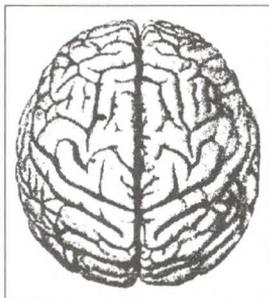


REDES NEURONALES ARTIFICIALES: POTENCIAL DESARROLLO MILITAR

Cristián Widow Lira *



1. Introducción.

*H*ace ya bastante tiempo que, en todos los ambientes académicos del país y de todo el mundo, se viene comentando, informando, desarrollando o investigando esta

nueva técnica. Qué es, cómo nació, cómo funciona, cuáles son sus aplicaciones más importantes y cuál es su potencialidad en el ámbito militar son algunas de las primeras preguntas que nos hacemos ante esta nueva técnica que, dicen los entendidos, puede revolucionar la forma de enfrentar y desarrollar los problemas: "Redes Neuronales Artificiales".

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) nacen como una analogía simplificada de la forma de aprendizaje que tiene el cerebro, y ya son muchísimas las aplicaciones en las cuales se han obtenido increíbles e inesperados resultados en áreas como el espacio aéreo, automóviles, bancos, control automático, electrónica, finanzas, manufactura, medicina, robótica, seguridad, telecomunicaciones y transporte. Sin embargo, el éxito más concreto que han tenido hasta ahora las RNA es en el ámbito del reconocimiento de patrones. Cabe entonces preguntarse algo que es claramente obvio en el aspecto militar: ¿Y aplicaciones como reconocimiento de radares,

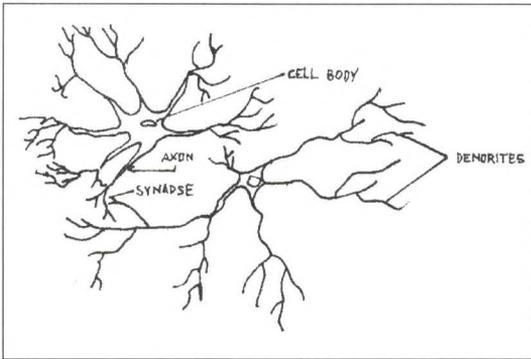
sonares, buques por huella acústica o magnética, procesamiento de señales en general, códigos de seguridad, claves, huellas digitales, guiado de misiles, traqueo de blancos, criptografía, discriminación de objetos, compresión de datos, extracción de características de una señal y supresión de ruido, fallas de motores, etc.?

2. El Modelo Físico.

La teoría y modelado de las RNA, o más bien cómo se interpreta el origen de éstas, está inspirada en la estructura y funcionamiento de los sistemas nerviosos, en donde la neurona es el elemento fundamental. Esta, a diferencia del resto de las otras células del organismo, posee un cuerpo celular, más o menos uniforme, del que sale una rama principal llamada *axón* y varias ramas cortas, llamadas *dendritas*. A su vez, del extremo del axón nacen otras ramificaciones, mediante las cuales la neurona se comunica con otras neuronas, produciéndose la *sinapsis*.

Las neuronas, a través de sus *dendritas* y *axón*, reciben señales eléctricas, pequeños impulsos provenientes de otras neuronas o de ellas mismas si son neuronas externas. Esta *integra* de alguna forma todas las señales que le llegan, y puede *excitarse*, provocando ella un impulso que le será transmitido a otras neuronas, o *inhibirse*, lo que atenuará el impulso recibido o simplemente lo anulará. La neurona recibe entonces a cada instante señales inhibitoras como excitadoras, provenientes de

* Teniente Segundo.



Modelo físico de una neurona.

todas sus sinapsis. La integración de los efectos excitadores con los inhibidores que recibe (podría entenderse como la suma de sus entradas) determina si la neurona será o no estimulada, es decir, si emitirá un impulso, o un tren de ellos, a que velocidad, o si no lo emitirá.

