

# GENERALIDADES SOBRE REDES NEURONALES ARTIFICIALES

## 1. INTRODUCCIÓN

Muchos de los desarrollos del hombre se deben a su capacidad para explicar y emular funciones que son realizadas por seres vivos, por ejemplo, se puede citar el radar, el cual surge como una emulación de la forma como un murciélago es capaz de detectar los objetos que están en su camino, sin necesidad de verlos, gracias a la emisión de una onda ultrasónica, su posterior recepción de la señal de eco y procesamiento, con el fin de detectar obstáculos con una rapidez y precisión sorprendentes. Como el mencionado, existen muchos ejemplos más en la naturaleza que han inspirado diversos inventos: El helicóptero, el avión, el submarino, para citar algunos.

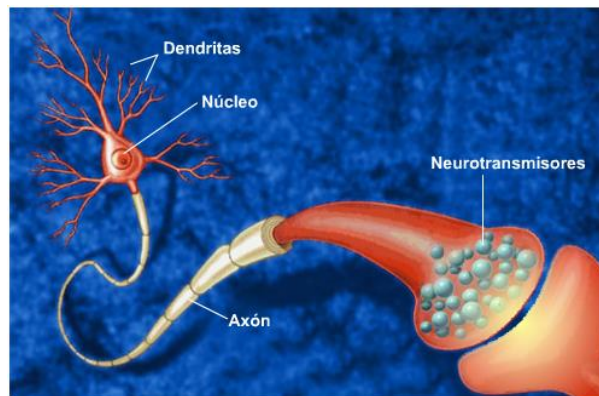
Aunque el hombre ha sido capaz de emular funciones de los animales, para él siempre ha sido un sueño poder conocer e imitar, la llamada por muchos la máquina perfecta: el cerebro humano.

Las redes neuronales artificiales (RNA) surgen como un intento para emular el funcionamiento de las neuronas de nuestro cerebro. En este sentido las RNA siguen una tendencia diferente a los enfoques clásicos de la inteligencia artificial que tratan de modelar la inteligencia humana buscando imitar los procesos de razonamiento que ocurren en nuestro cerebro.

En este primer acercamiento, pretendemos introducir los conceptos iniciales y básicos asociados a las RNA. Mostramos como pasar del modelo de la neurona biológica, al modelo de la neurona artificial, que se seguirá utilizando a lo largo del curso. Establecemos las características más relevantes de las RNA cuando emulan el proceso de aprendizaje que ocurre en nuestro cerebro.

## 2. DE LA NEURONA BIOLÓGICA A LA NEURONA ARTIFICIAL.

Una neurona es una célula viva y está constituida por los mismos elementos que conforman las células biológicas. En general una neurona consta de un cuerpo celular más o menos esférico de 5 a 10 micras de diámetro, del que sale una rama principal el axón, y varias ramas más cortas denominadas dendritas. A su vez el axón puede producir ramas en torno a su punto de arranque, y con frecuencia se ramifica extensamente cerca de su extremo, Figura 1.1



**Fig. 1.1 La neurona biológica**

Una de las características que diferencian a las neuronas del resto de células vivas, es su capacidad de comunicación. En términos generales, las dendritas y el cuerpo celular reciben señales de entrada, el cuerpo celular las combina e integra y emite señales de salida. El axón transporta esas señales a sus terminales, los cuales se encargan de distribuir la información a un nuevo conjunto de neuronas. Por lo general una neurona recibe información de miles de otras neuronas y, a su vez, envía información a miles de neuronas más. Se estima que en el cerebro humano existen del orden de  $10^{15}$  conexiones. El procesamiento de información de esta

