

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

ING. EN SISTEMAS COMPUTACIONES

TEMA A EXPONER: REDES NEURONALES

Ing. Bruno López Takeyas

ALUMNOS:

Jesús Martín Buentello Vargas
Oscar de Luna Quezada
Jesús Antonio Galindo Palacios
Daniel Villanueva Cisneros
Guillermo Medina Martínez

FECHA MIERCOLES 24 DE AGOSTO DEL 2005



CONTENIDO

INTRODUCCION	3
HISTORIA	4
MODELOS	7
CONTRUCCION DE MODELOS	8
CARACTERISTICAS	12
VENTAJAS	14
CLASIFICACION	15
DISEÑO Y PROGRAMACION	16
ESTRUCTURA	17
APLICACIONES	18

INTRODUCCION A LAS REDES NEURONALES

El hombre se ha caracterizado siempre por una búsqueda constante de nuevas vías para mejorar sus condiciones de vida. Estos esfuerzos le han servido para reducir el trabajo en aquellas operaciones en las que la fuerza juega un papel primordial. Los progresos obtenidos han permitido dirigir estos esfuerzos a otros campos, como por ejemplo, a la construcción de máquinas calculadoras que ayuden a resolver de forma automática y rápida determinadas operaciones que resultan tediosas cuando se realizan a mano.

Uno de los primeros en acometer esta empresa fue Charles Babbage, quien trató infructuosamente de construir una máquina capaz de resolver problemas matemáticos. Posteriormente otros tantos intentaron construir máquinas similares, pero no fue hasta la Segunda Guerra Mundial, cuando ya se disponía de instrumentos electrónicos, que se empezaron a recoger los primeros frutos. En 1946 se construyó la primera computadora electrónica, ENIAC. Desde entonces los desarrollos en este campo han tenido un auge espectacular.

Estas máquinas permiten implementar fácilmente algoritmos para resolver multitud de problemas que antes resultaban engorrosos de resolver. Sin embargo, se observa una limitación importante: ¿qué ocurre cuando el problema que se quiere resolver no admite un tratamiento algorítmico, como es el caso, por ejemplo, de la clasificación de objetos por rasgos comunes?. Este ejemplo demuestra que la construcción de nuevas máquinas más versátiles requiere un enfoque del problema desde otro punto de vista. Los desarrollos actuales de los científicos se dirigen al estudio de las capacidades humanas como una fuente de nuevas ideas para el diseño de las nuevas máquinas. Así, la inteligencia artificial es un intento por descubrir y describir aspectos de la inteligencia humana que pueden ser simulados mediante máquinas. Esta disciplina se ha desarrollado fuertemente en los últimos años teniendo aplicación en algunos campos como visión artificial, demostración de teoremas, procesamiento de información expresada mediante lenguajes humanos... etc.

Las redes neuronales son otra forma de emular otra de las características propias de los humanos: la capacidad de memorizar y asociar hechos. Si examinamos con atención aquellos problemas que no pueden expresarse a través de un algoritmo nos daremos cuenta de que todos ellos tienen una característica común: la experiencia. El hombre es capaz de resolver estas situaciones acudiendo a la experiencia acumulada. Así, parece claro que una forma de aproximarse al problema consista en la construcción de sistemas que sean capaces de reproducir esta característica humana. En definitiva, las redes neuronales no son más que un modelo artificial y simplificado del cerebro humano, que es el ejemplo más perfecto del que disponemos de sistema que es capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia. Una red neuronal es «un nuevo sistema para el tratamiento de la información cuya unidad básica de procesamiento está inspirada en la célula fundamental del sistema nervioso humano, la neurona».

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 mantuvo 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 (sobre todo 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.

MODELOS DE REDES NEURONALES

¿En qué se diferencian unas redes neuronales de otras?

En primer lugar hay que distinguir entre modelos neuronales -la forma- y algoritmos neuronales -cómo aprenden-.

Los modelos neuronales

Los modelos neuronales son similares o incluso en muchos casos idénticos a otros modelos matemáticos bien conocidos. Se suelen representar mediante grafos, llamados en este contexto neuronas artificiales. Cada neurona realiza una función matemática. Las neuronas se agrupan en capas, constituyendo una red neuronal. Una determinada red neuronal está confeccionada y entrenada para llevar a cabo una labor específica. Finalmente, una o varias redes, más los interfaces con el entorno, conforman el sistema global.

Varios modelos

Los modelos neuronales se diferencian en la función que incorpora la neurona, su organización y forma de las conexiones. Sarle (1994) compara los modelos neuronales con los modelos estadísticos más convencionales, encontrando que la mayoría de los modelos neuronales tienen un equivalente tradicional, y que frecuentemente los científicos del campo de las redes neuronales reinventan modelos ya existentes.

