



INSTITUTO TECNOLÓGICO DE NUEVO LAREDO



Asignatura

Inteligencia Artificial

Catedrático:

Ing. Bruno López Takeyas

Integrantes Equipo # 2:

Javier Alonso Alvarado Rodríguez	01100160
Julissa Nereyda García Núñez	01100212
Wendy Hernández Santos	01100232
Norma Alicia Pimentel Vargas	01100281
Mario Tristan Martínez	01100313

Especialidad:

Ing. Sistemas Computacionales

Tema:

Redes Neuronales

Nuevo Laredo, Tamps

23 de Junio del 2005

INDICE

REDES NEURONALES	 3
INTRODUCCION	 3
HISTORIA DE LAS REDES NEURONALES	 4
DEFINICIONES DE UNA RED NEURONAL	 9
EL MODELO BIOLOGICO	 10
ELEMENTOS DE UNA RED ARTIFICIAL	 12
Unidades de proceso: La neurona artificial	 14
Estado de Activación	 15
Función de Salida o Transferencia	 16
Neurona de Función Escalón	 16
Neurona de Función Lineal o Mixta	 16
Neurona de Función Continua (Sigmoidal)	 17
Función de Transferencia Gaussiana	 17
FORMAS DE CONEXIÓN ENTRE NEURONAS	 17
CARACTERISTICAS DE LAS REDES NEURONALES.....	19
VENTAJAS DE LAS REDES NEURONALES	 20
APLICACIONES DE LAS REDES NEURONALES	 22

REDES NEURONALES Y CONTROL	 24
FUTURO	 25
BIBLIOGRAFIA	 26

REDES NEURONALES

INTRODUCCION

El cerebro es un procesador de información con unas características muy notables: es capaz de procesar a gran velocidad grandes cantidades de información procedentes de los sentidos, combinarla o compararla con la información almacenada y dar respuestas adecuadas incluso en situaciones nuevas. Logra discernir un susurro en una sala ruidosa, distinguir una cara en una calle mal iluminada o leer entre líneas en una declaración política; pero lo más impresionante de todo es su capacidad de aprender a representar la información necesaria para desarrollar tales habilidades sin instrucciones explícitas para ello.

Aunque todavía se ignora mucho sobre la forma en que el cerebro aprende a procesar la información, se han desarrollado modelos que tratan de mimetizar tales habilidades; denominados redes neuronales artificiales ó modelos de computación conexionista (otras denominaciones son computación neuronal y procesamiento distribuido paralelo o P.D.P.). La elaboración de estos modelos supone en primer lugar la deducción de los rasgos o características esenciales de las neuronas y sus conexiones, y en segundo lugar, la implementación del modelo en una computadora de forma que se pueda simular. Es obvio decir que estos modelos son idealizaciones burdas de las auténticas redes neuronales, en muchos casos de dudosa plausibilidad neurofisiológica, pero que sin embargo resultan interesantes cuando menos por sus capacidades de aprendizaje.

Máquinas Inteligentes. Máquinas que realizan con cierto éxito funciones típicas de los seres humanos.

Inteligencia Artificial. Capacidad de un artefacto de realizar los mismos tipos de funciones que caracterizan al pensamiento humano.

HISTORIA DE LAS REDES NEURONALES

Conseguir diseñar y construir máquinas capaces de realizar procesos con cierta inteligencia ha sido uno de los principales objetivos de los científicos a lo largo de la historia. De los intentos realizados en este sentido se han llegado a definir las líneas fundamentales para la obtención de máquinas inteligentes: En un principio los esfuerzos estuvieron dirigidos a la obtención de **autómatas**, en el sentido de máquinas que realizaran, con más o menos éxito, alguna función típica de los seres humanos. Hoy en día se continúa estudiando en ésta misma línea, con resultados sorprendentes, existen maneras de realizar procesos similares a los inteligentes y que podemos encuadrar dentro de la llamada **Inteligencia Artificial (IA)**.

A pesar de disponer de herramientas y lenguajes de programación diseñados expresamente para el desarrollo de máquinas inteligentes, existe un enorme problema que limita los resultados que se pueden obtener: estas máquinas se implementan sobre computadoras basadas en la filosofía de Von Neumann, y que se apoyan en una descripción secuencial del proceso de tratamiento de la información. Si bien el desarrollo de estas computadoras es espectacular, no deja de seguir la línea antes expuesta: una máquina que es capaz de realizar tareas mecánicas de forma

increíblemente rápida, como por ejemplo cálculo, ordenación o control, pero incapaz de obtener resultados aceptables cuando se trata de tareas como reconocimiento de formas, voz, etc.