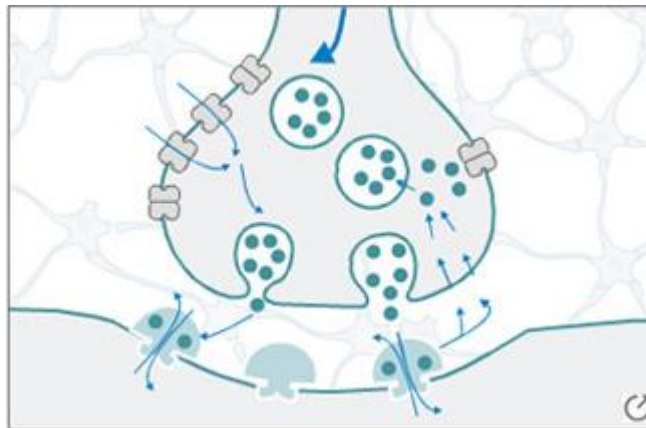
máquina maravillosa es en esencia paralelo, en la tabla 1 mostramos un análisis comparativo entre un computador secuencial tipo Von Neumann y un sistema biológico neuronal.

**Tabla 1.1. Paralelo entre un computador secuencial y el sistema biológico neuronal.**

Característica	Computador secuencial	Sistema biológico neuronal
<b>Unidad de Procesamiento</b>	Compleja Alta velocidad Una sola unidad	Simple Baja velocidad Muchas unidades
<b>Memoria</b>	Separada del procesador Localizada Direccionable aleatoriamente	Integrada dentro del procesador Distribuida Direccionable por contenido
<b>Procesamiento de los Datos</b>	Centralizado Secuencial Instrucciones almacenadas en Programas	Distribuido Paralelo Capacidad de aprendizaje
<b>Confiabilidad</b>	Muy vulnerable ante fallos	Robusto ante fallos
<b>Ambiente de operación</b>	Bien definido	Puede ser ambiguo

## 2.1 La Neurona Biológica

Las señales que se encuentran en una neurona biológica son de naturaleza eléctrica y química. La señal generada por la neurona y transportada a lo largo del axón es eléctrica, mientras la señal que se transmite entre los terminales del axón de una neurona y las dendritas de las neuronas siguientes es de origen químico. Concretamente se realiza mediante neurotransmisores que fluyen a través de región especial, llamada sinapsis que está localizada entre los terminales del axón y las dendritas de las neuronas siguientes, tal como vemos en la Figura 1.2.



**Fig. 1.2 Neurotransmisores en una Sinapsis**

Para establecer una similitud directa entre la actividad de una neurona biológica y una artificial, analicemos los siguientes aspectos funcionales:

### 1. Los elementos de proceso (neuronas) reciben las señales de entrada

Una de las características de las neuronas biológicas, y a la que deben su gran capacidad de procesamiento y realización de tareas de alta complejidad, es que están altamente conectadas con otras neuronas de las cuales reciben un estímulo de algún evento que está ocurriendo o cientos de señales eléctricas con la información aprendida. Esta información al llegar al cuerpo de la neurona, afecta su comportamiento y puede afectar una neurona vecina o algún músculo.

### 2. Las señales pueden ser modificadas por los pesos sinápticos

La comunicación entre una neurona y otra no es por contacto directo. La comunicación entre neuronas se hace a través de lo que se ha denominado sinapsis. Las sinapsis es un espacio que está ocupado por unas sustancias químicas denominadas neurotransmisores. Estos neurotransmisores son los que se encargan de bloquear o dejar pasar las señales que provienen de las otras neuronas.

### 3. Los elementos de proceso suman las entradas afectadas por las sinapsis

Las neuronas van recibiendo las señales eléctricas provenientes de las otras neuronas con las que tienen contacto. Estas señales se acumulan en el cuerpo de la neurona para definir qué hacer.

