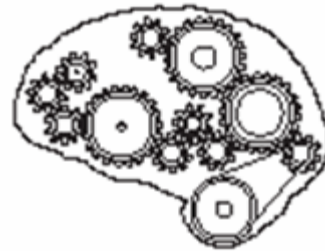


# Redes Neuronales y Cerebros Artificiales



## Construyendo circuitos cerebrales de silicio

El **coste energético** de, transmitir señales, comunicarse (de una neurona a otra) ha sido probablemente el factor más importante en la evolución del cerebro. Aproximadamente, el 50-80% del consumo total de energía por parte del cerebro es debido a la conducción de los potenciales de acción a través de las fibras y a la transmisión sináptica. El resto es utilizado para la producción y mantenimiento. Esto es igualmente cierto tanto para el cerebro de una abeja como para el nuestro. Sin embargo, cuando comparamos la velocidad de los ordenadores actuales, con la velocidad en la transmisión de impulsos nerviosos es muy lento, sólo unos cuantos metros por segundo. Esto en el procesador de un ordenador haría la vida imposible. Los cerebros biológicos, sin embargo, están contruidos como redes altamente paralelas. La mayoría de las neuronas se encuentran conectadas directamente con muchos miles de otras. Para ello, el cerebro explota su volumen tridimensional en el que puede almacenar todo, doblando las capas de células en pliegues y situando las conexiones de manera conjunta en paquetes. Por el contrario, el establecer conexiones incluso entre un número reducido de neuronas de silicio está limitado por la naturaleza bidimensional de los chips y circuitos. Por lo que a diferencia del cerebro, la comunicación directa entre las neuronas de silicio está muy restringida. Sin embargo, gracias a la posibilidad de explotar la alta velocidad de la electrónica convencional, los impulsos de muchas neuronas de silicio se pueden multiplicar, un proceso que llevaría múltiples mensajes a través del mismo cable. De esta forma, los ingenieros informáticos pueden empezar a emular las conexiones de las redes biológicas.

Para reducir energía pero aumentar la velocidad, los ingenieros inspirados por las neuronas han adoptado la estrategia de utilizar una **codificación análoga** en vez de **digital**. Carver Mead, uno de los gurús de Silicon Valley en California, acuñó la expresión de "Ingeniería Neuromórfica" para describir la traducción de neurobiología en tecnología. En vez de codificar digitalmente en 0s y 1s, los circuitos análogos codifican en continuos cambios de voltaje, como hacen las neuronas durante su estado de sub-umbral (ver Capítulo 3). Los cálculos pueden, por tanto, realizarse en menos pasos ya que se puede explotar mejor la física básica de los dispositivos de silicio. La computación análoga a las bases del cálculo: suma, substracción, exponenciales e integración, todo ello complicados procesos en máquinas digitales. Cuando las neuronas, ya sean biológicas o de silicio, computan y toman decisiones que transmiten impulsos por los axones para comunicar la respuesta a las neuronas diana. Como la codificación por picos tiene un gran coste energético, la codificación eficaz maximiza la información representada en un patrón de picos mediante la reducción y es lo que se llama redundancia. La eficiencia energética también se aumenta ya que se utiliza el menor número posible de neuronas activas. Esto es lo que se llama codificación dispersa y proporciona otro importante principio de diseño para los ingenieros que construyen redes neuronales artificiales.

El verdadero cerebro es una materia blanda. Sus neuronas, vasos sanguíneos y ventrículos llenos de líquido están compuestos de lípidos, proteínas y una gran parte de agua. Podéis hundir parte del cerebro con un dedo, cortarlo con un micrótopo, insertar electrodos en las neuronas y ver como la sangre circula a través de él. El estudio del cerebro está totalmente ligado a la biología y la medicina. Sin embargo, hay otra manera de pensar sobre él y que ha atraído la atención de matemáticos, físicos, ingenieros e informáticos. Piensan en el cerebro escribiendo ecuaciones, creando modelos informáticos e incluso dispositivos de hardware que imitan a las verdaderas neuronas dentro de él.

Los cerebros reales son altamente adaptativos. Son capaces de hacer cosas tales como leer una escritura que nunca han visto y comprender el habla de personas que desconocen. Y pueden tolerar cosas que no funcionan o van mal. Funcionan bastante bien a lo largo de la vida, aunque sus células mueran y envejeczan, todavía son capaces de aprender cosas nuevas. Los robots actuales son bastante buenos haciendo determinadas tareas para las que han sido diseñados, como construir una parte de un coche, pero no funcionan cuando algo va mal.