La otra línea de la investigación ha tratado de aplicar principios físicos que rigen en la naturaleza para obtener máquinas que realicen trabajos pesados en nuestro lugar. De igual manera se puede pensar respecto a la forma y capacidad de razonamiento humano; se puede intentar obtener máquinas con esta capacidad basadas en el mismo principio de funcionamiento.

No se trata de construir máquinas que compitan con los seres humanos, sino que realicen ciertas tareas de rango intelectual con que ayudarle, principio básico de la Inteligencia Artificial.

Las primeras explicaciones teóricas sobre el cerebro y el pensamiento ya fueron dadas ya por Platón (427-347 a.C.) y Aristóteles (348-422 a.C.). Las mismas ideas también las mantuvieron **Descartes** (1569-1650) y los filósofos empiristas del siglo XVIII.

La clase de las llamadas *máquinas cibernéticas*, a la cual la computación neuronal pertenece, tiene más historia de la que se cree: Herón (100 a.C) construyó un autómata hidráulico.

1936 - Alan Turing. Fue el primero en estudiar el cerebro como una forma de ver el mundo de la computación. Sin embargo, los primeros teóricos que concibieron los fundamentos de la computación neuronal fueron Warren McCulloch, un neurofisiólogo, y Walter Pitts, un matemático, quienes, en 1943, lanzaron una *teoría* acerca de la forma de trabajar de las neuronas (Un Cálculo Lógico de la Inminente Idea de la Actividad Nerviosa

- Boletín de Matemática Biofísica 5: 115-133). Ellos modelaron una red neuronal simple mediante circuitos eléctricos.

1949 - Donald Hebb. Escribió un importante libro: *La organización del comportamiento*, en el que se establece una conexión entre psicología y fisiología. Fue el primero en explicar los procesos del aprendizaje (que es el elemento básico de la inteligencia humana) desde un punto de vista psicológico, desarrollando una regla de como el aprendizaje ocurría. Aun hoy, este es el fundamento de la mayoría de las funciones de aprendizaje que pueden hallarse en una red neuronal. Su idea fue que el aprendizaje ocurría cuando ciertos cambios en una neurona eran activados. También intentó encontrar semejanzas entre el aprendizaje y la actividad nerviosa. Los trabajos de Hebb formaron las bases de la Teoría de las Redes Neuronales.

1950 - Karl Lashley. En sus series de ensayos, encontró que la información no era almacenada en forma centralizada en el cerebro sino que era distribuida encima de él.

1956 - Congreso de Dartmouth. Este Congreso frecuentemente se menciona para indicar el nacimiento de la inteligencia artificial.

1957 - Frank Rosenblatt. Comenzó el desarrollo del Perceptrón. Esta es la red neuronal más antigua; utilizándose hoy en día para aplicación como reconocedor de patrones. Este modelo era capaz de generalizar, es decir, después de haber aprendido una serie de patrones podía reconocer otros similares, aunque no se le hubiesen presentado anteriormente. Sin embargo, tenía una serie de limitaciones, por ejemplo, su incapacidad para resolver el problema de la función OR-exclusiva y, en general, era incapaz de clasificar clases no separables linealmente. En 1959, escribió el libro

Principios de Neurodinámica, en el que confirmó que, bajo ciertas condiciones, el aprendizaje del Perceptrón convergía hacia un estado finito (Teorema de Convergencia del Perceptrón).

1960 - Bernard Widrow/Marcial Hoff. Desarrollaron el modelo Adaline (ADaptative LINear Elements). Esta fue la primera red neuronal aplicada a un problema real (filtros adaptativos para eliminar ecos en las líneas telefónicas) que se ha utilizado comercialmente durante varias décadas.

1961 - Karl Steinbeck: Die Lernmatrix. Red neuronal para simples realizaciones técnicas (memoria asociativa).

1967 - Stephen Grossberg. A partir de sus conocimientos fisiológicos, ha escrito numerosos libros y desarrollado modelo de redes neuronales. Realizó una red: **Avalancha**, que consistía en elementos discretos con actividad que varía en el tiempo que satisface ecuaciones diferenciales continuas, para resolver actividades como reconocimiento continuo de habla y aprendizaje de los brazos de un robot.