### 4. Bajo una circunstancia apropiada la neurona transmite una señal de salida

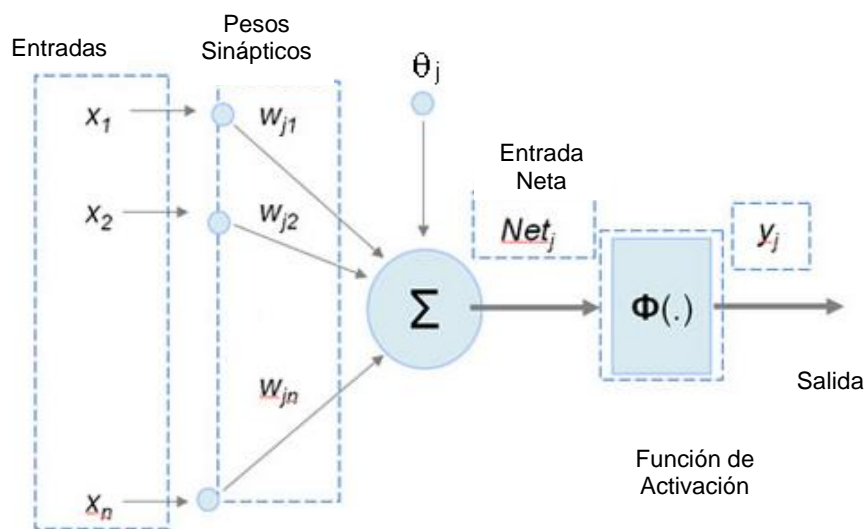
Si el total de señal eléctrica que recibe la neurona es suficientemente grande, se puede vencer el potencial de acción, lo cual permite que la neurona se active o por el contrario permanezca inactiva.

### 5. La salida del elemento de proceso puede ir a muchas neuronas

Al activarse una neurona, ella está en capacidad de transmitir un impulso eléctrico a las neuronas con las cuales ella tiene contacto. Este nuevo impulso, actúa como entrada para otras neuronas o como estímulo en algún músculo, por ejemplo.

## 2.2 La Neurona Artificial.

A partir de los aspectos funcionales de la neurona biológica, vamos a proponer un modelo de neurona artificial como el ilustrado en la figura 1.3.



**Fig. 1.3 Modelo de Neurona Artificial.**

Como en el caso de la neurona biológica, la neurona artificial recibe unas entradas de estímulo que pueden provenir del sistema sensorial externo o de otras neuronas con las cuales posee conexión. Para el caso del modelo que proponemos en la ilustración, la información que recibe la neurona la definimos con el vector de entradas  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ .

La información recibida por la neurona es modificada por un vector  $w$  de pesos sinápticos cuyo papel es el de emular la sinapsis existente entre las neuronas biológicas. Estos valores se pueden asimilar a ganancias que pueden atenuar o amplificar los valores que se desean propagar hacia la neurona. El parámetro  $\theta_j$  se conoce como el *bias* o umbral de una neurona, cuya importancia veremos más adelante.

Los diferentes valores que recibe la neurona, modificados por los pesos sinápticos, los sumamos para producir lo que hemos denominado la entrada neta. Esta entrada neta es la que va a determinar si la neurona se activa o no.

La activación o no de la neurona depende de lo que llamaremos Función de Activación. La entrada neta la evaluamos en esta función y obtenemos la salida de la red. Si por ejemplo, esta función la definimos como un escalón unitario, la salida será 1 si la entrada neta es mayor que cero, en caso contrario, la salida será 0.

Aunque no hay un comportamiento biológico que indique la presencia de algo parecido en las neuronas del cerebro, el uso de la función de activación es un artificio para poder aplicar las RNA a una gran diversidad de problemas reales. De acuerdo a lo mencionado la salida  $y_j$  de la neurona se genera al evaluar la neta en la función de activación.

Podemos propagar la salida de la neurona hacia otras neuronas o puede ser la salida de la red, que de acuerdo a la aplicación tendrá una interpretación para el usuario.

### 2.3 Procesamiento Matemático en la Neurona Artificial

En una neurona artificial el cálculo de la entrada neta se puede representar con la ecuación 1.1

$$Net_j = \sum_{i=1}^N x_i w_{ji} + \theta_j \quad [1.1]$$

$$Net_j = w_1 x_{j1} + w_2 x_{j2} + \dots + w_i x_{ji} + \dots + w_N x_{jN} + \theta_j \quad [1.2]$$

$$Net_j = \mathbf{w}^T \mathbf{X}_j + \theta_j$$

La salida de la neurona artificial está determinada por una función de activación (*Fact*), tal como se aprecia en la ecuación 1.3.

$$y_j = Fact_j(Net_j) \quad [1.3]$$

La función de activación generalmente es del tipo escalón, lineal o sigmoideal según se presenta en la Figura 1.4.