Todos los cerebros reales están compuestos de redes neuronales altamente interconectadas. Sus neuronas necesitan energía y las redes necesitan espacio. Nuestro cerebro contiene aproximadamente 100 billones de células nerviosas, 3,2 millones de kilómetros de fibras "cables", un millón de billones de conexiones y todo ello agrupado en un volumen de 1,5 litros, sólo pesa 1,5 Kg. y consume simplemente 10 Vatios. Si intentamos construir un cerebro similar con chips de silicio, consumiría aproximadamente 10 megavatios, suficiente energía para abastecer a una ciudad. Parece empeorar las cosas, el calor que produciría un cerebro de silicio de tales características le haría fundirse. El reto está en descubrir como el cerebro es capaz de funcionar tan eficientemente y de una forma tan económica e intentar usar principios parecidos para construir máquinas similares al cerebro.

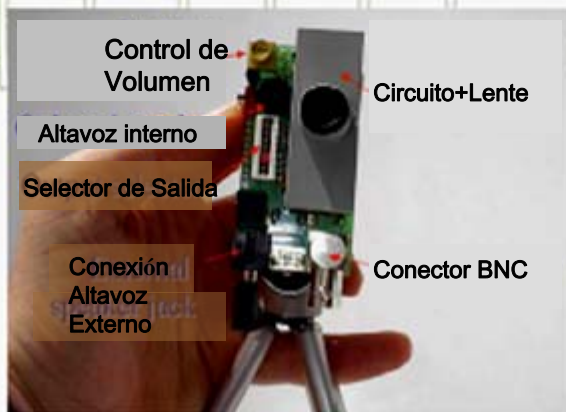
Vuestro cerebro contiene aproximadamente 100,000,000,000 células nerviosas, 3,200,000 kilómetros de fibras (cables), con 1,000,000,000,000,000 de conexiones y todo ello agrupado en un volumen de 1,5 litros, sólo pesa 1,5 Kg. y sólo consume la misma energía eléctrica que una bombilla.



## Un retina de silicio

Se ha creado una versión artificial sencilla de una red biológica gracias a la construcción de una retina de silicio que captura la luz que adapta su respuesta automáticamente en respuesta a los cambios de intensidad luminosa. Está conectada a dos neuronas de silicio, que al igual que las neuronas de la corteza visual tiene la función de extraer la información sobre los ángulos de líneas y límites de contraste de la imagen retiniana.

Las neuronas de este prototipo se llaman **neuronas de integración y respuesta** y son muy utilizadas por los ingenieros neuromórficos. Se llaman así porque “suman” los distintos estímulos que reciben, codificados como voltajes, que llegan a sus sinapsis y sólo desencadenan un potencial de acción si el voltaje alcanza un umbral determinado. Las neuronas de silicio están construidas a base de transistores, pero en vez de usar los transistores como interruptores e inducir una saturación de voltajes, como ocurre en los sistemas digitales convencionales, los transistores operan dentro de su gama de subumbrales. Dentro de esta gama se comportan como la membrana de las neuronas reales. Transistores adicionales pueden proporcionar conductancias activas emulando las corrientes dependientes de voltaje y tiempo producidas por los canales iónicos reales. Este pequeño sistema es sólo un prototipo para sistemas visuales mucho más complejos que se están desarrollando actualmente, no obstante, permite ilustrar como un estímulo real que puede estar contaminado por otras señales puede ser procesado para crear una respuesta sencilla. Es capaz de realizar la tarea para la que ha sido diseñado, como la orientación de una línea dentro de una escena y los neurocientíficos están utilizando este sistema visual de silicio para probar equipos y enseñar a estudiantes. Lo más importante de las redes artificiales es que son capaces de funcionar en el mundo real, en tiempo real y utilizan poca energía.



La lente de una cámara está situada delante de la retina de silicio.

## Redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales (RNAs) se utilizan a menudo para el estudio del aprendizaje y la memoria. Normalmente son como un software en un ordenador digital convencional y consisten en un pequeño número de unidades de procesamiento que están altamente interconectadas dentro de una red. La forma más sencilla de RNA es un **asociador de “feedforward”**, que tiene distintas capas de impulsos y de respuestas interconectadas. Una memoria asociativa se codifica modificando la fuerza de las conexiones establecidas entre las distintas capas de forma que, cuando un tipo determinado de impulso se presenta, el patrón asociado almacenado con dicho tipo de estímulo se encuentra de forma inmediata (ver la ventana del **puzzle matemático** en la siguiente hoja). Una RNA más compleja es la red neuronal recurrente. Ésta consiste en una capa simple en donde cada unidad está interconectada y todas las unidades funcionan como estímulo y respuesta. Parece extraño pero este tipo de diseño permite almacenar patrones y no sólo pares de elementos. La descodificación de este tipo de red autoasociativa se consigue gracias a la búsqueda recurrente de un patrón almacenado. Se ha demostrado que para una red de 1000 unidades, se pueden encontrar aproximadamente 150 patrones antes de que los errores que aparezcan en su búsqueda sean demasiado grandes. La similitud entre la RNA y el cerebro se encuentra en la forma en que almacenan y procesan la información. El conocimiento que procesan se haya dentro de la misma red. No tiene una ubicación separada de la memoria tal y como ocurre en los ordenadores digitales, en los cuales el procesador aritmético y la memoria están separados. En vez de esto, tienen un **almacenaje de contenido dirigido**. En una RNA la información se encuentra almacenada en la fuerza de las conexiones, de la misma forma que las sinapsis cambian su fuerza y/o intensidad durante el aprendizaje. Las redes neuronales no están programadas para realizar un proceso específico. Cada “neurona”, dentro de ella es “muda” y simplemente responde con respecto a la suma de la intensidad de los estímulos. No obstante pueden ser entrenadas para ser inteligentes. **Las reglas de aprendizaje** que se utilizan para entrenar a las redes modifican la intensidad de las conexiones establecidas entre las neuronas, una de las más comunes es la que toma la respuesta de la red a un impulso determinado y lo compara con el patrón deseado. Cualquier error en la comparación se utiliza para ajustar la intensidad de las conexiones de forma que se pueda conseguir la respuesta deseada. De esta forma la red cada vez reduce el error al mínimo. Esto parece funcionar, pero lentamente. Los errores son muy importantes. El aprendizaje es imposible si la red no puede cometer errores. Esto es un aspecto del aprendizaje que puede ser pasado por alto. Las redes excesivamente entrenadas que no cometen errores acabarían respondiendo sólo a un tipo de estímulos. Estas redes se llaman de forma metafórica **“sabias”** en referencia directa a las míticas **“células sabias”** del cerebro humano que pueden responder pero nunca pueden cometer un error. Esto no es muy útil en aplicaciones reales ya que cualquier cosa que quisiéramos aprender requeriría una red separada. Por el contrario, algo que es muy útil en las RNA es su capacidad de **generalizar** sus respuestas frente a patrones de estímulos para los que nunca han sido entrenadas. Son capaces de detectar relaciones, asociaciones y descubrir irregularidades en los patrones. Pero también se estropean y alteran como los cerebros reales. No obstante, pueden ser capaces de encontrar un patrón almacenado aunque el patrón de estímulo esté contaminado o sea incompleto. Estas son propiedades extremadamente importantes de los cerebros biológicos que las RNAs pueden hacer también.

## La paradoja de la tecnología informática moderna

La paradoja de las RNAs es que son simulaciones matemáticas en ordenadores. Esto hace que su utilización en situaciones reales sea mucho más limitada, ya que la simulación lleva tiempo por lo que las RNAs no pueden funcionar en tiempo real. Las RNAs pueden funcionar bien para conducir un coche o controlar un avión en vuelo ya que son extremadamente robustas frente a las contaminaciones de la señal y/o impulso y pueden seguir funcionando a pesar de que alguna de las unidades de la red deje de funcionar. Sin embargo, los sistemas expertos que se usan generalmente en los pilotos automáticos son ordenadores digitales programados con software determinístico convencional que por seguridad siempre requieren de un sistema de "backup". Si las cosas se complican terriblemente y el sistema no puede funcionar, entonces el piloto debe hacerse cargo de la situación. Los algoritmos actuales de entrenamiento para las RNAs son muy lentos para este tipo de situaciones de emergencia. Si las neuronas de silicio pudieran aprender, lo que actualmente no pueden hacer, muchos de estos problemas se podrían evitar. A la vez que seguimos comprendiendo como funciona el cerebro, seremos capaces de construir redes neuronales más sofisticadas que nos permitirían un funcionamiento real similar al del cerebro.