El aprendizaje del cerebro se basa en las relaciones entre los millones de neuronas del cerebro. Una vez que van conociendo hechos, las neuronas van relacionándose entre sí a través de sus sinapsis, haciéndose éstas inhibitoras o excitadoras de acuerdo al estímulo determinado, y produciendo entonces respuestas frente a determinados hechos o situaciones. Van "conociendo" hechos porque, ante una determinada situación, son ciertas neuronas externas las que reciben el primer estímulo, las que de acuerdo a la fuerza y localización de éste, se activarán o no, comenzando una larguísima cadena absolutamente relacionada entre millones de neuronas, las que llegarán al cerebro para producir una determinada respuesta. Si las neuronas externas que reci-

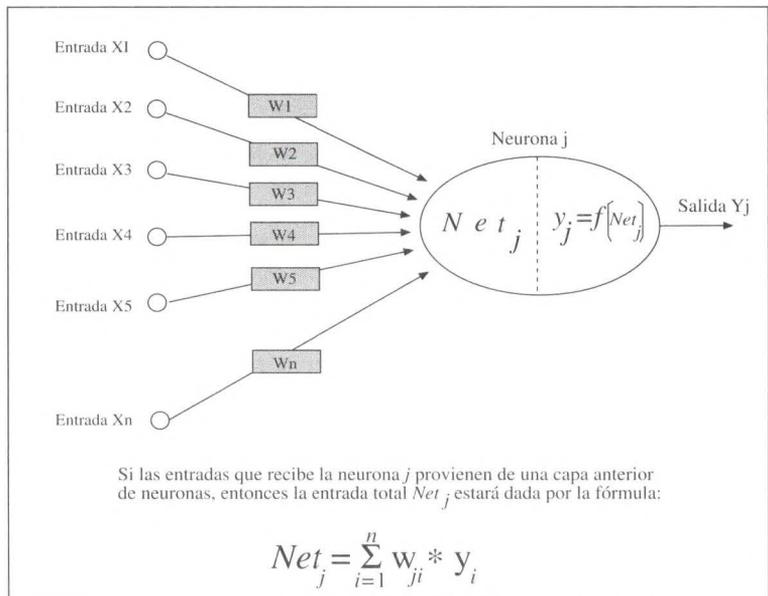
bieron el primer estímulo son otras, su contacto con la segunda "capa" de neuronas será diferente a la respuesta anterior, o bien si la intensidad de la excitación fue distinta, producirán diferentes reacciones.

3. El Modelo Artificial.

Para entender en profundidad el modelo artificial a partir del modelo físico, es necesario observar este último de acuerdo a la siguiente perspectiva:

- Las señales que le llegan a la neurona son sus entradas, y los pulsos que ella emite es su salida. Cada una de las entradas es ponderada (atenuada o amplificada) por un determinado parámetro, llamado *peso*, el cual está asociado a la sinapsis de sus diferentes dendritas (las sinapsis pueden ser inhibitoras o excitadoras). Todas estas señales de entrada ponderadas por sus pesos, se integran al interior de la neurona, produciéndose la *activación o no activación* de la neurona. Y por último, esta activación puede tener distintas amplitudes y duraciones.

La neurona artificial la constituye entonces un *nodo*, el cual puede recibir diferentes entradas, cada una de las cuales tiene asociado un determinado *peso*, que fija cuánto



de la señal de entrada pasará hacia el nodo para ser procesado por éste. La entrada total que recibe entonces el nodo, o neurona artificial como la denominaremos en adelante, es la suma de todas sus entradas, cada una de ellas multiplicadas por su determinado peso. A este valor se le denomina *Net*, donde y_i es la salida de la neurona i , y w_{ji} el peso correspondiente a la entrada i de la neurona j . Y si es la neurona una neurona de entrada, la fórmula anterior es igualmente válida.

La función de salida f , o también llamada función de activación, determina la salida de la neurona j dependiendo el valor de Net_j . Las diferentes funciones de activación utilizadas normalmente se verán más adelante.

