

FUNDAMENTOS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

2

- 2.1. El Prototipo Biológico
- 2.2. La Neurona Artificial
- 2.3. Redes Neuronales Artificiales de una capa y Multicapa
- 2.4. Entrenamiento de las Redes Neuronales Artificiales

TEMA 2.- FUNDAMENTOS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

2.1.- EL PROTOTIPO BIOLÓGICO

Las diferentes configuraciones y algoritmos que se diseñan para las redes neuronales artificiales están inspiradas en la organización del complejo sistema neuronal del cerebro humano. No obstante conviene aclarar que esta inspiración no supone que las ANN lleguen a emular al cerebro como algunos optimistas lo desean ya que entre otras limitaciones el conocimiento sobre el modo de funcionamiento y comportamiento del cerebro es bastante simple y reducido. De hecho los diseñadores de redes artificiales van más lejos del conocimiento biológico actual y prueban nuevas estructuras que presentan un comportamiento adecuado y útil.

El sistema nervioso humano constituido por células llamadas neuronas presenta una estructura muy compleja. El número estimado de neuronas es de 10^{11} y las interconexiones entre ellas son del orden de 10^{15} .

Cada neurona comparte muchas características con otras células del cuerpo humano pero tiene propiedades particulares y especiales para recibir, procesar y transmitir señales electroquímicas a través de todas las interconexiones del sistema de comunicación del cerebro.

La Figura (2.1) muestra la estructura de un par de neuronas biológicas. Del cuerpo de la neurona se extienden las dendritas hacia otras neuronas donde reciben las señales transmitidas por otras neuronas. El punto de contacto o de conexión se llama sinapsis y

estas entradas son dirigidas al núcleo donde se suman. Algunas de las entradas tienden a excitar a la célula y otras sin embargo tienden a inhibir la célula. Cuando la excitación acumulada supera un valor umbral, las neuronas envían una señal a través del axón a otras neuronas.

La mayoría de los modelos de las ANN presenta este funcionamiento básico de la neurona aun cuando el comportamiento real de una célula nerviosa tiene muchas complejidades y excepciones.

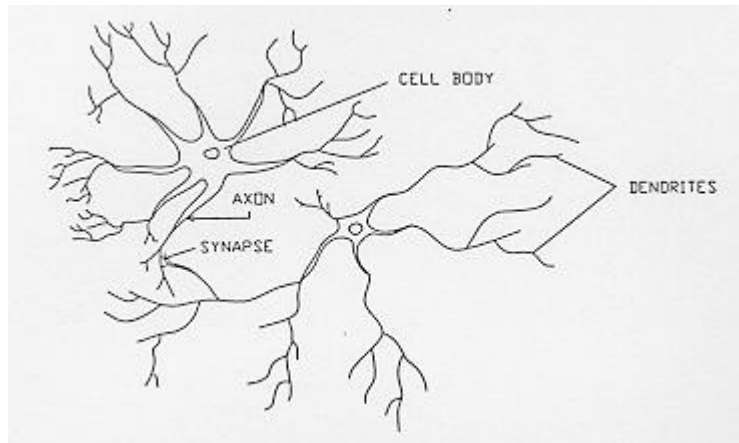


Figura (2.1) - Componentes de una Neurona.

2.2.- LA NEURONA ARTIFICIAL

La neurona artificial fue diseñada para "emular" las características del funcionamiento básico de la neurona biológica. En esencia, se aplica un conjunto de entradas a la neurona, cada una de las cuales representa una salida de otra neurona. Cada entrada se multiplica por su "peso" o ponderación correspondiente análogo al grado de conexión de la sinapsis. Todas las entradas ponderadas se suman y se determina el nivel de excitación o activación de la neurona. Una representación vectorial del funcionamiento básico de una neurona artificial se indica según la siguiente expresión de la ecuación (2.1).

$$NET = X * W \quad \text{ecu.(2.1)}$$

Siendo NET la salida, X el vector de entrada y W el vector de pesos.

Normalmente la señal de salida NET suele ser procesada por una función de activación F para producir la señal de salida de la neurona OUT. La función F puede ser una función lineal, o una función umbral o una función no lineal que simula con mayor exactitud las características de transferencia no lineales de las neuronas biológicas.