1969 - Marvin Minsky/Seymour Papert. En este año surgieron críticas que frenaron, hasta 1982, el crecimiento que estaban experimentando las investigaciones sobre redes neuronales. Minsky y Papera, del Instituto Tecnológico de Massachussets (MIT), publicaron un libro *Perceptrons*. Probaron (matemáticamente) que el Perceptrón no era capaz de resolver problemas relativamente fáciles, tales como el aprendizaje de una función no-lineal. Esto demostró que el Perceptrón era muy débil, dado que las funciones no-lineales son extensamente empleadas en computación y en los problemas del mundo real. A pesar del libro, algunos investigadores continuaron su trabajo. Tal fue el caso de **James Anderson**, que desarrolló un modelo lineal, llamado **Asociador Lineal**, que consistía en

unos elementos integradores lineales (neuronas) que sumaban sus entradas. Este modelo se basa en el principio de que las conexiones entre neuronas son reforzadas cada vez que son activadas. Anderson diseñó una potente extensión del Asociador Lineal, llamada **Brain State in a Box (BSB)**.

1974 - Paul Werbos. Desarrolló la idea básica del algoritmo de aprendizaje de *propagación hacia atrás* (backpropagation); cuyo significado quedó definitivamente aclarado en 1985.

1977 - Stephen Grossberg. Teoría de Resonancia Adaptada (TRA). La Teoría de Resonancia Adaptada es una arquitectura de red que se diferencia de todas las demás previamente inventadas. La misma simula otras habilidades del cerebro: memoria a largo y corto plazo.

1977 - Teuvo Kohonen. Ingeniero electrónico de la Universidad de Helsinki, desarrolló un modelo similar al de Anderson, pero independientemente.

1980 - Kunihiko Fukushima. Desarrolló un modelo neuronal para el reconocimiento de patrones visuales.

1985 - John Hopfield. Provocó el renacimiento de las redes neuronales con su libro: "Computación neuronal de decisiones en problemas de optimización."

1986 - David Rumelhart/G. Hinton. Redescubrieron el algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (backpropagation). A partir de 1986, el panorama fue alentador con respecto a las investigaciones y el desarrollo de las redes neuronales. En la actualidad, son numerosos los trabajos que se realizan y publican cada año, las aplicaciones nuevas que

surgen (sobretudo en el área de control) y las empresas que lanzan al mercado productos nuevos, tanto hardware como software (sobre todo para simulación).

Actualmente, son numerosos los trabajos que se realizan y se publican, las aplicaciones nuevas que surgen y las empresas que lanzan al mercado productos nuevos, tanto hardware como software, sobre todo para simulación.

DEFINICIONES DE UNA RED NEURONAL

Existen numerosas formas de definir a las redes neuronales; desde las definiciones cortas y genéricas hasta las que intentan explicar más detalladamente qué son las redes neuronales. Por ejemplo:

- 1) Una nueva forma de computación, inspirada en modelos biológicos.
- 2) Un modelo matemático compuesto por un gran número de elementos procesales organizados en niveles.
- 3)...un sistema de computación compuesto por un gran número de elementos simples, elementos de procesos muy interconectados, los cuales procesan información por medio de su estado dinámico como respuesta a entradas externas.
- 4) Redes neuronales artificiales son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples (usualmente adaptativos) y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico.

EL MODELO BIOLÓGICO

A grandes rasgos, recordemos que el cerebro humano se compone de decenas de billones de **neuronas** interconectadas entre sí formando circuitos o redes que desarrollan funciones específicas.

Una neurona típica recoge señales procedentes de otras neuronas a través de una pléyade de delicadas estructuras llamadas **dendritas**. La neurona emite impulsos de actividad eléctrica a lo largo de una fibra larga y delgada denominada **axón**, que se escinde en millares de ramificaciones.

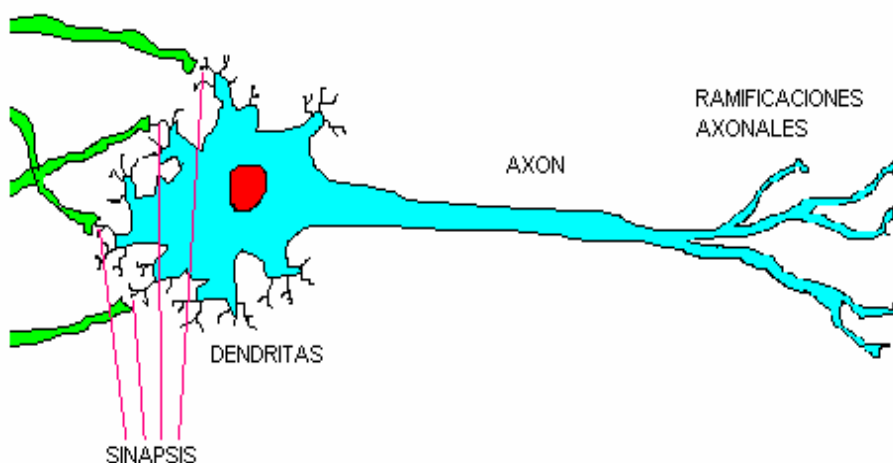


Ilustración 1: Neurona y conexiones sinápticas

Las extremidades de estas ramificaciones llegan hasta las dendritas de otras neuronas y establecen unas conexiones llamadas **sinápsis**, en las cuales se produce una transformación del impulso eléctrico en un mensaje neuroquímico, mediante la liberación de unas sustancias llamadas **neurotransmisor**.