Generalmente, se pueden encontrar tres tipos de neuronas:

- Aquellas que reciben estímulos externos, que tomarán directamente la información del mundo exterior. A éstas se le denomina *neuronas de entrada*.
- Las *neuronas ocultas*, o que sus entradas son las salidas de una capa anterior y envían su salida a otra capa.
- Las que envían su salida nuevamente al mundo exterior, denominadas *neuronas de salida*.

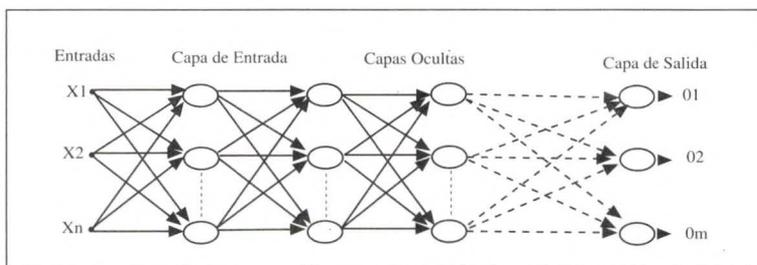
4. Conexiones entre Neuronas.

Como se habría podido adelantar fácilmente, estos *nodos* o neuronas artificiales se pueden conectar claramente entre sí, de las más diversas y variadas formas. Sin embargo, como una forma de ordenar el desarrollo de las distintas redes que se pueden crear, y *principalmente para facilitar el cálculo matemático*, es que se interconectan en base a esquemas ya bien conocidos.

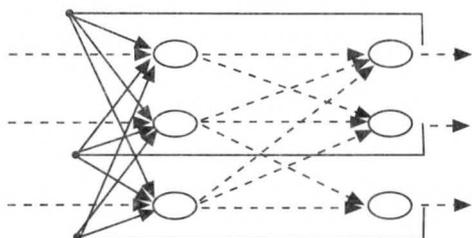
Primeramente, las neuronas que reciben las señales de entrada, forman todas ellas una primera capa. Posteriormente puede venir una segunda, tercera y aún mayor número de capas ocultas, hasta finalizar con la capa de salida, que tendrá las neuronas que el sistema necesite para obtener una respuesta coherente o la necesaria al sistema.

La salida de una neurona puede ser la entrada de un nodo de una capa siguiente, como también una entrada de sí misma o de neuronas de su mismo nivel o capa. Cuando ninguna salida de un nodo es entrada de neuronas del mismo nivel o de niveles precedentes, la red se denomina como de *propagación hacia adelante* o *Feed-forward*, y cuando las salidas pueden ser conectadas a niveles previos o al mismo nivel (incluso a la misma neurona), la red es de *propagación hacia atrás*, o *Feed-back* (sistemas autorrecurrentes).

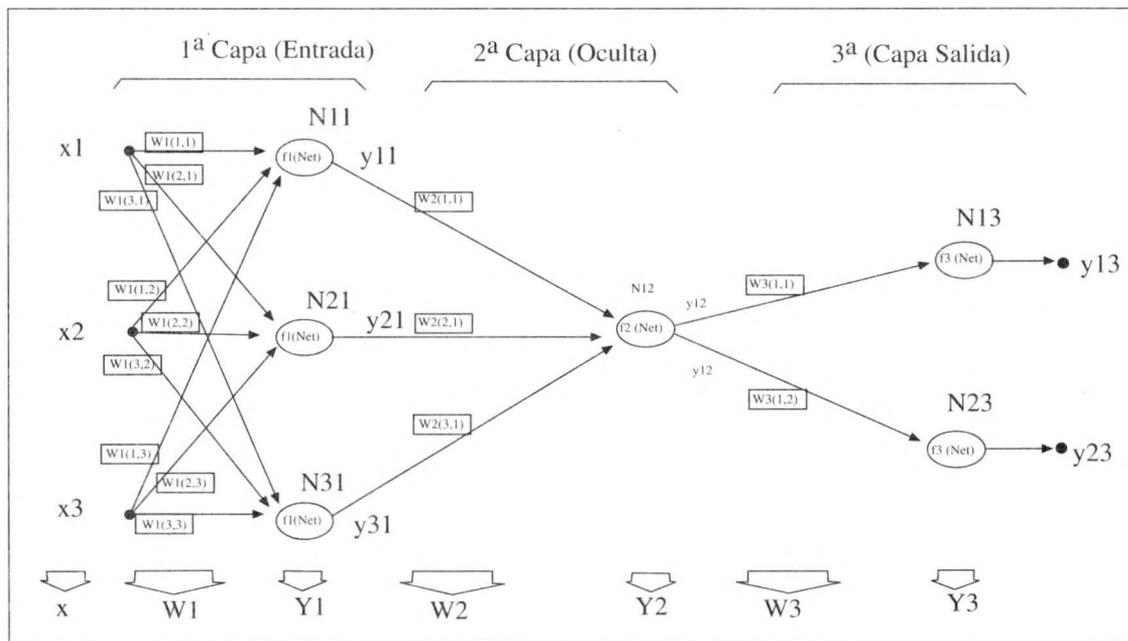
Red Multinivel con conexiones hacia Adelante.



