

TMA

(THS)

(2)

CAPITULO 1

CONCEPTOS DE REDES NEURONALES

1.1.- Introducción

Una red neuronal artificial es, básicamente, el resultado de los intentos por reproducir mediante computadores el funcionamiento del cerebro humano. Su principal aplicación es en torno a las tareas en que los seres humanos fácilmente superan a los computadores tradicionales, como en procesamiento de señales, de imágenes y de voz, y en robótica y otros.

Nuestro cerebro está formado por miles de millones de neuronas interconectadas entre sí en forma variable y compleja. Cada neurona recibe señales de las otras neuronas, o señales provenientes del exterior de la red, las procesa, ponderando o dándole distinta importancia a cada una de ellas, y genera una única señal de salida que se transmite a las otras neuronas.

La información que procesa una red neuronal se encuentra dispersa entre todas sus interconexiones, lo que la hace fundamentalmente diferente a un computador tradicional, en que la información se encuentra totalmente localizada y no distribuida como en este caso. Esta cualidad hace que las redes neuronales posean una gran tolerancia a fallas.

En este capítulo se darán los fundamentos teóricos de las redes neuronales artificiales, analizando sus características principales y funcionamiento basados en la descripción entregada por Peter Melsa [1] sobre este tema.

1.2.- Historia de las Redes Neuronales

Las redes neuronales no son un concepto nuevo. La idea de una red neuronal fue originalmente concebida como un intento por modelar la fisiología del cerebro. El objetivo era crear un modelo capaz de realizar procesos del pensamiento humano. Muchos de los primeros trabajos fueron realizados por fisiólogos y psicólogos.

Uno de los primeros investigadores dedicados al estudio neuronal fue William James (1890), cuya afirmación " la actividad de un punto en la corteza cerebral (neurona) es modelada por la suma ponderada de las entradas ", sirvió de base para el trabajo realizado por M.S. McCulloch y W.A.Pitts (1943) para modelar la actividad nerviosa del cerebro, el que hasta hoy sirve como fundamento para la construcción de muchas redes neuronales.

Posteriormente, Donald O. Hebb (1949) planteó las reglas fisiológicas de aprendizaje para la modificación de la sinapsis, donde se supone que se guarda la información. K.S. Lashley (1950) formuló una representación distribuida de la memoria. Farley y Clark (1954) simularon modelos para relaciones adaptivas de estímulo-respuesta. En 1958 F. Rosenblatt plantea el modelo Perceptron. Widrow y Hoff (1960), Caianiello (1961), y Steinbuch (1961) elaboraron diversas teorías y modelos acerca de las neuronas. En esta época se realizaron numerosas implementaciones de computadores neuronales.

Todo este gran avance en la investigación neuronal se detuvo con la publicación del libro "Perceptrons" de Minsky y Papert (1969) en donde se presenta el famoso problema del OR exclusivo. Dichos autores demuestran que tal problema no es separable linealmente y no puede ser realizado por perceptrones de una capa, concluyendo además que estas limitaciones se mantendrían para redes multicapas.

Afortunadamente este juicio ha sido rebatido: todo problema no linealmente separable puede ser resuelto por redes multicapas de Perceptrones bajo determinadas condiciones. Gracias a esto la investigación se reanudó y se han logrado grandes avances merced a los aportes de T. Kohonen (1972) y J.A. Anderson (1972) sobre la autoorganización, y de muchos otros, entre los que destacan Hopfield (1982), Rumelhart y McClelland (1986), y Grossberg (1986).

Actualmente existen dos grandes tendencias en el estudio de las redes neuronales. Un primer grupo compuesto por los biólogos, físicos y psicólogos, trabaja en el desarrollo de modelos que imiten el comportamiento del cerebro. El segundo grupo consiste de ingenieros que poseen el conocimiento de cómo estas neuronas artificiales pueden ser interconectadas para formar redes con poderosas capacidades computacionales. Estos últimos utilizan los modelos biológicos desarrollados por el primer grupo como punto de partida de sus investigaciones.

1.3.- Fundamentos Biológicos

La figura 1 muestra el modelo biológico de la neurona, elemento base de las redes de neuronas.