ALGORITMOS

¿Qué hacen los algoritmos ?

Los modelos neuronales utilizan varios algoritmos de estimación, aprendizaje o entrenamiento para encontrar los valores de los parámetros del modelo, que en la jerga de las redes neuronales se denominan **pesos sinápticos**.

CONSTRUCCIÓN DE MODELOS

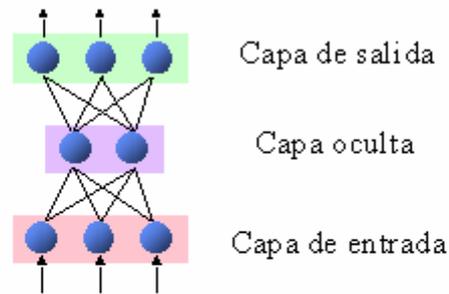
Pasos a seguir:

- **Obtención de la Base de Datos**
Reunir los datos de entrenamiento y de Test
- **Preprocesamiento de los datos**
Datos aislados, datos incompletos, etc
Extracción de características
- **Diseño de la red neuronal**
Definir la arquitectura de la red
Definir el entrenamiento
- **Definición del entrenamiento de la Red**
- **Validación del modelo neuronal**
- **Utilización real del sistema**

ARQUITECTURAS MÁS USUALES

- ***Arquitectura en capas***
 - Perceptrón
 - Perceptrón Multicapa
- ***Arquitectura recurrente***
 - Redes de Hopfield
 - Redes ART
- ***Arquitecturas mixtas***
 - Redes BAM

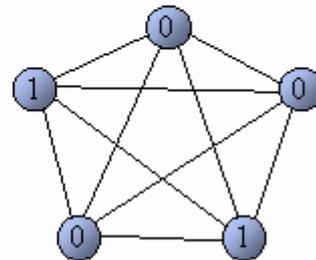
Arquitectura en capas



- **Capa de entrada** : Permite introducir valores a la red. No realiza ningún procesamiento
- **Capa(s) oculta(s)** : No son visibles desde el exterior
- **Capa de salida** : Su salida es visible desde el exterior

Arquitectura recurrente

- Incluyen bucles de realimentación
- Normalmente todas las unidades se conectan entre si
- Comportamiento más complejo
- Difíciles de manejar
- Cualquier unidad puede ser de entrada, oculta o de salida.

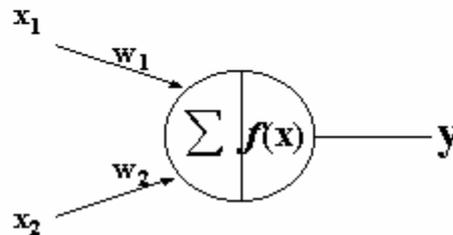


EL PERCEPTRÓN

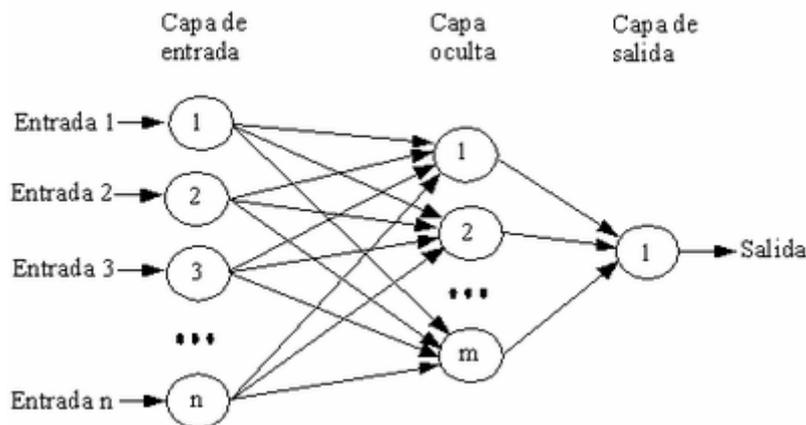
- El perceptrón es la red neuronal más simple
- Posee una sola capa con tantas neuronas como salidas sean precisas
- Cada neurona con tantas entradas como la dimensión del patrón de entrada
- La función de activación es la f. umbral
- La entrada neta se calcula como la suma de las entradas ponderada por los pesos

El perceptrón simple

- *Un perceptrón simple consta de :*
 - *Una sola neurona*
 - *Dos entradas reales y una salida binaria (-1 / 1)*
 - *Función de activación umbral (-1/1) y bias= θ*



El perceptrón multicapa

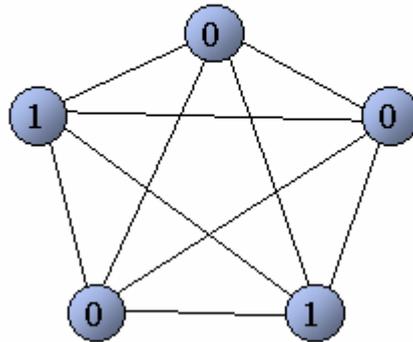


Red neuronal artificial con n neuronas de entrada, m neuronas en su capa oculta y una neurona de salida.

