

# Redes Neuronales

Dany Rubén Aguilar Medina

Dany\_inf@hotmail.com

## RESUMEN

Desde la década de los 40, en la que nació y comenzó a desarrollarse la informática, el modelo neuronal la ha acompañado. De hecho, la aparición de los computadores digitales y el desarrollo de las teorías modernas acerca del aprendizaje y del procesamiento neuronal se produjeron aproximadamente al mismo tiempo, a finales de los años cuarenta.

Desde entonces hasta nuestros días, la investigación neurofisiológica y el estudio de sistemas neuronales artificiales (ANS, Artificial Neural Systems) han ido de la mano. Sin embargo, los modelos de ANS no se centran en la investigación neurológica, si no que toma conceptos e ideas del campo de las ciencias naturales para aplicarlos a la resolución de problemas pertenecientes a otras ramas de las ciencias y la ingeniería.

Podemos decir que la tecnología ANS incluye modelos *inspirados* por nuestra comprensión del cerebro, pero que no tienen por qué ajustarse exactamente a los modelos derivados de dicho entendimiento.

## Palabras Claves

Perceptrón, red, neurona, axón, dendritas, AI, umbral de activación, redes recurrentes, algoritmo genético, gradiente, electrón, sinapsis, propagación.

## 1. INTRODUCCIÓN

Para la ciencia sigue siendo un gran misterio la manera exacta de cómo el cerebro genera el pensamiento. Durante miles de años se ha sabido que severos golpes en la cabeza pueden producir la inconciencia, la pérdida temporal de la memoria, y aun, la pérdida permanente de la capacidad mental. Todo lo anterior nos indica que de alguna forma el cerebro tiene que ver con el pensamiento.

También desde hace mucho se sabe que el cerebro humano es, en algunos aspectos, distintos de otros, aproximadamente en el año 335 A.C. Aristóteles escribía: "De todos los animales, el hombre es el que tiene el cerebro más grande en relación con su tamaño."

Sin embargo fue hasta mediados del siglo XVIII cuando se aceptó ampliamente que en el cerebro residía la conciencia; y fue hasta fines del siglo XIX cuando se estableció la correlación de las regiones funcionales del cerebro de los animales. Antes del siglo XIX, las regiones consideradas como sede de la conciencia eran el corazón, el páncreas y la glándula pineal, un pequeño apéndice del cerebro que poseen todos los vertebrados.

Sabemos que la neurona, o célula nerviosa, es la unidad funcional básica de los tejidos del sistema nervioso, incluido el cerebro. Las neuronas están formadas por el cuerpo de la célula, o soma, en donde se aloja el núcleo de la célula. Del cuerpo de la célula salen ramificaciones de diversas fibras conocidas como dendritas y sale también una fibra más grande denominada axón. Las dendritas se ramifican tejiendo una tupida red alrededor de la célula, mientras el axón se extiende un buen tramo: por lo general, un centímetro

(100 veces el diámetro del cuerpo de la célula) y, en casos extremos, hasta un metro. Finalmente, el axón también se ramifica en filamentos y subfilamentos mediante los que establece conexión con las dendritas y los cuerpos de las células de otras neuronas. A la unión o conexión se le conoce como sinapsis. Cada neurona establece sinapsis desde con una docena de otras neuronas hasta con cientos de miles de otras de ellas

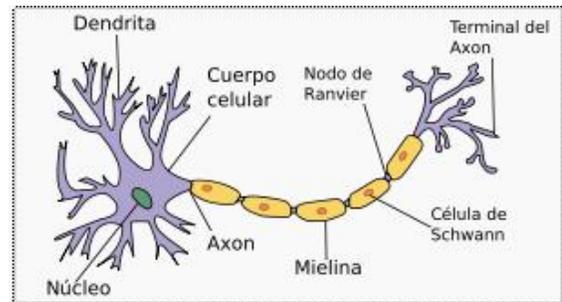


Figura 1. Diagrama Básico de la una neurona

Las señales se propagan de neurona a neurona mediante una complicada reacción electroquímica. Las sinapsis liberan sustancias químicas transmisoras y entran a la dendrita, con lo cual se eleva o se reduce un potencial eléctrico del cuerpo de la célula. Una vez que el potencial eléctrico rebasa cierto límite, se envía al axón un impulso eléctrico o potencial de acción. El impulso se difunde a través de las ramas del axón, y finalmente llega a la sinapsis y libera transmisores en los cuerpos de otras células. Las sinapsis que aumentan el potencial se conocen como excitadoras, y las que lo disminuyen se denominan inhibidoras.