Red Multinivel con conexiones hacia Atrás.



Para estos tipos de configuraciones, la notación vectorial ayuda notablemente a desarrollar los algoritmos de entrenamiento de forma matemáticamente simple, ya que las entradas se toman como un vector columna, y los pesos a su vez se pueden visualizar como una matriz, quedando finalmente una simple multiplicación matricial. Por ejemplo, tómease la siguiente red de tres capas con alimentación hacia adelante según se muestra en la figura:



siendo:
 X: Vector de entrada de dimensión 3x1.
 W1: Matriz de pesos capa 1, de dimensión 3x3.
 Y1: Vector de salida de la capa 1, de dimensión 3x1.
 W2: Matriz de pesos capa 2, de dimensión 1x3.
 Y2: Vector de salida de la capa 2, de dimensión 1x1.

W3: Matriz de pesos capa 3, de dimensión 2x1.
 Y3: Vector de salida de la capa 3, de dimensión 2x1.

Así, los vectores de salida respectivos son:

$$Y1^{3 \times 1} = f1(W1^{3 \times 3} * X^{3 \times 1})$$

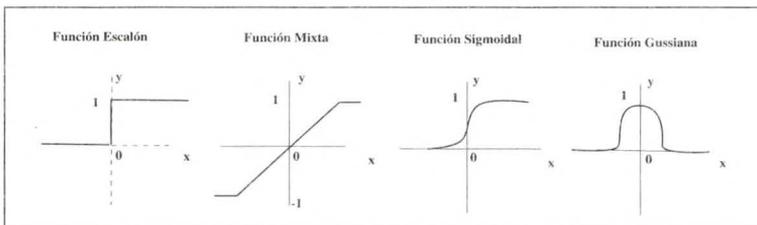
$$Y2^{1 \times 1} = f2(W2^{1 \times 3} * Y1^{3 \times 1})$$

$$Y3^{2 \times 1} = f3(W3^{2 \times 1} * Y2^{1 \times 1})$$

5. Funciones de Salida o de Transferencia.

Una parte importantísima de una RNA, es su función de transferencia, ya que ésta determina su linealidad o no linealidad, su rango dinámico, y en general regula las formas de aprendizaje posibles de cada red, ya que éstas dependen fundamentalmente de las funciones de salida de cada capa.

Aunque teóricamente es posible implementar a la salida de una neurona cualquier función de transferencia, independientemente de la complejidad de ésta, por diversas causas la infinidad de funciones se han visto limitadas con el tiempo y la experiencia a cuatro tipos fundamentales:



- **Función escalón:** En donde la salida es '1' si la entrada es mayor o igual que el umbral de la neurona, y es '0' en cualquier otro caso.

- **Función lineal y/o mixta:** La lineal es la función identidad, en donde $f(x) = x$. Cuando se utiliza la función mixta, se utiliza la identidad, acotada a valores máximos y mínimos en sus extremos superior e inferior respectivamente.