La Figura (2.2) representa una neurona artificial con una función de activación F .

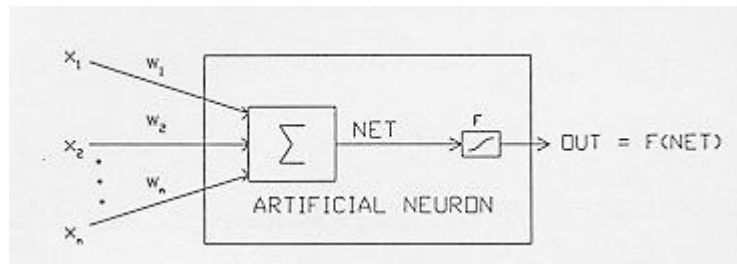


Figura (2.2) - Modelo de Neurona Artificial .

Las funciones F más utilizadas son la función Sigmoid y Tangente hiperbólica expresadas en la Tabla (2.1).

Sigmoid	$OUT = 1 / (1 + e^{-NET})$
Tangente hiperbólica	$OUT = \tanh (NET)$

Tabla 2.1 - Funciones de Activación

Este tipo de modelo de neurona artificial ignora muchas de las características de las neuronas biológicas. Entre ellas destaca la omisión de retardos y de sincronismo en la generación de la salida. No obstante, a pesar de estas limitaciones las redes construidas con este tipo de neurona artificial presentan cualidades y atributos con cierta similitud a la de los sistemas biológicos.

2.3.- REDES NEURONALES ARTIFICIALES DE UNA CAPA Y MULTICAPA

La capacidad de cálculo y potencia de la computación neuronal proviene de las múltiples conexiones de las neuronas artificiales que constituyen las redes ANN.

La red más simple es un grupo de neuronas ordenadas en una capa como se muestra en la Figura (2.3). Los nodos circulares sólo son distribuidores de las entradas y no se consideran constituyentes de una capa.

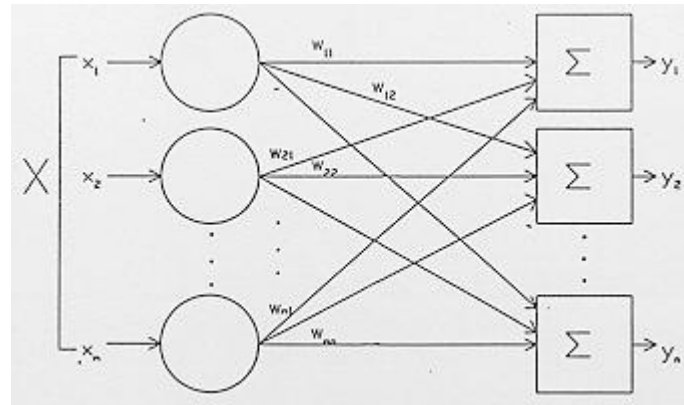


Figura (2.3) - Red Neuronal de una Capa.

Cada una de las entradas está conectada a través de su peso correspondiente a cada neurona artificial. En la práctica existen conexiones eliminadas e incluso conexiones entre las salidas y entradas de las neuronas de una capa. No obstante la figura muestra una conectividad total por razones de generalización.

Normalmente las redes más complejas y más grandes ofrecen mejores prestaciones en el cálculo computacional que las redes simples. Las configuraciones de las redes construidas presentan aspectos muy diferentes pero tienen un aspecto común, el ordenamiento de las neuronas en capas o niveles imitando la estructura de capas que presenta el cerebro en algunas partes.

Las redes multicapa se forman con un grupo de capas simples en cascada. La salida de una capa es la entrada de la siguiente capa. Se ha demostrado que las redes multicapa presentan cualidades y aspectos por encima de las redes de una capa simple. La Figura (2.4) muestra una red de dos capas.