Quizá el descubrimiento más importante es que las conexiones sinápticas muestran plasticidad: alteraciones a largo plazo de la intensidad de las conexiones como respuesta al patrón de estimulación. Las neuronas establecen también nuevas conexiones con otras neuronas, y en ocasiones, con grupos completos de neuronas capaces de migrar de un sitio a otro. Se considera que los mecanismos anteriores constituyen el funcionamiento del aprendizaje en el cerebro

En 1861, con base en los estudios realizados con pacientes que padecían acasia, una incapacidad para hablar frecuentemente producida por un daño cerebral, Pierre Paul Broca demostró que la tercera circunvalación frontal izquierda de la corteza cerebral era muy importante para el habla y el lenguaje. Este descubrimiento motivó poco después la realización de experimentos quirúrgicos en animales para establecer la correspondencia entre las áreas de la corteza cerebral y sus controles motores. Ahora contamos con algunos datos sobre la correlación que existe entre determinadas áreas del cerebro y las correspondientes partes corporales que aquellas controlan, o desde las cuales envían impulsos sensoriales. Por otra parte, todavía no se entiende cabalmente cómo algunas áreas asumen las funciones de otra área que esté dañada. Prácticamente no contamos con la

teoría que explique cómo se guardan los recuerdos en la memoria.

## 2. REDES NEURONALES

Desde el punto de vista biológico, en este artículo se propone un modelo matemático acerca del funcionamiento del cerebro. Los sencillos elementos de cálculo aritmético equivalen a las neuronas –células que procesan la información en el cerebro– y la red en general equivale a un conjunto de neuronas conectadas entre sí.

Por lo anterior, a estas redes se les conoce como redes neuronales o neurales. Además de sus útiles propiedades de cómputo, las redes neuronales son idóneas para el estudio de diversos fenómenos psicológicos propios de la estructura y funcionamiento del cerebro. Por ello, iniciaremos el artículo con un breve recuento de lo que sabemos acerca del cerebro, ya que esto motivará el estudio de las redes neuronales. El primer artículo sobre el tema escrito por McCulloch y Pitts fue en 1943.

### 2.1 La Neurona Biológica

El cerebro, visto a alto nivel y simplificando su estructura, podríamos decir que es un conjunto de millones y millones de unas células especiales, llamadas neuronas, interconectadas entre ellas por sinapsis. Las sinapsis son las zonas donde dos neuronas se conectan y la parte de la célula que está especializada en ello son las dendritas y las ramificaciones del axón. Cada neurona desarrolla impulsos eléctricos que se transmiten a lo largo de una parte de la célula muy alargada llamada axón, al final del axón este se ramifica en ramificaciones axonales que van a conectarse con otras neuronas por sus dendritas.

El conjunto de elementos que hay entre la ramificación axonal y la dendrita forman una conexión llamada sinapsis que regula la transmisión del impulso eléctrico mediante unos elementos bioquímicos, los neurotransmisores.

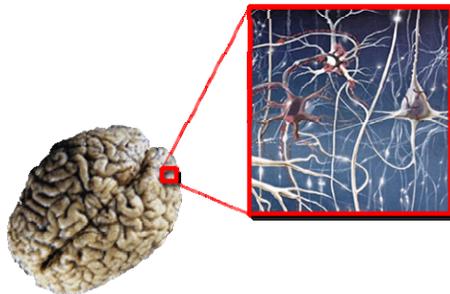


Figura 2.

Los neurotransmisores liberados en las sinapsis al final de las ramificaciones axonales pueden tener un efecto negativo o positivo sobre la transmisión del impulso eléctrico de la neurona que los recibe en sus dendritas. La neurona receptora recibe varias señales desde las distintas sinapsis y las combina consiguiendo un cierto nivel de estimulación o potencial.

En función de este nivel de activación, la neurona emite señales eléctricas con una intensidad determinada mediante impulsos con

una frecuencia llamada tasa de disparo que se transmiten por el axón. Si consideramos que la información en el cerebro está codificada como impulsos eléctricos que se transmiten entre las neuronas y que los impulsos se ven modificados básicamente en las sinapsis cuando las señales son químicas podemos intuir que la codificación del aprendizaje estará en las sinapsis y en la forma que dejan pasar o inhiben las señales segregando neurotransmisores.