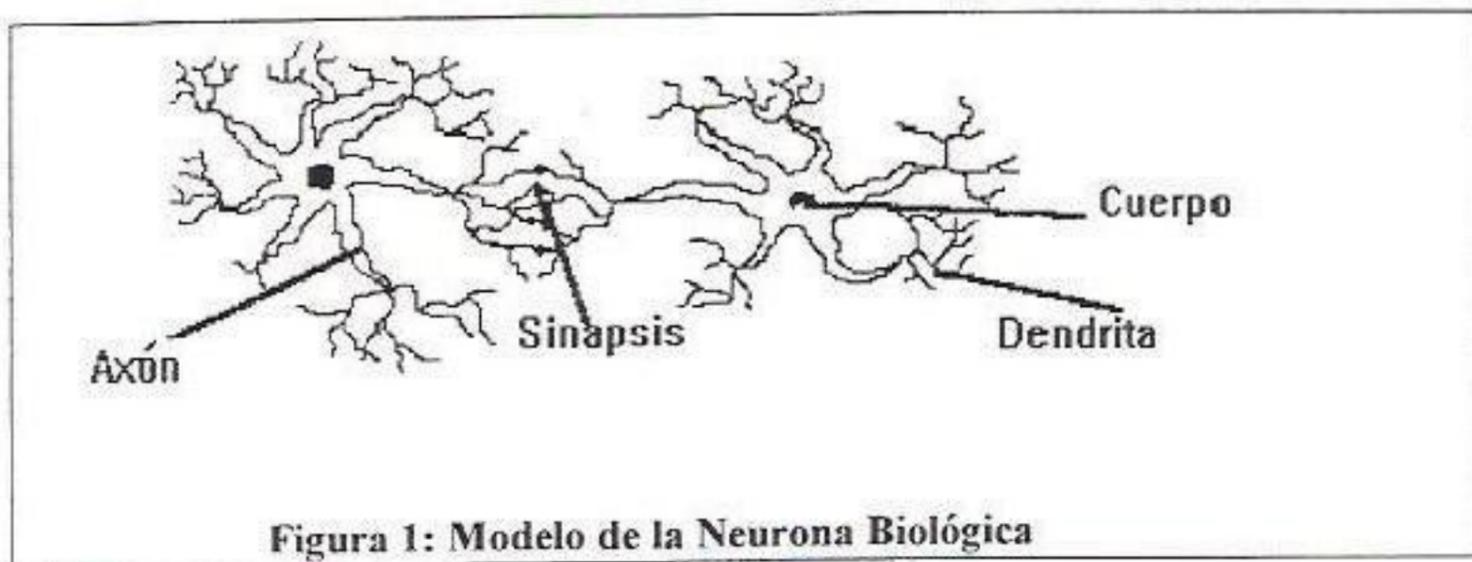


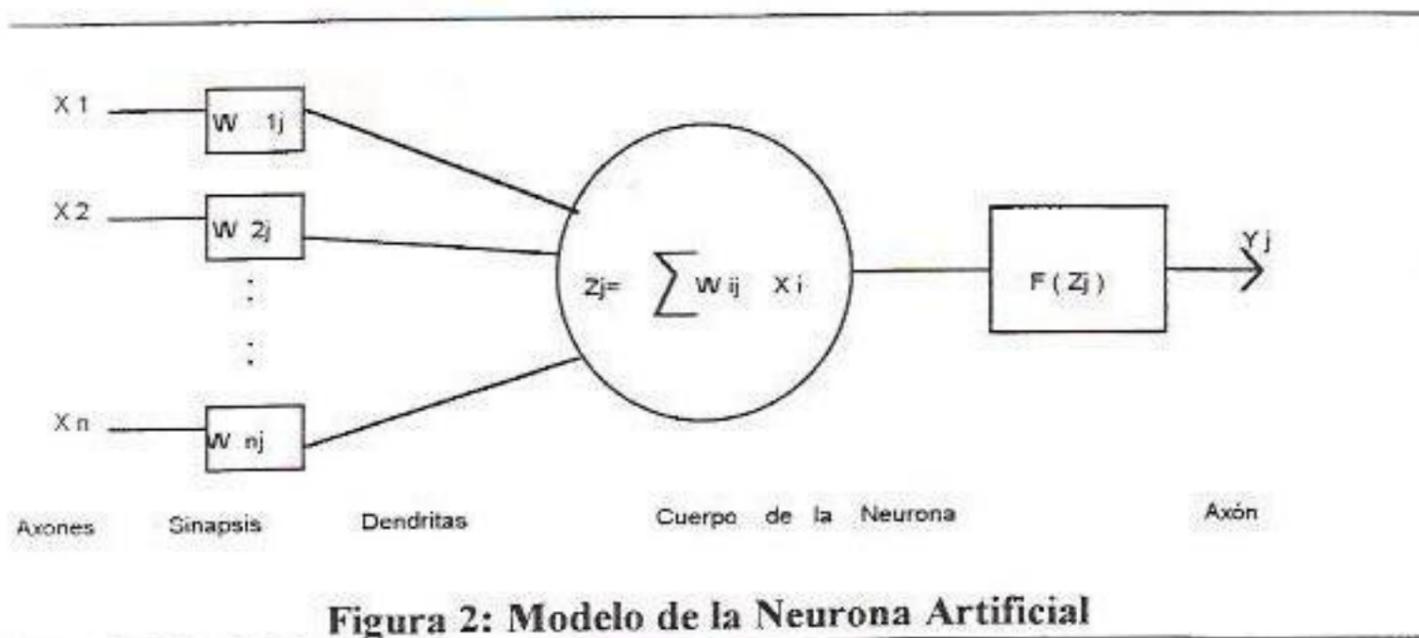
Figura 1: Modelo de la Neurona Biológica