LA RED DE HOPFIELD (HOP)

- Una red de Hopfield utiliza un conjunto de neuronas interconectadas
- Actualizan sus valores de activación de una forma síncrona o asíncrona

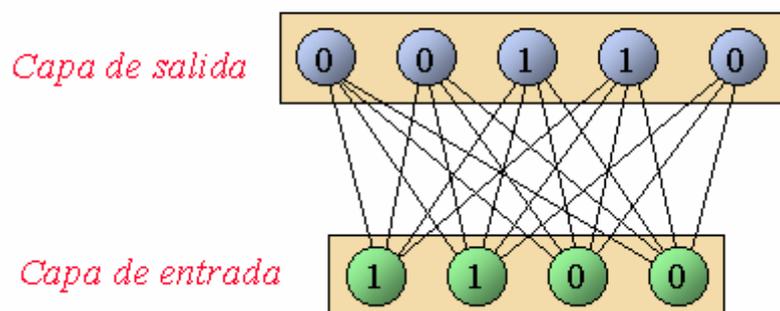
HOP: Diagrama de la red



MEMORIAS ASOCIATIVAS (BAM)

- BAM = Bidirectional Associative Memory
- La BAM posee las siguientes propiedades:
 - Una capa de entrada y una capa de salida
 - No contiene neuronas ocultas
 - Las conexiones son bidireccionales

BAM: Diagrama



Características de las Redes Neuronales

Existen cuatro aspectos que caracterizan una red neuronal: su topología, el mecanismo de aprendizaje, tipo de asociación realizada entre la información de entrada y salida, y la forma de representación de estas informaciones.

Topología de las Redes Neuronales.

La arquitectura de las redes neuronales consiste en la organización y disposición de las neuronas formando capas más o menos alejadas de la entrada y salida de la red. En este sentido, los parámetros fundamentales de la red son: el número de capas, el número de neuronas por capa, el grado de conectividad y el tipo de conexiones entre neuronas.

- **Redes Monocapa:** Se establecen conexiones laterales, cruzadas o auto recurrentes entre las neuronas que pertenecen a la única capa que constituye la red. Se utilizan en tareas relacionadas con lo que se conoce como auto asociación; por ejemplo, para generar informaciones de entrada que se presentan a la red incompleta o distorsionada.
- **Redes Multicapa:** Son aquellas que disponen de conjuntos de neuronas agrupadas en varios niveles o capas. Una forma de distinguir la capa a la que pertenece la neurona, consiste en fijarse en el origen de las señales que recibe a la entrada y el destino de la señal de salida.

Mecanismo de Aprendizaje.

El aprendizaje es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Los cambios que se producen durante el proceso de aprendizaje se reducen a la destrucción, modificación y creación de conexiones entre las neuronas, la creación de una nueva conexión implica que el peso de la misma pasa a tener un valor distinto de cero, una conexión se destruye cuando su peso pasa a ser cero.

Redes con Aprendizaje Supervisado. El proceso de aprendizaje se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor, maestro) que determina la respuesta que debería generar la red a partir de una entrada determinada. El supervisor comprueba la salida de la red y en el caso de que ésta no coincida con la deseada, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, con el fin de conseguir que la salida se aproxime a la deseada.

Se consideran tres formas de llevar a cabo este tipo de aprendizaje:

- **Aprendizaje por corrección de error:** Consiste en ajustar los pesos en función de la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos en la salida de la red; es decir, en función del error.
- **Aprendizaje por refuerzo:** Se basa en la idea de no indicar durante el entrenamiento exactamente la salida que se desea que proporcione la red ante una determinada entrada. La función del supervisor se reduce a indicar mediante una señal de refuerzo

si la salida obtenida en la red se ajusta a la deseada (éxito=+1 o fracaso=-1), y en función de ello se ajustan los pesos basándose en un mecanismo de probabilidades.

- **Aprendizaje estocástico:** Este tipo de aprendizaje consiste básicamente en realizar cambios aleatorios en los valores de los pesos de las conexiones de la red y evaluar su efecto a partir del objetivo deseado y de distribuciones de probabilidad.