En resumen y simplificando mucho todo el tema a lo que nosotros necesitamos saber, podríamos decir que la información en el cerebro se transmite mediante impulsos eléctricos, que viajan por las neuronas biológicas y por señales químicas que comunican las neuronas con otras neuronas en sus bordes usando unas estructuras llamadas sinapsis.

### 2.2 La Neurona Artificial como Símil de la Neurona Biológica

Las neuronas artificiales son modelos que tratan de simular el comportamiento de las neuronas descritas en el apartado anterior.

Cada neurona se representa como una unidad de proceso que forma parte de una entidad mayor, la red neuronal. Como se ve en la ilustración, dicha unidad de proceso consta de una serie de Entradas  $X_i$ , que equivalen a las dendritas de donde reciben la estimulación, ponderadas por unos pesos  $W_i$ , que representan cómo los impulsos entrantes son evaluados y se combinan con la función de red que nos dará el nivel de potencial de la neurona.

La salida de la función de red es evaluada en la función de activación que da lugar a la salida de la unidad de proceso.

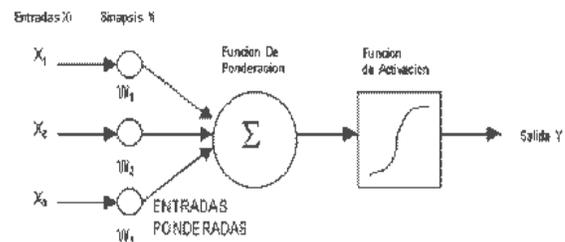


Figura 3. Función de Propagación o ponderación

#### 2.2.1 Función de propagación o ponderación

Esta función se encarga de transformar las diferentes entradas que provienen de la sinapsis en el potencial de la neurona.

Normalmente se usa como función de propagación la suma ponderada de las entradas multiplicadas por los pesos. En esta función se interpreta como un regulador de las señales que se emiten entre neuronas al ponderar las salidas que entran a la neurona.

#### 2.2.2 Función de activación

La función de activación combina el potencial postsináptico, que nos proporciona la función de propagación, con el estado actual de la neurona para conseguir el estado futuro de activación de la neurona. Sin embargo, es muy común que las redes neuronales no tomen su propio estado como un parámetro y que por tanto no se

considere. Esta función es normalmente creciente monótona y podemos citar las funciones más comunes:

### 2.2.3 Lineal

Algunas redes neuronales usan esta función de activación como el Adeline por su eficiencia y facilidad.

### 2.2.4 Escalón

Esta función es la más usada para redes neuronales binarias ya que no es lineal y es muy simple. Algunas redes que usan esta función son el Perceptrón y Hopfield. Para redes que trabajan en el rango  $[-1,1]$  se usa la función signo.

### 2.2.5 Hiperbólicas o Tangentes

Las redes con salidas continuas, como el Perceptrón multicapa con retropropagación, usan esta función ya que su algoritmo de aprendizaje necesita una función derivable

## 2.3 Clasificación de las Redes Neuronales Artificiales

En este apartado, veremos dos clasificaciones de los distintos tipos de redes neuronales en función de sus características más notables:

- Clasificación según su topología o estructura de la red, podemos distinguir como característica de una red, el número de capas, el tipo de las capas, que pueden ser ocultas o visibles, de entrada o de salida y la direccionalidad de las conexiones de las neuronas.
- Clasificación según su algoritmo de aprendizaje o cómo la red aprende los patrones, podemos distinguir como características, si es supervisada, no supervisada, competitiva o por refuerzo

### 2.3.1 Clasificación de las Redes Neuronales por Topología, Arquitectura

La topología o arquitectura de una red consiste en la organización y disposición de las neuronas en la red. Las neuronas se agrupan formando capas, que pueden tener muy distintas características.

Además las capas se organizan para formar la estructura de la red.

Se puede observar en la siguiente figura. La jerarquía de las redes neuronales:

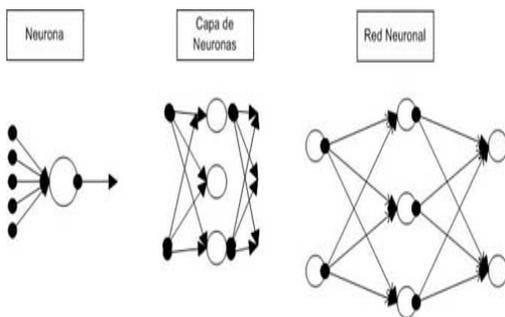


Figura 4. Jerarquía de las Redes Neuronales

### 2.3.2 Las Redes Neuronales Mono Capa

Las redes monocapa son redes con una sola capa. Para unirse las neuronas crean conexiones laterales para conectar con otras neuronas de su capa. Las redes más representativas son la red de Hopfield, la red BRAIN-STATE-IN-A-BOX o memoria asociativa y las maquinas estocásticas de Botzmann y Cauchy.