Como se aprecia en esta figura, cada neurona en el cerebro está compuesta básicamente por un cuerpo, axones y dendritas. Las dendritas forman un "cepillo filamentoso" muy fino que rodea el cuerpo de la neurona. El axón puede considerarse como un tubo largo y fino que se subdivide en numerosas ramas que terminan en pequeños bulbos, los cuales tienen contacto con las dendritas de las otras células. La pequeña separación entre una terminación y una dendrita es llamada sinapsis. El axón de una neurona puede formar conexiones sinápticas con muchas otras neuronas.

Funcionalmente, las dendritas reciben señales desde otras células a través de los puntos de conexión llamados sinapsis. La fuerza de una conexión dada es determinada por la eficiencia de la transmisión sináptica. Desde ahí las señales son pasadas al cuerpo de la célula. Las señales que llegan de las dendritas pueden ser excitatorias o inhibitorias, y si la suma ponderada de éstas, realizada dentro del cuerpo de la neurona, supera su "umbral de activación" dentro de un tiempo suficiente, la neurona se disparará, enviando un impulso nervioso a través de su axón.

1.4.- La Neurona Artificial

En la siguiente figura se presenta el esquema típico de la neurona artificial.



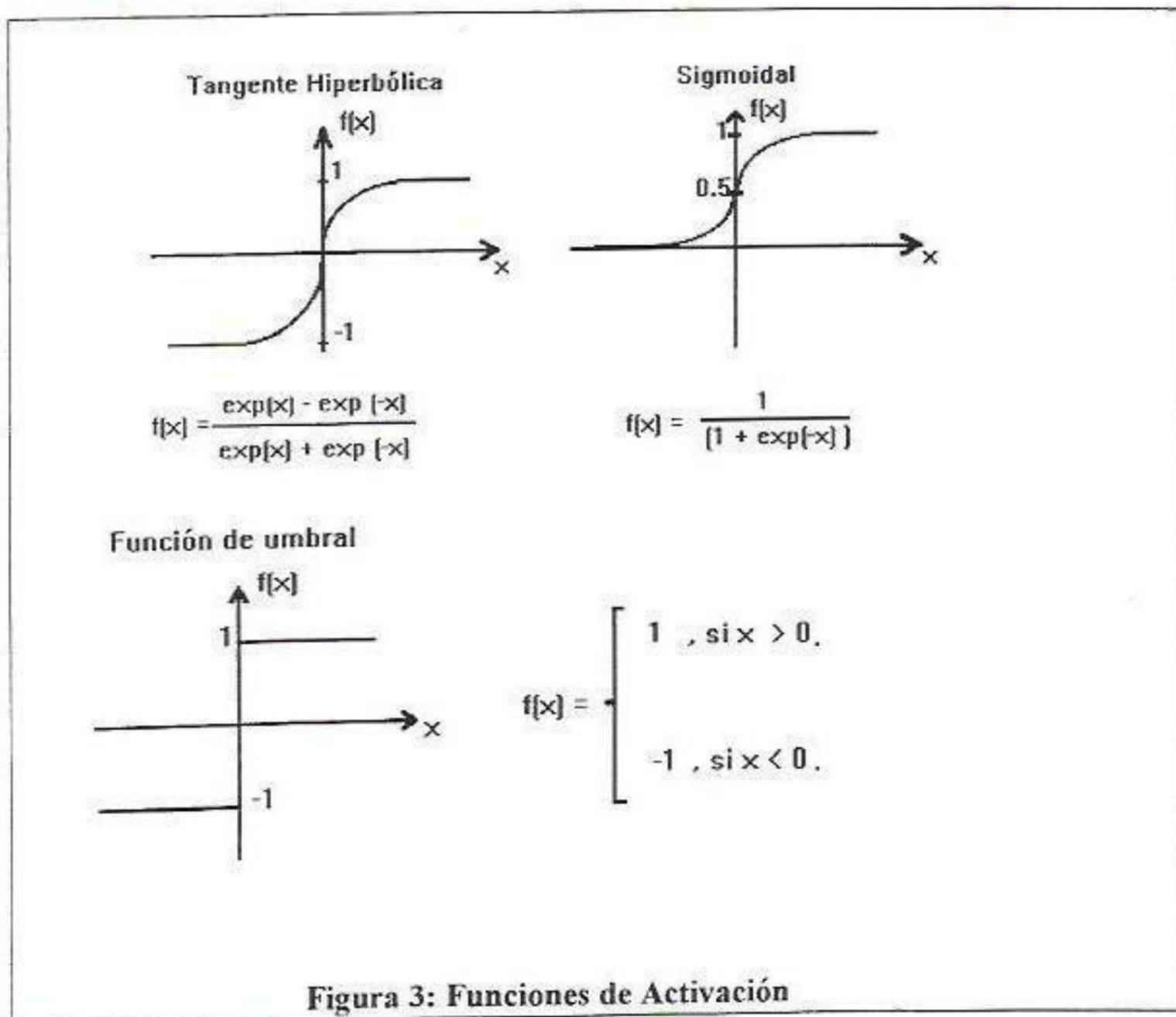
El cuerpo de la neurona será a menudo representada por la suma ponderada de las entradas, Z_j , seguida por una función lineal o no lineal, $Y_j = F(Z_j)$. La eficiencia sináptica es representada por los "pesos de interconexión", W_{ij} . La función $F(Z_j)$ es llamada "función de activación", que usa los valores de entrada para determinar la actividad de la neurona. El modelo de la neurona es llamado neurona de McCulloch-Pitts.

1.4.1.- Pesos de interconexión

Los pesos de interconexión, como se dijo anteriormente, representan la fuerza de interconexión entre las neuronas, y pueden ser positivos (excitatorios) o negativos (inhibitorios); además pueden ser fijos o adaptables. Las redes con pesos adaptables usan leyes de aprendizaje para ajustar los valores de la fuerza de interconexión. Si la red neuronal usa pesos fijos las tareas a ser ejecutadas deben estar bien definidas a priori.