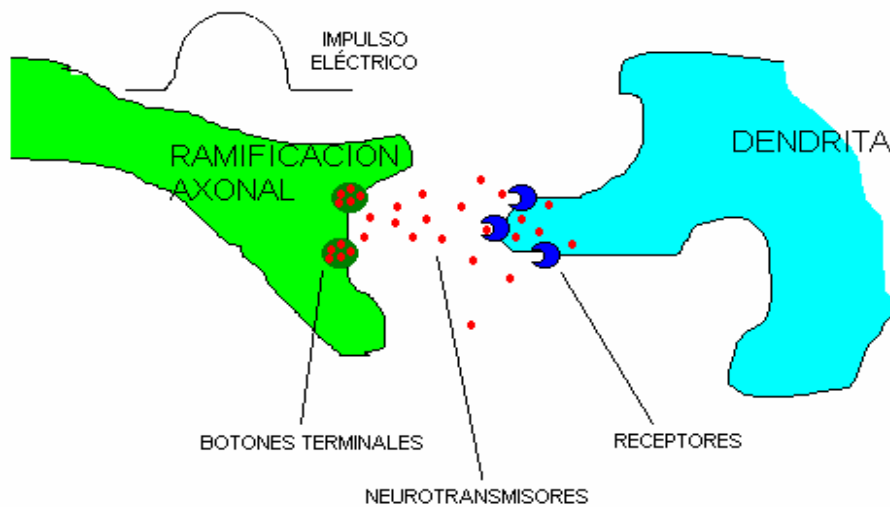


Ilustración 2: Detalle de una sinápsis

El efecto de los neurotransmisores sobre la neurona receptora puede ser excitatorio o inhibitorio, y es variable (la intensidad del efecto depende de numerosos factores que no sería oportuno describir aquí), de manera que podemos hablar de la **fuerza o efectividad de una sinápsis**. Las señales excitatorias e inhibitorias recibidas por una neurona se combinan, y en función de la **estimulación total** recibida, la neurona toma un cierto **nivel de activación**, que se traduce en la generación de breves impulsos nerviosos con una determinada frecuencia o **tasa de disparo**, y su propagación a lo largo del axón hacia las neuronas con las cuales sinapta.

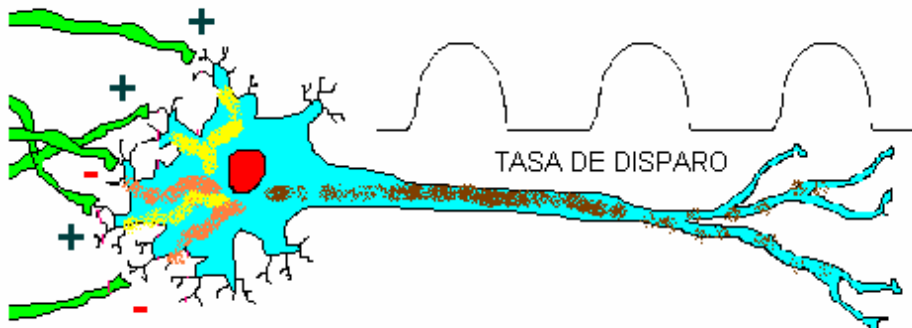


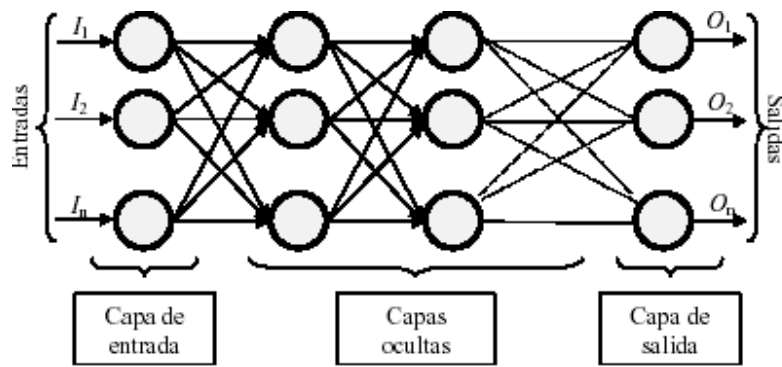
Ilustración 3: Activación y disparo de una neurona

De esta manera la información se transmite de unas neuronas a otras y va siendo procesada a través de las conexiones sinápticas y las propias neuronas. El **aprendizaje** de las redes neuronales se produce mediante la **variación de la efectividad de las sinápsis**, de esta manera cambia la influencia que unas neuronas ejercen sobre otras, de aquí se deduce que la arquitectura, el tipo y la efectividad de las conexiones en un momento dado, representan en cierto modo la memoria o estado de conocimiento de la red.