Entre las redes neuronales monocapa, existen algunas que permiten que las neuronas tengan conexiones a si mismas y se denominan auto-recurrentes.

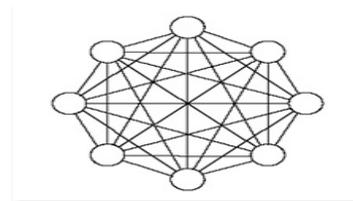


Figura 4. Red Mono Capa

Las redes monocapa han sido ampliamente utilizada en circuitos eléctricos ya que debido a su topología, son adecuadas para ser implementadas mediante hardware, usando matrices de diodos que representan las conexiones de las neuronas.

### 2.3.3 Las Redes Neuronales Multicapa

Las redes multicapa están formadas por varias capas de neuronas.

Estás redes se pueden a su vez clasificar atendiendo a la manera en que se conexionan sus capas. Usualmente, las capas están ordenadas por el orden en que reciben la señal desde la entrada hasta la salida y están unidas en ese orden. Ese tipo de conexiones se denominan conexiones feedforward o hacia delante. Por el contrario existen algunas redes en que las capas aparte del orden normal algunas capas están también unidas desde la salida hasta la entrada en el orden inverso en que viajan las señales de información. Las conexiones de este tipo se llaman conexiones hacia atrás, feedback o retroalimentadas.

### 2.3.4 Clasificación de las Redes Neuronales Respecto al Aprendizaje

Las redes neuronales manejan dos tipos de información. La primera, es la información volátil, que se refiere a los datos que se están usando y varían con la dinámica de la computación de la red, se encuentra almacenada en el estado dinámico de las neuronas. El segundo tipo de información que manejan las redes neuronales, es la información no volátil que se mantiene para recordar los patrones aprendidos y se encuentra almacenada en los pesos sinápticos. El aprendizaje de las redes neuronales, es el proceso de presentar los patrones a aprender, a la red y el cambio de los pesos de las conexiones sinápticas usando una regla de aprendizaje. La regla de aprendizaje consiste en algoritmos basados en formulas matemáticas, que usando técnicas como minimización del error o la optimización de alguna "función de energía", modifican el valor de los pesos sinápticos en función de las entradas disponibles y con ello optimizan la respuesta de la red a las salidas que deseamos.

### 2.3.5 Aprendizaje Supervisado en Redes Neuronales

Según vimos antes, en este modo de aprendizaje se muestran los patrones a la red y la salida deseada para esos patrones y se usa una fórmula matemática de minimización del error que ajuste los pesos para dar la salida más cercana posible a la salida deseada.

### 2.3.6 Aprendizaje no Supervisado en Redes Neuronales

Este tipo de aprendizaje no necesita que se le muestre el patrón objetivo para salida, ya que el algoritmo y la regla de modificación de las conexiones producen patrones de salida consistentes. Cuando la red procesa patrones con bastante grado de similitud, da la misma salida para ambos patrones, esto es, clasifica los patrones en categorías de patrones parecidos.

Cuando digo parecido, lo pongo en cursiva ya que nosotros debemos decidir en que grado deberan parecerse. Normalmente se usa el error cuadrático medio para determinar la similitud, aunque hay otras opciones.

Podemos imaginar que en el proceso de aprendizaje, la red mide cuanto se parecen el patrón que le llega y los que tiene almacenados y en función de ello los agrupa en una categoría o otra, aunque en un principio no sepamos que salida corresponderá a cada tipo o grupo de patrones de entrada, ni que atributos usará para clasificarlos. Esto es, nosotros solo tenemos un conjunto de patrones no sabemos ni las características ni las categorías posibles y la red en función de sus algoritmos de aprendizaje diferenciara ambas cosas y nos clasificara los patrones en categorías.

### 2.3.7 Aprendizaje por Componentes Principales

El aprendizaje por componentes principales se basa en hallar características principales (componentes) que son comunes a muchos patrones de entrada para ello un pequeño número de neuronas coopera en la representación del patrón de entrada.

### 2.3.8 Aprendizaje Competitivo

En el aprendizaje competitivo, las neuronas pugnan entre sí, para representar a una clase o patrón de entrada.