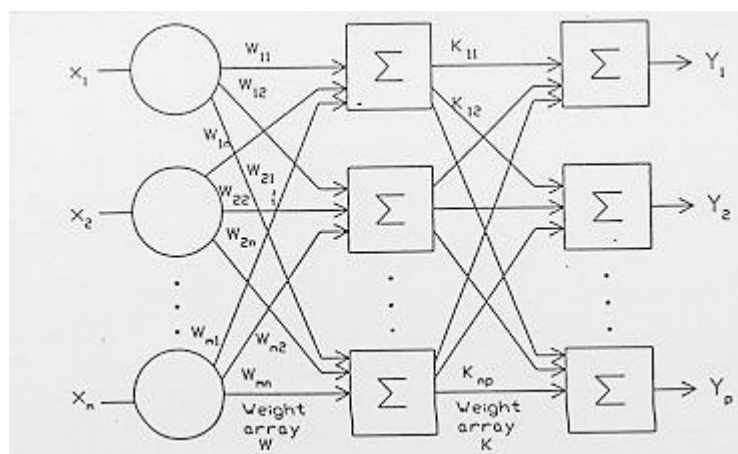


Figura (2.4) - Red Neuronal de dos Capas.

Conviene destacar que la mejora de las redes multicapa estriba en la función de activación no lineal entre capas, pudiéndose llegar al caso de diseñar una red de una

capa simple equivalente a una red multicapa si no se utiliza la función no lineal de activación entre capas.

2.4.- ENTRENAMIENTO DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Una de las principales características de las ANN es su capacidad de aprendizaje. El entrenamiento de las ANN muestra algunos paralelismos con el desarrollo intelectual de los seres humanos. No obstante aun cuando parece que se ha conseguido entender el proceso de aprendizaje conviene ser moderado porque el aprendizaje de las ANN está limitado.

El objetivo del entrenamiento de una ANN es conseguir que una aplicación determinada, para un conjunto de entradas produzca el conjunto de salidas deseadas o mínimamente consistentes. El proceso de entrenamiento consiste en la aplicación secuencial de diferentes conjuntos o vectores de entrada para que se ajusten los pesos de las interconexiones según un procedimiento predeterminado. Durante la sesión de entrenamiento los pesos convergen gradualmente hacia los valores que hacen que cada entrada produzca el vector de salida deseado.

Los algoritmos de entrenamiento o los procedimientos de ajuste de los valores de las conexiones de las ANN se pueden clasificar en dos grupos: Supervisado y No Supervisado.

Entrenamiento Supervisado: estos algoritmos requieren el emparejamiento de cada vector de entrada con su correspondiente vector de salida. El entrenamiento consiste en presentar un vector de entrada a la red, calcular la salida de la red, compararla con la salida deseada, y el error o diferencia resultante se utiliza para realimentar la red y cambiar los pesos de acuerdo con un algoritmo que tiende a minimizar el error.

Las parejas de vectores del conjunto de entrenamiento se aplican secuencialmente y de forma cíclica. Se calcula el error y el ajuste de los pesos por cada pareja hasta que el error para el conjunto de entrenamiento entero sea un valor pequeño y aceptable.

Entrenamiento No Supervisado: los sistemas neuronales con entrenamiento supervisado han tenido éxito en muchas aplicaciones y sin embargo tienen muchas críticas debido a que desde el punto de vista biológico no son muy lógicos. Resulta difícil creer que existe un mecanismo en el cerebro que compare las salidas deseadas con las salidas reales. En el caso de que exista, ¿de dónde provienen las salidas deseadas?

Los sistemas no supervisados son modelos de aprendizaje más lógicos en los sistemas biológicos. Desarrollados por Kohonen (1984) y otros investigadores, estos sistemas de aprendizaje no supervisado no requieren de un vector de salidas deseadas y por tanto no se realizan comparaciones entre las salidas reales y salidas esperadas. El conjunto de

vectores de entrenamiento consiste únicamente en vectores de entrada. El algoritmo de entrenamiento modifica los pesos de la red de forma que produzca vectores de salida consistentes. El proceso de entrenamiento extrae las propiedades estadísticas del conjunto de vectores de entrenamiento y agrupa en clases los vectores similares.

Existe una gran variedad de algoritmos de entrenamiento hoy en día. La gran mayoría de ellos han surgido de la evolución del modelo de aprendizaje no supervisado que propuso Hebb (1949). El modelo propuesto por Hebb se caracteriza por incrementar el valor del peso de la conexión si las dos neuronas unidas son activadas o disparadas. La ley de Hebb se representa según la ecuación (2.2).

$$w_{ij}(n + 1) = w_{ij}(n) + \alpha \text{OUT}_i \text{OUT}_j \quad \text{ecu.}(2.2)$$