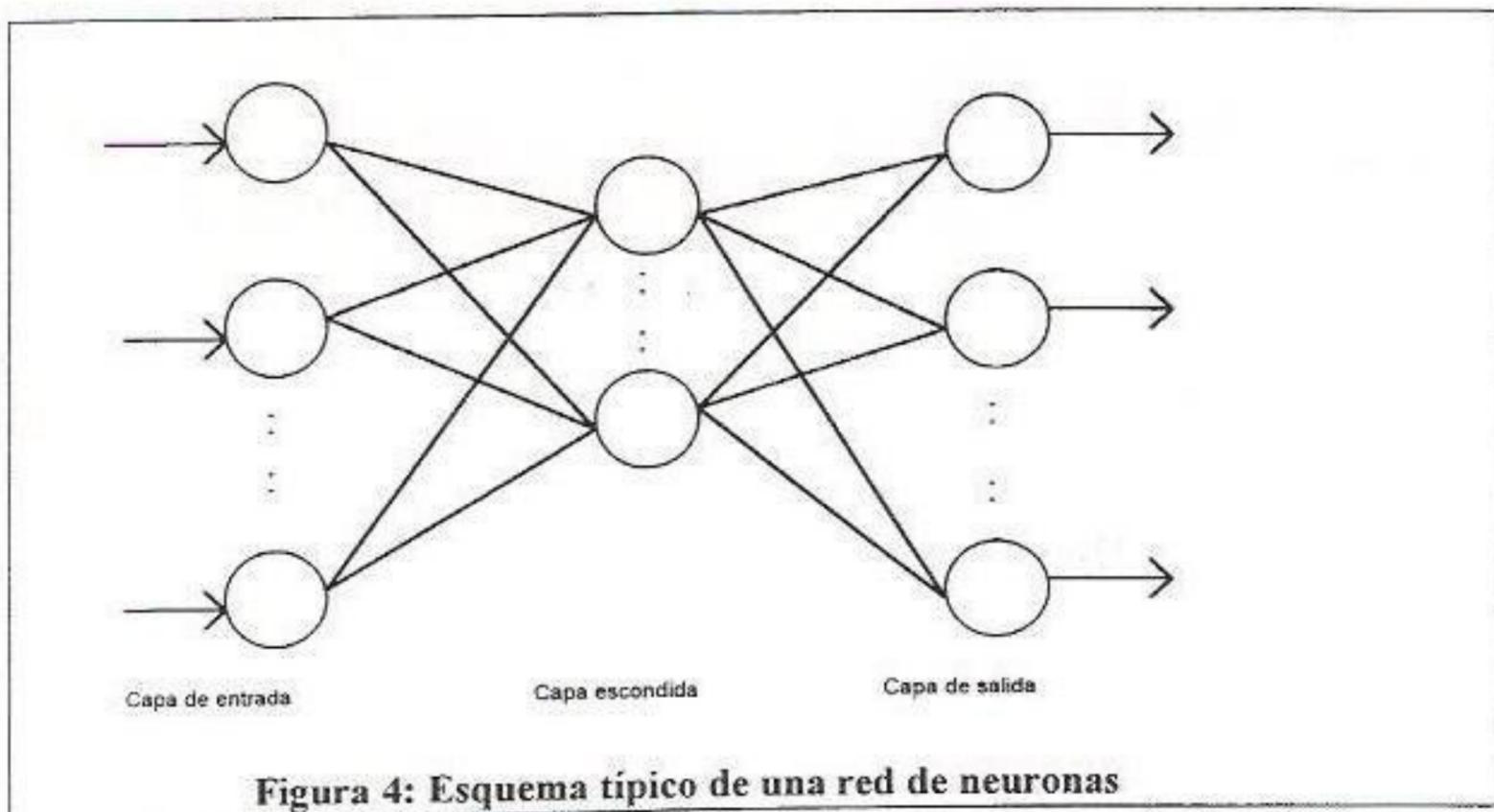
1.4.2.- Funciones de activación

Existen distintos tipos de redes neuronales que usan diferentes funciones de activación, $F(Z)$, pero la estructura interna de la neurona, es decir la suma ponderada seguida por la función $F(Z)$, es común en la mayoría de las redes. Entre las funciones de activación más usadas y conocidas se encuentran las siguientes:



1.5.- Redes de neuronas

Una red de neuronas consiste en varios de estos elementos (neuronas) trabajando juntos en la forma ya mencionada. Usualmente estos elementos se organizan en grupos conocidos con el nombre de capas. Una red típica consiste en una sucesión de capas conectadas entre ellas en forma total o aleatoria. Estas redes poseen dos capas que tienen contacto con el exterior, que son la capa de entrada y la de salida. Las capas que no se conectan con el exterior reciben el nombre de capas ocultas. La figura 4 presenta el esquema típico de una red de neuronas.