ELEMENTOS DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL

Las redes neuronales son modelos que intentan reproducir el comportamiento del cerebro. Los mismos constan de dispositivos elementales de proceso: *las neuronas*. A partir de ellas, se pueden generar representaciones específicas, de tal forma que un estado conjunto de ellas puede significar una letra, un número u otro objeto.

A continuación se puede ver en la siguiente figura, un esquema de una red neuronal:



La misma está constituida por neuronas interconectadas y arregladas en tres capas (esto último puede variar). Los datos ingresan por medio de la "capa de entrada", pasan a través de la "capa oculta" y salen por la "capa de salida". Cabe mencionar que la capa oculta puede estar constituida por varias capas.

La distribución de neuronas dentro de la red se realiza formando niveles o capas de un número determinado cada una. Se pueden distinguir tres tipos de capas:

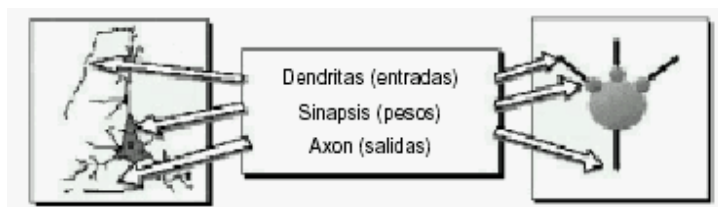
De Entrada: es la capa que recibe directamente la información proveniente de las fuentes externas de la red.

Ocultas: son internas a la red, no tiene contacto directo con el exterior. El número de niveles ocultos puede ser de cero a un número elevado. Las neuronas de las capas ocultas pueden estar interconectadas de distintas maneras, lo que determina junto a su número, las distintas topologías.

De Salida: transfieren información de la red hacia el exterior.

Se dice que una red es *totalmente conectada* si todas las salidas desde un nivel llegan a todos y cada uno de los nodos del mismo nivel siguiente.

En la siguiente figura se compara una neurona biológica con una neurona artificial. En la misma se pueden observar las similitudes entre ambas (tienen entradas, utilizan pesos y generan salidas).



La neurona artificial pretende mimetizar las características más importantes de las neuronas biológicas.

La dinámica que rige la actualización de los estados de las unidades puede ser de dos tipos: asíncrono y modo síncrono. En el primer caso, las neuronas evalúan su estado continuamente según les va llegando información, y lo hacen de forma independiente, En el segundo caso, la información llega de forma continua, pero los cambios se realizan simultáneamente, como si existiera un reloj interno que decidiera cuando cambiar su estado. Los sistemas biológicos quedan probablemente entre ambas posibilidades.

Unidades de proceso: La neurona artificial

Su trabajo es simple y único, y consiste en recibir las entradas de las células vecinas y calcular un valor de salida, el cual es enviado a todas las células restantes.

En cualquier sistema que se esté modelando, es útil caracterizar tres tipos de unidades: entradas, salidas y ocultas. Las unidades de entrada reciben señales del entorno, éstas pueden ser provenientes de sensores o de otros sectores del sistema. Las unidades de salida envían la señal fuera del sistema; éstas pueden controlar directamente potencias u otros sistemas. Las unidades ocultas son aquellas cuyas entradas y salidas se encuentran dentro del sistema; es decir no tienen contacto con el exterior.

Se conoce como nivel o capa a un conjunto de neuronas cuyas entradas provienen de la misma fuente, y cuyas salidas se dirigen a un mismo destino.

Estado de Activación

Todas las neuronas que componen la red se hallan en cierto estado. Podemos decir que hay dos posibles estados, *reposo* y *excitado*, a los que denominaremos *estados de activación* y a cada uno de los cuales se le asigna un valor. Los valores de activación pueden ser continuos o discretos. Además pueden ser limitados o ilimitados. Si son discretos, suelen tomar un conjunto pequeño de valores o bien valores binarios. En notación binaria, un estado activo se indicaría por un 1, y se caracteriza por la emisión de un impulso por parte de la neurona (potencial de acción), mientras que un estado pasivo se indicaría por un 0. En otros modelos se considera un conjunto continuo de estados de activación, en cuyo caso se asigna un valor entre $[0,1]$ o en el intervalo $[-1,1]$, generalmente siguiendo una función sigmoideal.

