in the microstructure of cognition*. Vol. 1: *Foundations*, MIT Press.
- Sacks, O. 1987. *The man who mistook his wife for a hat and other clinical tales*. Harper & Row.
- Tapia, R. 1987. *Las células de la mente*. La Ciencia desde México, vol. 30, SEP/FCE.
- Walter, W.G. 1986. *El cerebro viviente*. Breviarios FCE, 4a. reimpr.
- Wegener, P. (Director). 1973. *The Golem. Script en Masterworks of the German Cinema*. Harper & Row.
- White, B.L. 1985. *Los tres primeros años de vida*. Javier Vergara.
- Widrow, W. and Winter, R., 1988. Neural Nets for Adaptive Filtering and Adaptive Pattern Recognition. *IEEE Computer*, March, pp. 25-



Pinocho de Alfin.