La neurona seleccionada es aquella cuyos pesos incidentes se asemejan más al patrón de entrada. El aprendizaje consiste en reforzar las conexiones de la unidad ganadora y debilitar las otras, para que los pesos de la unidad ganadora se asemejen cada vez más al patrón de entrada.

La reconstrucción de un patrón de entrada a partir de una neurona ganadora consiste en tomar el peso de dicha neurona ya que son los valores que más se asemejan.

## 3. REDES NEURONALES ARTIFICIALES

### 3.1 Tipos de Redes Neuronales

#### 3.1.1 Perceptrón

El perceptrón simple es una red que consta de dos capas de neuronas. Esta red admite valores binarios o bipolares como entrada para los sensores y los valores de su salida están en el

mismo rango que los de entrada. La función de la primera capa es hacer de sensor, por ella entran las señales a la red.

La segunda capa realiza todo el procesamiento. La manera de interconectar ambas capas es todas con todas esto es, cada neurona de la primera capa está unida con todas las de la segunda capa.

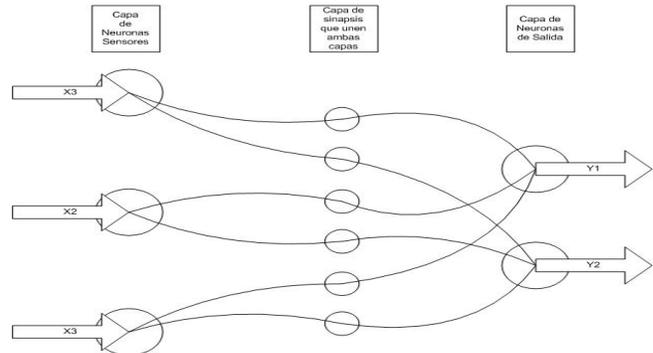


Figura 6. Ejemplo de red de Aprendizaje Simple

#### 3.1.2 Hopfield

La red de Hopfield es una red monocapa, esto es, de una sola capa. Aunque también se puede mostrar como una red bicapa de dos capas, la primera capa sería una capa de sensores y la segunda capa sería la capa donde se realiza el procesamiento.

En la versión bicapa la manera de interconectar ambas capas es unir la primera capa a la segunda linealmente, esto es cada neurona con su respectiva, y después unir todas las neuronas con todas en la misma capa.

La red de Hopfield toma valores bipolares esto es,  $\{-1,1\}$ , sin embargo se pueden usar también valores binarios  $\{0,1\}$ .

#### 3.1.3 Perceptrón Multicapa

El perceptrón simple tiene una serie de limitaciones muy importantes. La más importante es su incapacidad para clasificar conjuntos que no son linealmente independientes.

Esto quedó patente en la obra *Perceptrons* que en 1969 demostró que un perceptrón es incapaz de aprender una función tan fácil como la XOR.

Este modelo es una ampliación del perceptrón a la cual añade una serie de capas que, básicamente, hacen una transformación sobre las variables de entrada, que permiten eludir el problema anterior.

Esto acaba con el problema del perceptrón, convirtiendo las funciones linealmente no independientes en linealmente independientes gracias a la transformación de la capa oculta.

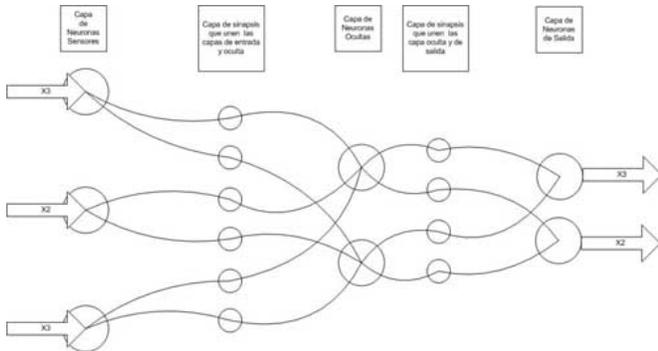
Además el perceptrón multicapa admite valores reales. Podemos decir que el perceptrón multicapa es un modelador de funciones universal

#### 3.1.4 Red Neuronal Competitiva Simple

Las redes de aprendizaje competitivo se diferencian de las otras redes neuronales en que en las anteriores redes las neuronas colaboran en la representación de los patrones, sin embargo, en

este tipo de redes cada neurona compete con las otras neuronas para representar los patrones.

El aprendizaje de este tipo de redes es como su nombre indica, competitivo.