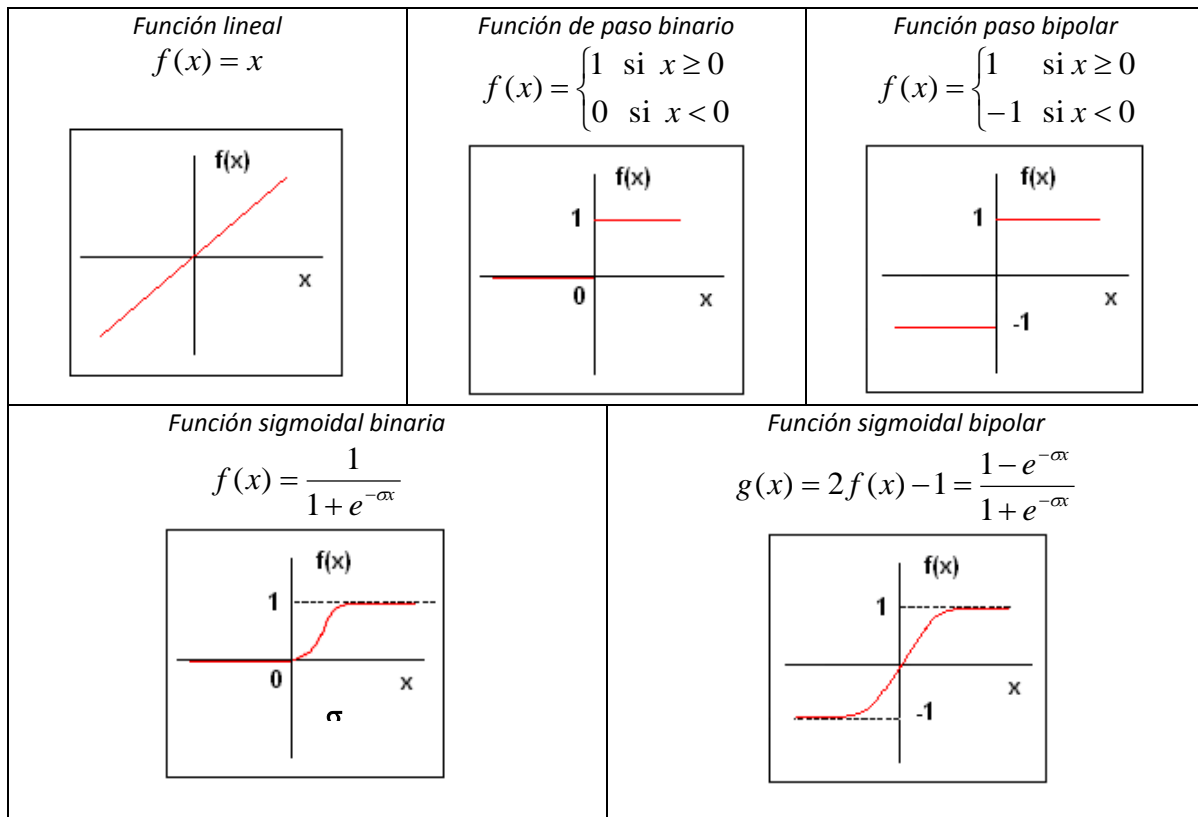


Fig. 1.4 Funciones de activación

### 3. RED NEURONAL ARTIFICIAL

La neurona artificial por si sola posee una baja capacidad de procesamiento y su nivel de aplicabilidad es bajo, su verdadero potencial radica en la interconexión de las mismas, tal como sucede en el cerebro. Esto ha motivado a diferentes investigadores a proponer diversas estructuras para conectar neuronas entre si, dando lugar a las redes neuronales artificiales. En la literatura encontramos múltiples definiciones, de las cuales queremos destacar las siguientes, que se ajustan muy bien al concepto de red que seguiremos a lo largo de este libro.