La señal que envía cada una de las neuronas a sus vecinas dependerá de su propio estado de activación.

Función de salida o transferencia

Existen cuatro funciones de transferencia típicas que determinan distintos tipos de neuronas:

- Función escalón
- Función lineal y mixta
- Sigmoidal
- Función gaussiana

La función escalón únicamente se utiliza cuando las salidas de la red son binarias. La salida de una neurona se activa sólo cuando el estado de activación es mayor o igual a cierto valor umbral. La función lineal o identidad equivale a no aplicar función de salida. Las funciones mixtas y sigmoidal son las más apropiadas cuando queremos como salida información analógica.

Neurona de función escalón

La función escalón se asocia a neuronas binarias en las cuales cuando la suma de las entradas es mayor o igual que el umbral de la neurona, la activación es 1, si es menor, la activación es 0 (ó -1). Las redes formadas por este tipo de neuronas son fáciles de implementar en hardware, pero sus capacidades están limitadas.

Neurona de función lineal o mixta

La función lineal o mixta corresponde a la función $F(x) = x$. En las neuronas con función mixta si la suma de las señales de entrada es menor que un límite inferior, la activación se define como 0 (ó -1). Si dicha suma es mayor o igual que el límite superior, entonces la activación es 1. Si la

suma de entrada está comprendida entre ambos límites, la activación se define como una función lineal de suma de las señales de entrada.

Neurona de función continua (sigmoidal)

La importancia de ésta función es que su derivada es siempre positiva y cercana a cero para los valores grandes positivos o negativos; además toma su valor máximo cuando x es cero. Esto hace que se puedan utilizar las reglas de aprendizaje definidas para la función escalón, con la ventaja respecto a esta función, que la derivada está definida para todo el intervalo. La función escalón no podía definir la derivada en el punto de transición y esto no ayuda a los métodos de aprendizaje en los cuales se usan derivadas.

Función de transferencia gaussiana

Los centros y anchura de estas funciones pueden ser adaptados, lo cual las hace más adaptativas que las funciones sigmoideas.

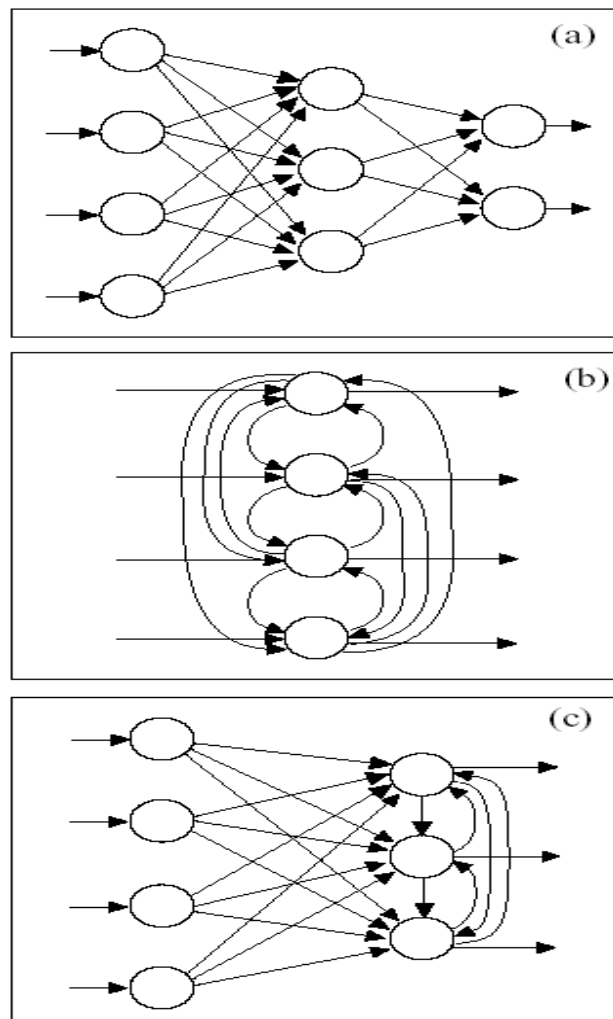
FORMAS DE CONEXIÓN ENTRE NEURONAS

La conectividad entre los nodos de una red neuronal está relacionada con la forma en que las salidas de las neuronas están canalizadas para convertirse en entradas de otras neuronas. La señal de salida de un nodo puede ser una entrada de otro elemento de proceso, o incluso de sí mismo (conexión auto-recurrente).