**Figura 5. Red Perceptrón multicapa con tres neuronas de entrada, dos ocultas y dos de salida**

### 3.1.5 Redes Neuronales Online ART1

Las redes basadas en la teoría de resonancia adaptativa sirven para clasificar patrones de manera no supervisada, esto es, la red forma grupos y crea el número de categorías que crea conveniente en función de la configuración que le demos y las cualidades de los patrones. Se considera que el aprendizaje no supervisado es el más posible desde un punto de vista psicológico, ya que los humanos aprendemos más sobre nuestra experiencia que escuchando a profesores. Un ejemplo de aprendizaje no supervisado es el siguiente: debemos clasificar una serie de objetos y no tenemos a nadie que nos diga a que categoría pertenece, así que tenemos que fijarnos en las características de los objetos y cuanto se parecen...

### 3.1.6 Redes neuronales competitivas ART2

La red ART2 es una ampliación de la red art1 que admite valores reales, como la anterior red, sirve para clasificar patrones de manera no supervisada

La arquitectura de la red ART2 es la misma que la de la art1. Consta de dos capas: la capa de entrada de sensores y la capa de salida, que en un principio no tiene ninguna neurona, pero que según vamos entrenando la red, esta va formando grupos de patrones que clasifica en una categoría cuyo patrón representativo son los pesos de entrada de la neurona de la capa de salida.

La manera de unirse ambas capas es total, cada neurona de la capa entrada esta unida con todas las neuronas de la capa de salida.

La diferencia principal entre la red art1 y la art2 es que esta última red admite valores reales.

### 3.1.7 Redes Neuronales Autoorganizadas: Mapas de Kohonen

La red de Kohonen pertenece a la categoría de redes no supervisadas, la diferencia con otras redes, es que las neuronas que representan patrones parecidos aparecen juntas en el espacio salida, este espacio puede ser unidimensional, una línea,

bidimensional, un plano o N-dimensional. Es el propio diseñador de la red el que establece el espacio de salida que tendrá la red.

Las redes de kohonen son redes bicapas, esto es, de dos capas: la capa de entrada de sensores y la capa de salida que realiza el cálculo. Cada neurona de la capa de salida debe reflejar las coordenadas que tiene en el espacio que el diseñador de la red decida. Para que las neuronas puedan ser comparadas con la posición de otras neuronas de la red, se le asocia una regla de vecindad. El modo de unir las capas es todas con todas, total, cada neurona de la capa entrada esta unida con todas las neuronas de la capa de salida.

## 4. APLICACIÓN

Una colección de 25.000 neuronas vivas, o células neuronales, tomadas del cerebro de una rata y cultivadas dentro de un plato de cristal proporciona a los científicos una “ventana” incomparable para asomarse en tiempo real al cerebro a nivel celular. Observando el modo en que interactúan las células cerebrales, los científicos esperan entender qué factores causan desordenes nerviosos tales como la epilepsia y así determinar maneras no invasivas de intervenir.

“Si se puede extraer las reglas de cómo estas redes neuronales están realizando cálculos tales como reconocimiento de patrones, podemos aplicarlo para crear sistemas de cálculos inéditos”

El cerebro experimental de Demarce interactúa con un simulador de vuelo del jet de combate F-22 a través de una placa especialmente diseñada llamada matriz multielectrodo y un ordenador personal común.

“Es esencialmente un plato con 60 electrodos dispuestos en forma de rejilla en su fondo”, ha dicho Demarce, científico de la National Science Foundation. “Sobre eso colocamos neuronas corticales vivas de ratas, que vuelven a conectarse rápidamente, formando una red neuronal viva -un cerebro”.

El cerebro y el simulador establecen una conexión de doble vía, similar al modo en que las neuronas reciben e interpretan unas de otras para controlar nuestros cuerpos. Observando cómo las células neuronales interactúan con el simulador, los científicos pueden descifrar cómo una red neuronal establece comunicación y comienza a computar, dijo Demarce.

## 5. BIBLIOGRAFIA

- [1] Alfonso Ballesteros, Redes Neuronales, www.frameworks.org, leído en 26 de octubre del 2008.
- [2] La Neurona, Enciclopedia wikipedia, leído 25 d octubre del 2008.
- [3] Stuart Russell, Peter Norving, Inteligencia Artificial Un Enfoque Practico, Pág. 595 “El Aprendizaje en las Redes Neuronales”.
- [4] Revista Ciencia y Tecnología, Redes Neuronales, El Diario, N° 923 / Año 18 / 2005.