La Agencia de Investigación de Proyectos Avanzados de Defensa (DARPA), define una red neuronal artificial como un sistema compuesto de muchos elementos simples de procesamiento los cuales operan en paralelo y cuya función es determinada por la estructura de la red y el peso de las conexiones, donde el procesamiento se realiza en cada uno de los nodos o elementos de cómputo.

Según Haykin, una red neuronal es un procesador paralelo masivamente distribuido que tiene una facilidad natural para el almacenamiento de conocimiento obtenido de la experiencia para luego hacerlo utilizable. Se parece al cerebro en dos aspectos:

1. El conocimiento es obtenido por la red a través de un proceso de aprendizaje.
2. Las conexiones entre las neuronas, conocidas como pesos sinápticos, son utilizadas para almacenar dicho conocimiento.

Kohonen, las define como redes de elementos simples (usualmente adaptativos) masivamente interconectados en paralelo y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico.

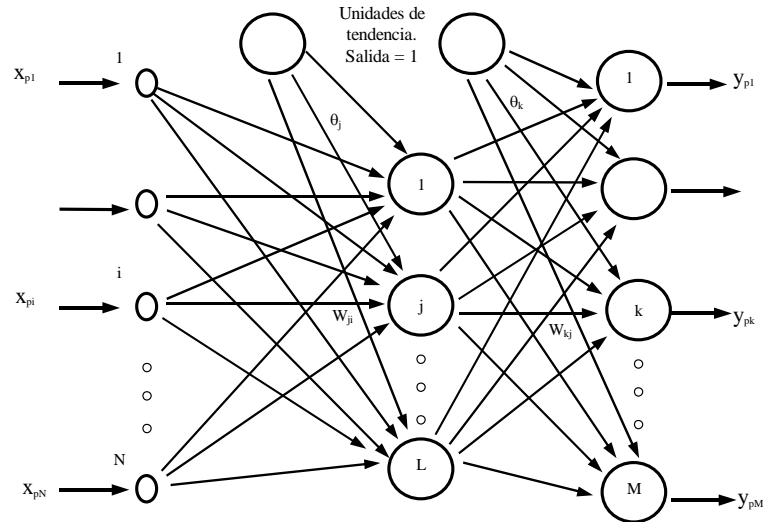
En síntesis se puede considerar que una red neuronal artificial es un sistema de procesamiento de información que intenta emular el comportamiento con las redes neuronales biológicas. Las redes neuronales artificiales han sido desarrolladas como generalizaciones de modelos matemáticos del conocimiento humano o de la biología neuronal, con base en las siguientes consideraciones:

1. El procesamiento de información se realiza en muchos elementos simples llamados neuronas.
2. Las señales son pasadas entre neuronas a través de enlaces de conexión
3. Cada enlace de conexión tiene un peso asociado, el cual, en una red neuronal típica, multiplica la señal transmitida.
4. Cada neurona aplica una función de activación (usualmente no lineal) a las entradas de la red (suma de las señales de entrada pesadas) para determinar su señal de salida.

La distribución de las neuronas dentro de una red neuronal artificial se realiza formando niveles de un número de neuronas determinado. Si un conjunto de neuronas artificiales reciben simultáneamente el mismo tipo de información, lo denominaremos capa. En una red podemos diferenciar tres tipos de niveles:

- **Entrada:** Es el conjunto de neuronas que recibe directamente la información proveniente de las fuentes externas de la red.
- **Oculto:** Corresponde a un conjunto de neuronas internas a la red y no tiene contacto directo con el exterior. El número de niveles ocultos puede estar entre cero y un número elevado. En general las neuronas de cada nivel oculto comparten el mismo tipo de información, por lo que formalmente se denominan Capas Ocultas. Las neuronas de las capas ocultas pueden estar interconectadas de diferentes maneras, lo que determina, junto con su número, las distintas arquitecturas de redes neuronales.
- **Salida:** Es el conjunto de neuronas que transfieren la información que la red ha procesado hacia el exterior.