Redes con Aprendizaje No Supervisado. Estas redes no requieren influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones entre neuronas. La red no recibe ninguna información por parte del entorno que le indique si la salida generada es o no correcta, así que existen varias posibilidades en cuanto a la interpretación de la salida de estas redes.

En general en este tipo de aprendizaje se suelen considerar dos tipos:

- **Aprendizaje Hebbiano:** Consiste básicamente en el ajuste de los pesos de las conexiones de acuerdo con la correlación, así si las dos unidades son activas (positivas), se produce un reforzamiento de la conexión. Por el contrario cuando una es activa y la otra pasiva (negativa), se produce un debilitamiento de la conexión.
- **Aprendizaje competitivo y cooperativo:** Las neuronas compiten (y cooperan) unas con otras con el fin de llevar a cabo una tarea dada. Con este tipo de aprendizaje se pretende que cuando se presente a la red cierta información de entrada, solo una de las neuronas de salida se active (alcance su valor de respuesta máximo). Por tanto las neuronas compiten por activarse, quedando finalmente una, o una por grupo, como neurona vencedora.

Tipo de asociación.

Tipo de Asociación entre las Informaciones de Entrada y Salida. Las RNA son sistemas que almacenan cierta información aprendida; esta información se registra de forma distribuida en los pesos asociados a las conexiones entre neuronas de entrada y salida. Existen dos formas primarias de realizar esa asociación de entrada/salida. Una primera sería la denominada heteroasociación, que se refiere al caso en el que la red aprende parejas de datos $[(A_1, B_1), (A_2, B_2) \dots (A_n, B_n)]$, de tal forma que cuando se presente cierta información de entrada A_i , deberá responder generándola correspondiente salida B_i . La segunda se conoce como auto asociación, donde la red aprende ciertas informaciones $A_1, A_2 \dots A_n$ de tal forma que cuando se le presenta una información de entrada realizará una auto correlación, respondiendo con uno de los datos almacenados, el más parecido al de la entrada.

Formas de representación.

Las redes neuronales pueden también clasificarse en función de la forma en que se representan las informaciones de entrada y las respuestas o datos de salida. Así un gran número de redes, tanto los datos de entrada como de salida son de naturaleza analógica, cuando esto ocurre, las funciones de activación de las neuronas serán también continuas, del tipo lineal o sigmoideal. Otras redes sólo admiten valores discretos o binarios a su entrada, generando también unas respuestas en la salida de tipo binario. En este caso, las funciones de activación de las neuronas son de tipo escalón. Existe también un tipo de redes híbridas en las que las informaciones de entrada pueden ser valores continuos, aunque las salidas de la red son discretas.

Ventajas

Las **Redes de Neuronas Artificiales (RNA)** tienen muchas ventajas debido a que están basadas en la estructura del sistema nervioso, principalmente el cerebro.

- **Aprendizaje:** Las RNA tienen la habilidad de aprender mediante una etapa que se llama *etapa de aprendizaje*. Esta consiste en proporcionar a la RNA datos como entrada a su vez que se le indica cuál es la salida (respuesta) esperada.
- **Auto organización:** Una RNA crea su propia representación de la información en su interior, descargando al usuario de esto.
- **Tolerancia a fallos.** Debido a que una RNA almacena la información de forma redundante, ésta puede seguir respondiendo aceptablemente aún si parcialmente se daña.
- **Flexibilidad:** Una RNA puede manejar cambios no importantes en la información de entrada, como señales con ruido u otros cambios en la entrada (ej. si la información de entrada es la imagen de un objeto, la respuesta correspondiente no sufre cambios si la imagen cambia un poco su brillo o el objeto cambia ligeramente).
- **Tiempo real:** La estructura de una RNA es paralela, por lo cuál si esto es implementado con computadoras o en dispositivos electrónicos especiales, se pueden obtener respuestas en tiempo real.

Desventajas

- Una de las desventajas de las Redes Neuronales es que requieren la definición de muchos parámetros antes de poder aplicar la metodología. Por ejemplo hay que decidir la arquitectura más apropiada, el número de capas ocultas, el número de nudos por capa, las interconexiones, la función de transformación, etc.
- Otra desventaja de las Redes Neuronales es que no ofrecen una interpretación fácil.