1.5.1.- Redes neuronales de una sola capa

La red neuronal artificial más simple consiste en conectar un grupo de neuronas en una capa como se muestra en la figura 5:

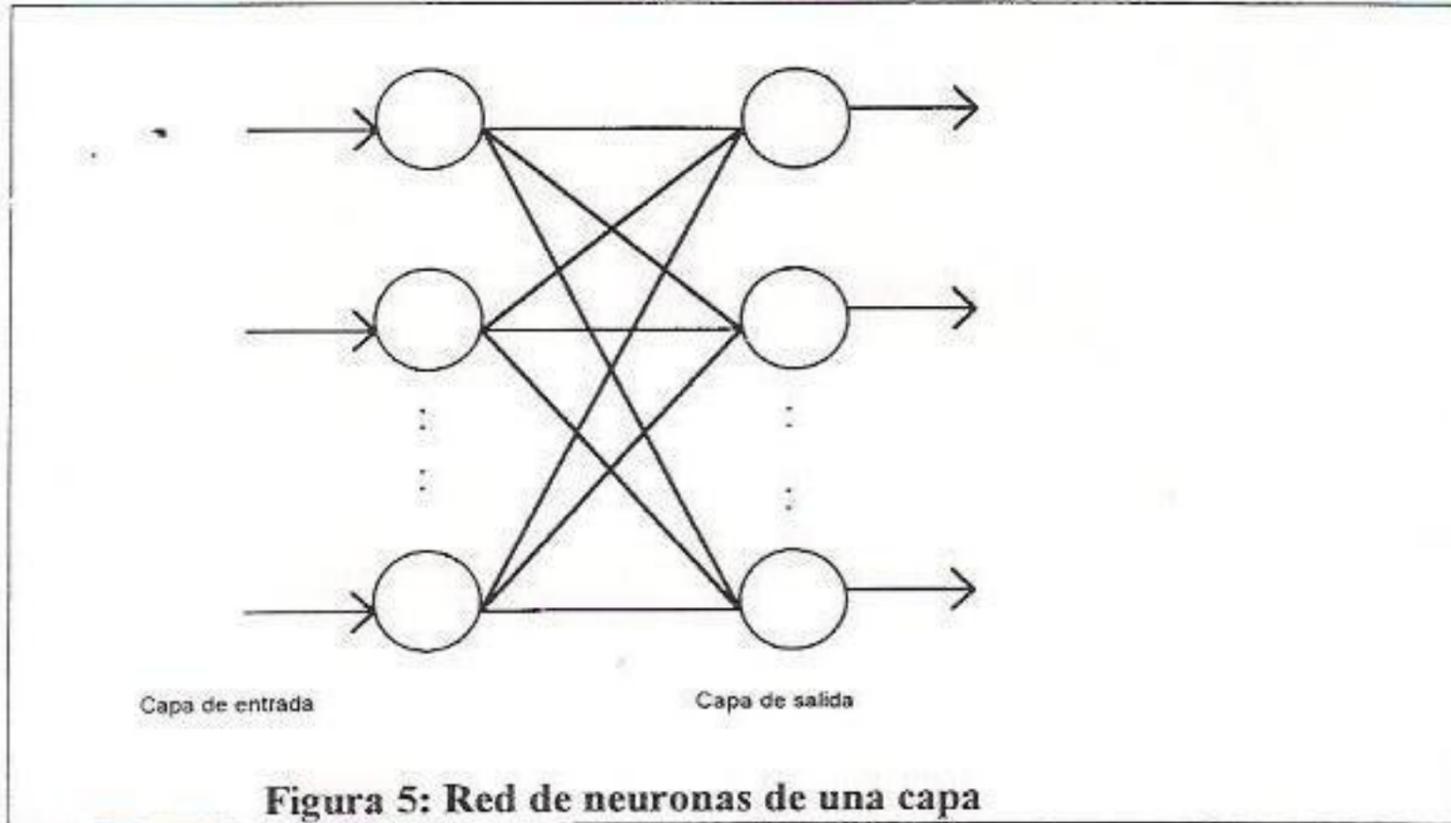


Figura 5: Red de neuronas de una capa

Como se aprecia en la figura 5, en contradicción con el nombre usado, una red de una sola capa está formada por dos capas: una capa de entrada y una de salida. La capa de entrada es sólo un receptor para los valores de entrada que se distribuirán hacia la capa siguiente. La capa de salida está constituida por las neuronas que procesan la información.

1.5.2.- Redes neuronales multicapas

En el caso de las redes multicapas, sus unidades se clasifican en tres tipos:

- **Unidades de entrada:** al igual que el caso de la red de una sola capa, estas unidades son las que reciben el patrón de entrada directamente.
- **Unidades ocultas o escondidas:** estas no reciben entradas directamente y no poseen realimentación directa. Ellas permiten tener una representación interna del patrón en cuestión.
- **Unidades de salida:** estas son las que entregan el resultado de la red.