En la Figura 1.5 se puede apreciar la estructura de capas de una red neuronal artificial con varios niveles.



**Fig. 1.5 Estructura de una Red Multinivel con todas las Conexiones hacia Adelante**

#### 4. EL APRENDIZAJE EN LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

El concepto de aprendizaje normalmente lo asociamos en nuestra vida cotidiana al proceso de formación que llevamos a cabo en las aulas de clase; adicionalmente, lo podemos asociar al resultado que nos dejan las diversas experiencias que tomamos de nuestro diario vivir y la manera como éstas nos condicionan frente a los diferentes estímulos que recibimos del entorno. La Real Academia de la Lengua Española define el aprendizaje como: *“Adquirir el conocimiento de algo por medio del estudio o de la experiencia”*.

Otro punto de vista, es mirar el aprendizaje como un proceso que nos permite apropiarse un conocimiento, alguna habilidad, construir actitudes o valores, gracias al estudio, la experiencia o la enseñanza. Este proceso da origen a cambios permanentes, que son susceptibles de ser medidos y que generalmente modifican el comportamiento del individuo.

Biológicamente, se acepta que la información memorizada en el cerebro está más relacionada con los valores sinápticos de las conexiones entre las neuronas que con ellas mismas; es decir, el conocimiento se encuentra en las sinapsis. En el caso de las redes neuronales artificiales, se puede considerar que el conocimiento se encuentra representado en los pesos de las conexiones entre las neuronas. Todo proceso de aprendizaje implica un cierto cambio en estas conexiones. En realidad se puede decir que se aprende modificando los pesos sinápticos de la red neuronal artificial.

El aprendizaje para la red neuronal artificial, es la habilidad para aprender del entorno y mejorar su desempeño, es un proceso interactivo que permite ajustar los pesos sinápticos. Según Mendel McClare el aprendizaje en las redes neuronales artificiales, se puede definir como: *“Un proceso mediante el cual los parámetros libres de una red neuronal artificial son adaptados a través de un proceso de estimulación del ambiente en el cual está embebida la red. El tipo de aprendizaje está determinado por la forma como se cambian los parámetros en el proceso.”*

Teniendo en cuenta lo mencionado en la ecuación 1.4 planteamos una expresión general para modelar el proceso de aprendizaje en las redes neuronales artificiales.

$$w(t+1) = w(t) + \Delta w(t) \quad [1.4]$$

Donde,

$w(t+1)$  : Valor actualizado del peso sináptico

$w(t)$  : Valor actual del peso sináptico  
 $\Delta w(t)$  : Variación del peso sináptico

Es importante precisar que la variación del peso sináptico depende del algoritmo o regla de aprendizaje que se esté utilizando para modificar los pesos sinápticos de la red neuronal artificial. En general, en este libro estudiaremos dos tipos de aprendizaje el Supervisado y el No – Supervisado.

#### 4.1 Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado cuyo esquema presentamos en la de la figura 1.6, se caracteriza porque el proceso de entrenamiento es controlado por un agente externo llamado **supervisor o maestro**. En la figura el mundo real, corresponde al problema a modelar que se representa mediante un conjunto de datos de entrada y salida. El Supervisor opera como un “maestro” que guía el aprendizaje en la red y conoce las salidas deseadas correspondientes a las respectivas entradas.

Los datos de entrada se le presentan al supervisor y a la red de neuronal simultáneamente, el supervisor propone la salida deseada para ser comparada con la salida de la red neuronal artificial. Para que la labor del supervisor sea exitosa se define un el error de entrenamiento como la diferencia entre la salida deseada o esperada y la salida que produce la RNA (Ecuación 1.5).