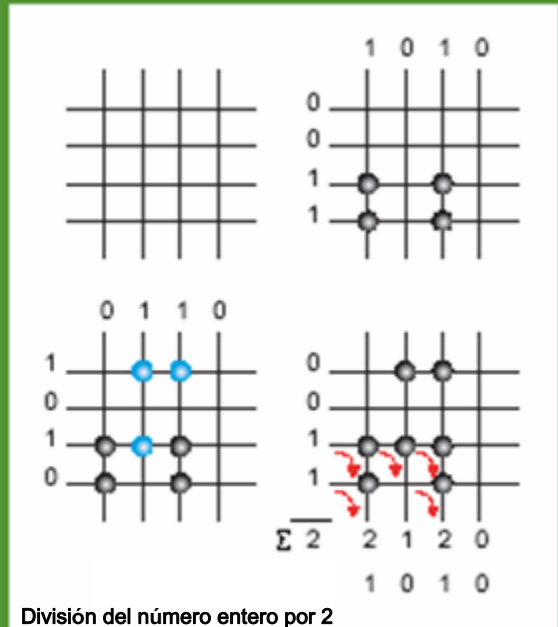
NOMAD es un prototipo del tipo de máquinas pensantes que se producirán en un futuro próximo. Mide dos metros y tiene forma de cilindro presentando ojos, oídos y brazos que le permiten coger cosas y otros tipos de sensores que le permiten desplazarse. Lo que hace que NOMAD sea diferente del resto de robots es que puede funcionar sin reglas o instrucciones codificadas. En su lugar, tiene un cerebro simulado por ordenador con 10.000 neuronas artificiales y más de un millón de conexiones a través de las cuales es capaz de percibir sensaciones y reaccionar con respecto al medio que lo rodea. Puede adaptarse a situaciones novedosas y aprender de sus errores a la vez que se mueve a través de un área llena de cubos pintados con distintos patrones. Algunos cubos tienen bandas pintadas y son conductores de electricidad lo que les hace "apetecibles". Otros cubos tienen puntos pero no conducen la electricidad tan bien, lo que les hace menos apetecibles. Mirando a los cubos y saboreándolos con sus sensores eléctricos en los brazos, NOMAD aprende a ignorar los cubos punteados y sólo va a por los apetecibles cubos con bandas.



## El puzzle matemático

### Una memoria distribuida de contenido dirigido

Imaginamos un grupo de cables situados horizontalmente, cruzándose con 4 cables situados verticalmente, con interruptores en sus puntos de intersección (panel A). Esta matriz es una memoria. La información le es presentada en forma de números binarios, tales como 0011 y 1010, y lo organizamos de manera que los interruptores se conectan siempre y cuando un 1 se encuentre con otro 1 (panel B, en azul). Se almacenan las parejas de estos dos números. La matriz puede almacenar otros números a parte de los primeros pares, tales como 10101 y 0110. El estado final de la matriz debería tener 7 interruptores conectados tal y como se muestra en C. Si ahora se muestra de nuevo el primer número, 0011, a la situación final de la matriz y lo organizamos de manera que la corriente pase por los cables verticales siempre y cuando los interruptores estén conectados (D), entonces terminareis con la corriente saliendo por la parte inferior y proporcional al número 2120. Éste no es el número con el que 0011 estaba emparejado al principio. Pero si dividís 2120 por el número total de unos utilizados como la pista de memoria (0+0+1+1 lo que iguala 2) utilizando la división del número entero (el tipo donde os olvidáis del resto), acabáis obteniendo 1010 por lo que la matriz ha recordado que 0011 va junto con 1010 a pesar de que otro mensaje se haya almacenado encima del primero. Todo esto lo podéis verificar también con el segundo par de números también.



División del número entero por 2

Este es el tipo de memoria que pensamos que tiene el cerebro. No almacena la información en lugares específicos, como en un PC. La información se distribuye a través de la red almacenada en forma de cambios en la intensidad sináptica y, por lo tanto, se puede encontrar con respecto a su contenido. Uno de los problemas es que este tipo de memoria se satura rápidamente, especialmente cuando sólo hay cuatro cables. Sin embargo, con 1.000 pares de cables, una matriz podría almacenar muchos pares de mensajes sin demasiadas interferencias.