Cuando ninguna salida de las neuronas es entrada de neuronas del mismo nivel o de niveles precedentes, la red se describe como **propagación hacia delante**. Cuando las salidas pueden estar conectadas como entradas de neuronas de niveles previos o del mismo nivel, incluyéndose ellas mismas,

la red es de **propagación hacia atrás**. Las redes de propagación hacia atrás que tiene lazos cerrados son **sistemas recurrentes**.

En la siguiente figura se muestran ejemplos de conexiones.



- a. Conexiones hacia delante.
- b. Conexiones laterales.
- c. Conexiones hacia atrás (o recurrentes).

CARACTERISTICAS DE LAS REDES NEURONALES

Aprendizaje inductivo: No se le indican las reglas para dar una solución, sino que extrae sus propias reglas a partir de los ejemplos de aprendizaje, modifican su comportamiento en función de la experiencia. Esas reglas quedan almacenadas en las conexiones y no representadas explícitamente como en los sistemas basados en conocimiento (simbólico-deductivos)

Generalización: Una vez entrenada, se le pueden presentar a la red datos distintos a los usados durante el aprendizaje. La respuesta obtenida dependerá del parecido de los datos con los ejemplos de entrenamiento

Abstracción o tolerancia al ruido: Las redes neuronales artificiales son capaces de extraer o abstraer las características esenciales de las entradas aprendidas, de esta manera pueden procesar correctamente datos incompletos o distorsionados.

Procesamiento paralelo: las neuronas reales trabajan en paralelo; en el caso de las redes artificiales es obvio que si usamos un solo procesador no podrá haber proceso paralelo real; sin embargo hay un paralelismo inherente, lo esencial es que la estructura y modo de operación de las redes neuronales las hace especialmente adecuadas para el procesamiento paralelo real mediante multiprocesadores (se están desarrollando máquinas específicas para la computación neuronal).

Memoria distribuida: el conocimiento acumulado por la red se halla distribuido en numerosas conexiones, esto tiene como consecuencia la *tolerancia a fallos*: una red neuronal es capaz de seguir funcionando adecuadamente a pesar de sufrir lesiones con destrucción de neuronas o sus conexiones, ya que la información se halla distribuida por toda la red, sin embargo en un programa tradicional un pequeño fallo en cualquier punto puede invalidarlo todo y dar un resultado absurdo o no dar ningún resultado.

VENTAJAS DE LAS REDES NEURONALES

Debido a su constitución y a sus fundamentos, las RNA presentan un gran número de características semejantes a las del cerebro. Por ejemplo, son capaces de aprender de la experiencia, de generalizar de casos anteriores a nuevos casos, de abstraer características esenciales a partir de entradas que representan información irrelevante, etc. Esto hace que ofrezcan numerosas ventajas y que este tipo de tecnología se esté aplicando en múltiples áreas. Estas ventajas incluyen:

Aprendizaje Adaptativo: Es una de las características más atractivas de las redes neuronales, es la capacidad de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o una experiencia inicial.

En el proceso de aprendizaje, los enlaces ponderados de las neuronas se ajustan de manera que se obtengan unos resultados específicos. Una RNA no necesita un algoritmo para resolver un problema, ya que ella puede generar su propia distribución de los pesos de los enlaces mediante el aprendizaje. También existen redes que continúan aprendiendo a lo largo de su vida, después de completado el periodo inicial de entrenamiento.

La función del diseñador es únicamente la obtención de la arquitectura apropiada. No es problema del diseñador el cómo la red aprenderá a discriminar; sin embargo, si es necesario que desarrolle un buen algoritmo de aprendizaje que proporcione la capacidad de discriminar de la red mediante un entrenamiento con patrones.

Autoorganización: Las redes neuronales usan su capacidad de aprendizaje adaptativo para organizar la información que reciben durante el aprendizaje y/o la operación. Una RNA puede crear su propia

organización o representación de la información que recibe mediante una etapa de aprendizaje. Esta autoorganización provoca la facultad de las redes neuronales de responder apropiadamente cuando se les presentan datos o situaciones a los que no habían sido expuestas anteriormente.

Tolerancia a Fallos: Comparados con los sistemas computacionales tradicionales, los cuales pierden su funcionalidad en cuanto sufren un pequeño error de memoria, en las redes neuronales, si se produce un fallo en un pequeño número de neuronas, aunque el comportamiento del sistema se ve influenciado, sin embargo no sufre una caída repentina.

Hay dos aspectos distintos respecto a la tolerancia a fallos: primero, las redes pueden aprender a reconocer patrones con ruido, distorsionados, o incompleta. Segundo pueden seguir realizando su función (con cierta degradación) aunque se destruya parte de la red.