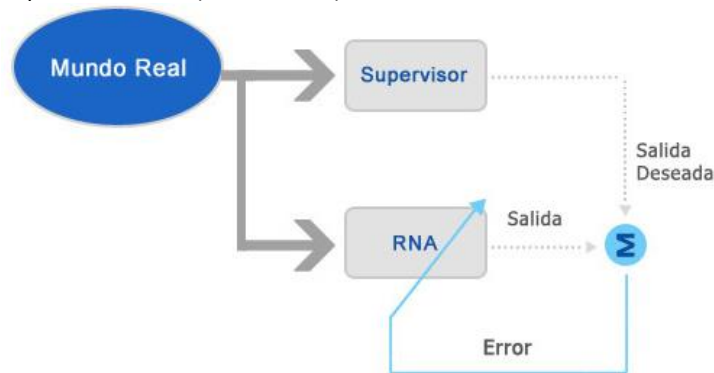


Fig. 1.6 Aprendizaje Supervisado

$$error = d - y \quad [1.5]$$

Donde:

$y$  : Salida de la red neuronal artificial  
 $d$  : Salida deseada

Generalmente en los procesos de aprendizaje se usa un conjunto de patrones de entrenamiento, que está conformado por un conjunto de vectores de entrada  $\mathbf{X}$  y su correspondiente conjunto de vectores de salida  $\mathbf{Y}$ .

$\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_p, \dots, \mathbf{x}_P\}$  Conjunto de vectores de entrada  
 $\mathbf{D} = \{\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_p, \dots, \mathbf{d}_P\}$  Conjunto de vectores de salida

Donde cada patrón de entrenamiento está constituido por la pareja ordenada de vectores  $\{\mathbf{x}_p, \mathbf{d}_p\}$ , los cuales los podemos definir así:

$\mathbf{x}_p = \{x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pN}\}$  Elementos de la entrada de un patrón de entrenamiento  
 $\mathbf{d}_p = \{d_{p1}, d_{p2}, \dots, d_{pM}\}$  Elementos de la salida de un patrón de entrenamiento

Generalmente, la red debe aprender todo el conjunto de patrones de entrenamiento y por esta razón no se puede entrenar con un error local, sino que el aprendizaje se hace en términos de un *error global*  $E_p$ , que lo calculamos con base en la ecuación 1.6, que nos define el error cuadrático promedio. Se debe entender el

error global como el error que produce la red en sus diferentes neuronas de salida antes todos los patrones de aprendizaje que se estén utilizando para el proceso de entrenamiento.

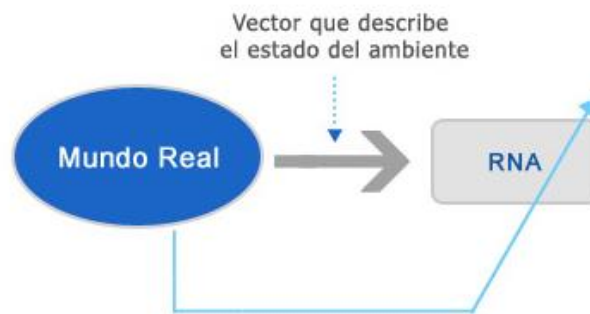
$$E_p = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^M (d_{pj} - y_{pj})^2 \quad [1.6]$$

Donde,

$M$  : Número de neuronas en la capa de salida  
 $P$  : Números de patrones de entrenamiento

#### 4.2 Aprendizaje No-supervisado

En este caso el vector de datos que describe el problema, se le presenta directamente a la red, pero ahora ya no hay un supervisor o maestro que guía el aprendizaje. En este caso los pesos de la red se calculan en función de la caracterización que se haga de la entrada que la red neuronal artificial esté recibiendo, de acuerdo a un objetivo específico que nos permite obtener el conocimiento que queremos representar con la red. El esquema de este tipo de aprendizaje lo presentamos en la figura 1.7.



**Fig. 1.7 Aprendizaje No-Supervisado**