Esto se puede observar mejor en la figura 6:

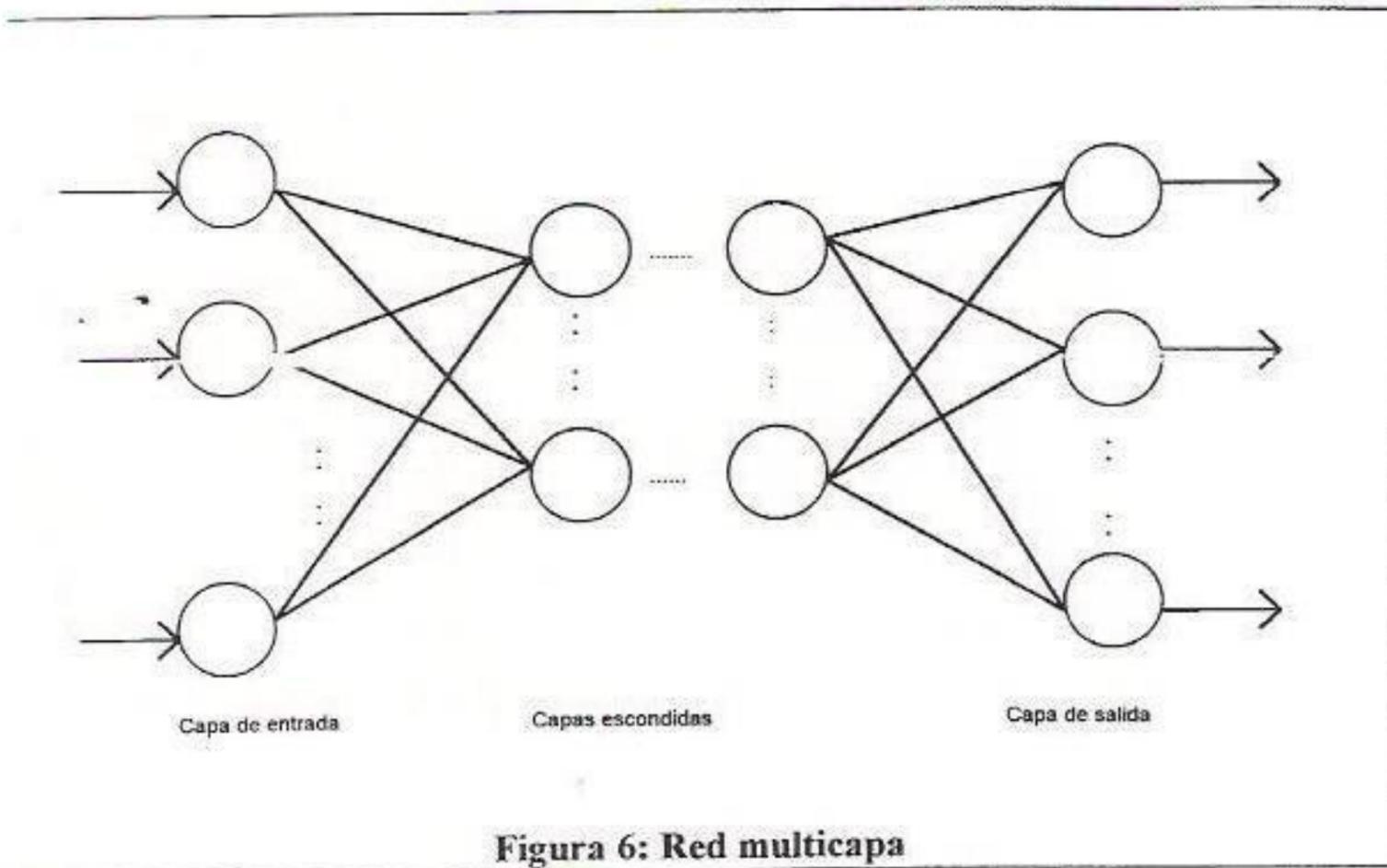


Figura 6: Red multicapa

1.6- Operación de una red neuronal

Las redes neuronales operan en dos fases: aprendizaje y evocación o recuerdo.