- **Función sigmoideal:** Es la función más usada en RNA, por sus características de ser no lineal, fácilmente derivable, monótonamente creciente y naturalmente acotada en sus extremos.

- **Función gaussiana:** Los centros y anchura de estas funciones son fácilmente modificables, lo que las hace más adaptivas que las sigmoideales, pero funcionan correctamente sólo para algunos tipos de problemas.

6. Aprendizaje de la Red.

Para que la red *conozca* situaciones, debe aprender, y para ello, se le debe ingresar a la red una serie de entradas que se quiere que ella aprenda, de tal forma que entregue una salida deseada para cada una de las entradas proporcionadas. Es en este aprendizaje donde está la clave del funcionamiento de la red, ya que con un nivel adecuado de entrenamiento, la red podrá *generalizar*, es decir, responder correctamente, en tiempo real, a situaciones (entradas) que ella nunca ha visto. A su vez, si la red es *sobreentrenada*, se producirá un efecto de *memorización* en la red, es decir, sólo responderá correctamente ante entradas iguales o muy similares a las que fue entrenada.

En consecuencia, aprendizaje es el proceso en el cual la red modifica los pesos de sus conexiones en función de una entrada alimentada y una salida deseada, ampliando el concepto también para un *conjunto*

de vectores de entrada, con sus respectivos vectores de salida deseados. En otras palabras, la red va modificando los valores de los pesos entre cada conexión, de tal forma que el vector obtenido en la capa de salida corresponda al vector de salida deseada, y esto para cada uno de los vectores de entrada con los cuales se forma el 'grupo de entrenamiento'.

La forma de efectuar el entrenamiento difiere enormemente, existiendo diferentes algoritmos de aprendizaje para cada esquema. Los dos tipos fundamentales de aprendizaje son el *supervisado* y el *no-supervisado*. El primero aduce la existencia de un *supervisor*, es decir, que para un vector de entrada determinado, el supervisor *indica* o *sabe* cuál es la salida esperada o deseada, en cambio en el aprendizaje no-supervisado es la red la que clasifica las entradas, de acuerdo a la correlación entre los datos que se le presentan durante el proceso de entrenamiento.

Dentro de los diferentes esquemas de entrenamiento o aprendizaje para cada tipo, están:

• **Aprendizaje Supervisado**

- Aprendizaje por corrección de error
 - Perceptrón
 - Regla Delta (Madaline)
 - Backpropagation
 - Counterpropagation
- Aprendizaje por refuerzo
 - LRP (Linear Reward Penalty)
 - ARP (Associative Reward Penalty)
 - Adaptive Heuristic Critic
- Aprendizaje estocástico
 - Máquina de Boltzmann
 - Máquina de Cauchy

• **Aprendizaje No-Supervisado**

- Aprendizaje Hebbiano
 - Hopfield
 - Linear Associative Memory
 - Fuzzy Associative Memory
 - Grossberg
 - Bidirectional Associative Memory
- Aprendizaje competitivo/cooperativo
 - Learning vector quantizer
 - Cognitrón/Neocognitrón
 - Teoría de Resonancia Adaptiva

7. **Aplicaciones actuales de las Redes Neuronales Artificiales.**

Ante la inmensidad de aplicaciones existentes ya en el mercado, se puede analizar, como una primera muestra resumida y ya bastante atrasada, el estudio llevado a cabo por la Agencia de Proyectos de Investigación Avanzada del Departamento de Defensa de los Estados Unidos (DARPA), en conjunto con el Instituto Tecnológico de Massachussets (MIT), quienes publicaron el libro *Neural Network Study* hace ya 10 años (febrero de 1988). Las aplicaciones mencionadas comienzan con el ya muy utilizado ecualizador adaptivo para líneas telefónicas, pasando por pequeños reconocedores de letras, hasta clasificadores de sonares. A continuación se mencionarán las principales aplicaciones que aparecen continuamente men-

cionadas en las más importantes publicaciones, desde 1988 hasta nuestros días, además de las que se mencionan como "posibles", separadas por áreas.