La razón por la que las redes neuronales son tolerantes a fallos es que tienen su información distribuida en las conexiones entre neuronas, existiendo cierto grado de redundancia en ese tipo de almacenamiento, a diferencia de la mayoría de los ordenadores algorítmicos y sistemas de recuperación de datos que almacenan cada pieza de información en un estado único, localizado y direccionable.

Operación en Tiempo Real: Los computadores neuronales pueden ser realizados en paralelo, y se diseñan y fabrican máquinas con hardware especial para obtener esta capacidad.

Fácil inserción dentro de la tecnología existente: Debido a que una red puede ser rápidamente entrenada, comprobada, verificada y trasladada a una implementación hardware de bajo costo, es fácil insertar RNA para aplicaciones específicas dentro de sistemas existentes (chips, por ejemplo).

De esta manera, las redes neuronales se pueden utilizar para mejorar sistemas de forma incremental, y cada paso puede ser evaluado antes de acometer un desarrollo más amplio.

APLICACIONES DE LAS REDES NEURONALES

Las redes neuronales son una tecnología computacional emergente que puede utilizarse en un gran número y variedad de aplicaciones, tanto como comerciales como militares.

Hay muchos tipos diferentes de redes neuronales, cada uno de los cuales tiene una aplicación particular más apropiada. Separándolas según las distintas disciplinas algunos ejemplos de sus aplicaciones son:

Biología:

- Aprender más acerca del cerebro y otros sistemas.
- Obtención de modelos de la retina.

Empresa

- Reconocimiento de caracteres escritos.
- Identificación de candidatos para posiciones específicas.
- Optimización de plazas y horarios en líneas de vuelo.
- Explotación de bases de datos.
- Evaluación de probabilidad de formaciones geológicas y petrolíferas.
- Síntesis de voz desde texto.

Medio Ambiente

- Analizar tendencias y patrones.
- Previsión del tiempo.

Finanzas

- Previsión de la evolución de los precios.
- Valoración del riesgo de los créditos.
- Identificación de falsificaciones.
- Interpretación de firmas.

Manufacturación

- Robots automatizados y sistemas de control (visión artificial y sensores de presión, temperatura, gas, etc.)
- Control de producción en líneas de proceso.
- Inspección de calidad.
- Filtrado de señales.

Medicina

- Analizadores del habla para la ayuda de audición de sordos profundos.
- Diagnóstico y tratamiento a partir de síntomas y/o de datos analíticos (encefalograma, etc.).

Monitorización en cirugía.

- Predicción de reacciones adversas a los medicamentos.
- Lectoras de Rayos X.
- Entendimiento de causa de ataques epilépticos.

Militares

- Clasificación de las señales de radar.
- Creación de armas inteligentes.
- Optimización del uso de recursos escasos.

REDES NEURONALES Y CONTROL

Lo que se hace en control es modelar, según los parámetros aprendidos en sistemas dinámicos, los sistemas para luego controlarlos, sin embargo en ese modelamiento se desprecian muchos datos debido a la linealidad de los mismos, por ejemplo, al modelar un motor se desprecian datos como el desgaste de máquina, esos son valores importantes, pero al tenerlos en cuenta la solución de un sistema se haría imposible, así que se hace necesario despreciar esos términos, sin ellos el modelamiento funciona pero en la vida práctica no es tan preciso.

Ese problema se soluciona con redes neuronales, debido a las teorías anteriormente expuestas, si por ejemplo, usted modela un sistema de manera tradicional y luego este sufre variación alguna los planteamientos iniciales ya no funcionan, con las redes neuronales eso ya no sucede, porque el sistema después de haber recibido unos patrones iniciales

comienza a identificar, acepta, aprende y responde ante diferentes señales. Sin importar que estas no sean idénticas a los patrones iniciales.

FUTURO

Es necesario resaltar la significación e importancia que las redes neuronales están adquiriendo en la actualidad como lo evidencia el hecho de formar parte de los estudios centrales de instituciones gubernamentales a nivel mundial.

Así que la intención principal es profundizar en esta nueva tecnología, aprovechando el hecho de que será está una materia en cursos posteriores en el transcurso de mi carrera, para así lograr un alto grado de aprendizaje y con el la implementación practica de alguna red neuronal.

BIBLIOGRAFIA

<http://www.monografias.com/trabajos12/redneuro/redneuro.shtml>

<http://www.gc.ssr.upm.es/inves/neural/ann2/anntutor.htm>

<http://www.monografias.com/trabajos/redesneuro/redesneuro.shtml>

<http://www.iiia.csic.es/~mario/rna/intro-rna.html>