CLASIFICACION DE LAS RNA

Tipología de las RNA

Topología

Una primera clasificación de las redes de neuronas artificiales que se suele hacer es en función del patrón de conexiones que presenta. Así se definen tres tipos básicos de redes:

Aprendizaje

Una segunda clasificación que se suele hacer es en función del tipo de aprendizaje de que es capaz (si necesita o no un conjunto de entrenamiento supervisado). Para cada tipo de aprendizaje encontramos varios modelos propuestos por diferentes autores:

Tipo de entrada

Finalmente también se pueden clasificar las RNA según sean capaces de procesar información de distinto tipo en:

- Redes analógicas: procesan datos de entrada con valores continuos y, habitualmente, acotados.
- Redes discretas: procesan datos de entrada de naturaleza discreta; habitualmente valores lógicos booleanos.

Diseño y programación de una RNA

Con un paradigma convencional de programación informática, el objetivo del programador es modelar matemáticamente (con distintos grados de formalismo) el problema en cuestión y formular una solución (programa) mediante un algoritmo que *tenga* una serie de propiedades que permitan resolver dicho problema. En contraposición, la aproximación basada en las RNA parte de un conjunto de datos de entrada suficientemente significativo y el objetivo es conseguir que la red *aprenda* automáticamente las propiedades deseadas. En este sentido, el diseño de la red tiene que ver menos con cuestiones como flujos de datos y detección de condiciones, y más que ver con cuestiones tales como selección del modelo de red, de las variables a incorporar y del preprocesamiento de la información que formará el *conjunto de entrenamiento*. Asimismo, el proceso de creación de la red no se denomina genéricamente programación sino que se suele denominar *entrenamiento*.

Por ejemplo, en una red que se va a aplicar al diagnóstico de imágenes médicas; durante la fase de entrenamiento el sistema recibe imágenes de tejidos que se sabe son cancerígenos y tejidos que se sabe son sanos, así como las respectivas clasificaciones de dichas imágenes. Si el entrenamiento es el adecuado, una vez concluido, el sistema podrá recibir imágenes de tejidos no clasificados y obtener su clasificación *sano/no sano* con un buen grado de seguridad. Las variables de entrada pueden ser desde los puntos individuales de cada imagen hasta un vector de características de las mismas que se puedan incorporar al sistema (por ejemplo, procedencia anatómica del tejido de la imagen o la edad del paciente al que se le extrajo la muestra).

Estructura

La mayoría de los científicos coinciden en que una RNA es muy diferente en términos de estructura de un cerebro animal. Al igual que el cerebro una RNA se compone de un conjunto masivamente paralelo de unidades de proceso muy simples y es en las conexiones entre estas unidades donde reside la inteligencia red. Sin embargo, en términos de escala, un cerebro es muchísimo mayor que cualquier RNA creada hasta la actualidad, y las neuronas artificiales también son más simples que su contrapartida animal.

Biológicamente, un cerebro aprende mediante la reorganización de las conexiones entre las neuronas que lo componen. De la misma manera, las RNA tienen un gran número de *procesadores* virtuales interconectados que de forma simplificada simulan la funcionalidad de las neuronas biológicas. En esta simulación, la reorganización de las conexiones sinápticas biológicas se modela mediante un mecanismo de **pesos**, que son ajustados durante la fase de aprendizaje. En una RNA entrenada, el conjunto de los pesos determina el *conocimiento* de esa RNA y tiene la propiedad de resolver el problema para el que la RNA ha sido entrenada.

Por otra parte, en una RNA, además de los pesos y las conexiones, cada neurona tiene asociada una función matemática denominada función de transferencia. Dicha función genera la señal de salida de la neurona a partir de las señales de entrada. La entrada de la función es la suma de todas las señales de entrada por el peso asociado a la conexión de entrada de la señal. Algunos ejemplos de funciones de transferencia son la función escalón, la lineal o mixta, la sigmoideal y la función gaussiana.

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 un aplicación particular más apropiada. Separandolas 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.

Ejemplos

Quake II Neuralbot

Un bot es un programa que simula a un jugador humano. El Neuralbot es un bot para el juego Quake II que utiliza una red neuronal para decidir su comportamiento y un algoritmo genético para el aprendizaje. Es muy fácil probarlo y ver su evolución.

BIBLIOGRAFIA

*<http://www.monografias.com/trabajos12/redneur/redneur.shtml#APLICAC>
http://es.wikipedia.org/wiki/Red_neuronal_artificial
<http://www.cyd.liu.se/%7Ebjoli035/botepidemic/neuralbot/index.shtml.htm>*

http://es.wikipedia.org/wiki/Red_neuronal_artificial"

<http://ciberconta.unizar.es/LECCION/REDES/INICIO.HTML>

http://www2.uca.es/dept/leng_sist_ifomaticos/preal/pedro

<http://www2.uca.es/grup-invest/sic/>