El aprendizaje es el proceso en el cual se adaptan o modifican los pesos de las conexiones en respuesta a un estímulo que ha sido presentado en sus entradas y opcionalmente a su salida. El estímulo presentado a la salida corresponde a la salida deseada para una determinada entrada; esta salida deseada debe ser entregada por un "instructor". En tal caso se habla de un aprendizaje supervisado (o entrenamiento supervisado, que se verá más adelante).

La evocación o recuerdo se refiere a cómo la red procesa los estímulos presentados en sus entradas y genera una respuesta en su salida. A menudo la evocación o recuerdo es una parte del aprendizaje; esto sucede cuando la salida deseada debe ser comparada con la salida actual de la red para originar la señal de error.

1.7.- Entrenamiento de una red neuronal

El entrenamiento de una red es todo el proceso de aprendizaje que realiza una red neuronal. Su objetivo es lograr que la aplicación de un conjunto de entradas produzca el conjunto de salidas deseado (o uno al menos consistente).

Dicho entrenamiento se realiza aplicando secuencialmente vectores de entrada, a la vez que se ajustan los pesos de la red de acuerdo a un procedimiento predeterminado, los cuales convergen gradualmente a valores tales que cada vector de entrada produce el vector de salida deseado.

En cuanto a los tipos de aprendizaje, existen dos tipos: el aprendizaje supervisado y el no supervisado.

- **Entrenamiento supervisado:**

Se selecciona un número suficientemente grande de vectores de entrada con sus correspondientes vectores de salida. Cada vector de entrada se aplica a la red calculándose la salida, la que posteriormente se compara con la salida deseada, determinando el error. Dicho error es realimentado a través de la red, modificando los pesos de acuerdo a un algoritmo que lo minimice. Los vectores del conjunto de entrenamiento se aplican secuencialmente, calculando los errores y modificando los pesos hasta que el error del conjunto total de entrenamiento converja a un nivel aceptable.

- **Entrenamiento no supervisado**

El aprendizaje no supervisado ocurre cuando la red es provista sólo de los valores de entrada, y la red ajusta la fuerza de interconexión basada solamente en los valores de la entrada y la salida de la red en progresión. En otras palabras, el proceso de entrenamiento extrae las propiedades estadísticas del conjunto de entrenamiento y agrupa vectores familiares en clases. Puesto que no es posible determinar el patrón de salida específico generado por una clase de vectores en forma previa al entrenamiento, se requiere transformar la salida generada por la red a una forma que sea comprensible. Este tipo de entrenamiento fue desarrollado por Kohonen (1984) y otros en lo que se conoce con el nombre de la teoría de la "autoorganización" [2].

1.8.- Redes neuronales y computadores tradicionales

Las redes neuronales no son un reemplazo de los computadores tradicionales, sino que son una clase totalmente distinta de dispositivos computacionales capaces de realizar tareas cualitativamente diferentes. Estas han sido enfocadas a la resolución de problemas más difíciles o imposibles para la computación convencional ya que exhiben habilidades que las diferencian fundamentalmente, y que son:

- **Aprendizaje:** las redes neuronales no ejecutan instrucciones secuencialmente; así tampoco contienen memoria de almacenamiento, de instrucciones o de datos. En vez de esto, las redes neuronales son entrenadas, presentándoles ejemplos de entradas y salidas, los que son memorizados alterando los vectores de pesos.
- **Generalización:** las redes neuronales acomodan los pesos de interconexión de modo de lograr una salida correcta frente a una entrada determinada. Esto sucede aun cuando una de las neuronas esté inhabilitada o alterada (tolerancia a fallas), lo que en la computación clásica puede ser logrado sólo con algoritmos complejos y de alto costo.
- **Abstracción:** la red neuronal tiene capacidad para abstraer un ente ideal desde un conjunto de entrenamiento no ideal, y recordar algo que no necesariamente se le haya enseñado.
- **Velocidad:** el tiempo requerido para obtener una salida es suficientemente independiente del número de asociaciones almacenadas en la red.
- **Multiproceso:** cada neurona de la red es un procesador que opera sobre sus entradas independientemente de los otros procesadores y la convergencia ocupa a todas ellas, aunque se agreguen más procesadores. Esto contrasta con los problemas que presenta la programación paralela convencional.