• **Automóviles.**

Sistemas de Piloto automático. Detección de fallas por reconocimiento externo de vibraciones.

• **Bancos.**

Lectura de cheques y otros documentos. Evaluación de aplicaciones de créditos.

• **Electrónica.**

Predicción de secuencia de códigos. Distribución de elementos en Circuitos Integrados. Control de Procesos. Análisis de fallas. Visión Artificial. Reconocimiento de Voz. Modelamiento no-lineal.

• **Finanzas.**

Tasación real de los bienes. Asesoría de préstamos. Previsión en la evolución de precios. Seguimiento de hipotecas. Análisis de uso de Línea de Crédito. Evaluación del riesgo en créditos. Identificación de falsificaciones. Interpretación y reconocimiento de firmas.

• **Manufactura.**

Control de la producción y del proceso. Análisis y diseño de productos. Diagnóstico de fallas en el proceso y maquinarias. Identificación de partículas en tiempo real. Inspección de calidad mediante sistemas visuales. Predicción de calidad del papel. Análisis de mantenimiento de máquinas. Modelamiento dinámico de procesos químicos.

• **Medicina.**

Análisis de células portadoras de cáncer mamario. Análisis de Electroencefalograma y de Electrocardiograma. Reconocimiento de infartos mediante ECG. Diseño de prótesis. Optimización en tiempos de trasplante. Reducción de gastos hospitalarios.

- **Robótica.**
Control dinámico de trayectoria. Robots elevadores. Controladores. Sistemas ópticos.
- **Seguridad.**
Códigos de seguridad adaptivos. Criptografía. Reconocimiento de huellas digitales.
- **Telecomunicaciones.**
Compresión de datos e imágenes. Automatización de servicios de información. Traslación en tiempo real de lenguaje hablado.
- **Transporte.**
Diagnóstico de frenos en camiones. Sistemas de ruteo y seguimiento de flotas.
- **Voz.**
Reconocimiento de voz. Compresión de voz. Clasificación de vocales. Transformación de texto escrito a voz.

8. Conclusiones.

Generalmente la ciencia ha estado íntimamente ligada a la defensa. Muchas son las veces en que las nuevas teorías, descubrimientos o técnicas son aplicadas primera-

mente en el ámbito militar antes de desarrollarse en el civil o comercial. También es cierto que estas nuevas concepciones, desarrolladas por militares, han sido aplicadas en forma consciente y racional, y otras veces desmesuradamente. Pero para cualquiera de las formas de utilización, es necesario primeramente conocerla a cabalidad, de forma de entender sus potencialidades y defectos.

El análisis del origen de las Redes Neuronales Artificiales, sus modelos, configuraciones y aprendizaje, y viendo además las actuales aplicaciones implementadas o por desarrollar en todas las áreas, nos lleva a la más lógica conclusión de que esta nueva técnica puede perfectamente ser aplicada en el ámbito militar, y en los más diversos usos.

Se debe, pues, continuar investigando y desarrollando nuevas formas de implementar Redes Neuronales Artificiales, para así lograr una Armada que marque pautas en el aspecto tecnológico, y lo más importante, llegar a ser una Marina de Guerra autosuficiente y capaz de desarrollar sus propios sistemas de armas, evitando la dependencia económica, tecnológica y de seguridad nacional, contribuyendo además con ello al desarrollo del país.

BIBLIOGRAFIA

- Wasserman, Philip D.: "Neural Computing, Theory and Practice". (1989). Van Nostrand Reinhold.
- Hilera, José, Martínez, Víctor: "Redes Neuronales Artificiales, Fundamentos, Modelos y Aplicaciones". (1995). RA-MA.
- Manual of Neural Network Toolbox for MATLAB. Versión 1.0c (1993).
- Muñoz Miranda, Daniel.: "Aplicación de Redes Neuronales para la Identificación de buques a partir de información gráfica LOFAR." Tesis de Grado. Escuela de Ingeniería Naval. (1997).

