

Redes neuronales artificiales

Emilio Soria, Antonio Blanco

INTRODUCCIÓN

Si tuviéramos que definir la principal característica que nos separa del resto de animales seguramente, la gran mayoría de nosotros, responderíamos la capacidad de raciocinio. Esta capacidad nos ha permitido desarrollar una tecnología propia de tal manera que, en estos momentos, esta tecnología se orienta a descubrir su origen. ¿Cómo funciona el cerebro? ¿se pueden construir modelos artificiales que lo emulen? ¿se pueden desarrollar máquinas inteligentes? Todas estas preguntas han conducido a un rápido desarrollo de un campo multidisciplinar del conocimiento conocido como Inteligencia Artificial (I.A.). Este campo se podría dividir en dos clases que podríamos definir como “macroscópico” y “microscópico”.

En el primero de ellos se intenta modelizar el funcionamiento del cerebro en base a reglas del tipo “si ocurre esto entonces...”, el nombre de macroscópico se debe a que no se toma en cuenta en ningún momento la estructura interna del cerebro sino que modeliza su comportamiento en base a un funcionamiento que podríamos definir como global.

En la segunda aproximación se parte de la estructura que presenta el cerebro de tal forma que se constru-

yen modelos que tienen en cuenta dicha estructura. De esta forma aparecen “neuronas artificiales” que se combinan entre sí para formar “estructuras multicapas” que, a su vez, pueden combinarse para formar “comités de expertos”, etc. Esta forma de combinación recuerda la estructura en niveles del cerebro. Esta aproximación de la I.A conocida como **redes neuronales** ha sufrido, en los últimos años, un incremento espectacular en publicaciones, aplicaciones comerciales, número de congresos celebrados, etc.

¿QUÉ SON LAS REDES NEURONALES?

El punto de partida en el estudio del cerebro lo podríamos fijar en pleno siglo XX con los trabajos de Santiago Ramón y Cajal, uno de nuestros más grandes científicos. Fue él quien desarrolla la idea de neurona como el componente más pequeño en la estructura del cerebro. En casi todos los textos sobre redes neuronales se establece una analogía entre estos elementos y los componentes básicos de un ordenador: las puertas de silicio. En órdenes de velocidad las neuronas son en varios órdenes de magnitud más lentas que las puertas lógicas de silicio. No obstante, el cerebro suple esta menor velocidad con un mayor número de interconexiones. También hay que destacar la eficiencia del cere-



bro desde un punto de vista energético; a pesar del gran número de operaciones realizadas el cerebro no necesita de un ventilador como las modernas CPU's.

Si hubiera que destacar alguna característica del cerebro frente al ordenador se destacaría la alta interconexión de sus elementos constituyentes más pequeños: las neuronas. Esta capacidad de operar en paralelo le permite realizar tareas que necesitan una gran cantidad de cálculos y tiempo en potentes ordenadores. Un ejemplo cotidiano de esta característica es el reconocimiento de una cara en una fotografía; aunque se haya tomado mal y la persona esté un poco girada, la identificación de dicha persona no nos puede llevar mucho tiempo. Sin embargo, este giro puede poner en un serio aprieto a un ordenador. Otro ejemplo a destacar es el sistema de identificación de objetos de un murciélago. En su cerebro, del tamaño de un garbanzo, alberga un sistema que determina perfectamente la evolución de un obstáculo (velocidad relativa, posición, tamaño, etc) y todo en cuestión de milisegundos. Sobre este ejemplo sobran las analogías con los sistemas de radar y sonar creados por el hombre.

No existe una definición general de red neuronal artificial, existiendo diferentes según el texto o artículo consultado. Así nos encontramos con las siguientes definiciones:

- *Una red neuronal es un modelo computacional, paralelo, compuesto de unidades procesadoras adaptativas con una alta interconexión entre ellas.*
- *Sistemas de procesamiento de la información que hacen uso de algunos de los principios que organizan la estructura del cerebro humano.*
- *Modelos matemáticos desarrollados para emular el cerebro humano.*
- *Sistema de procesamiento de la información que tiene características de funcionamiento comunes con las redes neuronales biológicas.*
- *Sistema caracterizado por una red adaptativa combinada con técnicas de procesamiento paralelo de la información.*
- *Desde la perspectiva del reconocimiento de patrones las redes neuronales son una extensión de métodos clásicos estadísticos.*

Las definiciones expuestas son un botón de muestra pues cada autor las define de una manera. Parece ser que en todas ellas aparece el componente de simu-

lación del comportamiento biológico; veremos más adelante (concretamente al tratar el perceptrón multicapa) que no todas las redes emulan una determinada estructura neuronal. Lo que sí tienen en común estos elementos con el cerebro humano es la distribución de las operaciones a realizar en una serie de elementos básicos que, por analogía con los sistemas biológicos, se conocen como neuronas. Estos elementos están interconectados entre sí mediante una serie de conexiones que, siguiendo con la analogía biológica, se conocen como pesos sinápticos. Estos pesos varían con el tiempo mediante un proceso que se conoce como aprendizaje. Así pues podemos definir el aprendizaje de una red como el proceso por el cual modifica las conexiones entre neuronas, pesos sinápticos, para realizar la tarea deseada. Veremos más adelante los diferentes tipos de aprendizaje que existen.

REVISIÓN HISTÓRICA

Cuando se narra la corta pero intensa historia de las redes neuronales también conocidas como modelos conexionistas se suele fijar el origen en los trabajos de McCulloch y Pitts. Sin embargo, existen trabajos anteriores que abrieron el camino a estos investigadores. Entre estos trabajos podemos destacar el realizado por Karl Lashley en los años 20. En su trabajo de 1950 se resume su investigación de 30 años; en su trabajo destaca que el proceso de aprendizaje es un proceso distribuido y no local a una determinada área del cerebro. Un estudiante de Lashley, D. Hebb recoge el testigo de su maestro y determina una de las reglas de aprendizaje más usadas en la regla del conexionismo y que, lógicamente, se conoce con el nombre de aprendizaje *hebbiano*. Las contribuciones de este investigador aparecen publicadas en su libro *The Organization of the Behavior*. En el capítulo 4 se da, por primera vez, una regla para la modificación de las sinapsis, es decir, una regla de aprendizaje fisiológica. Además propone que la conectividad del cerebro cambia continuamente conforme un organismo aprende cosas nuevas, creándose asociaciones neuronales con estos cambios. En su postulado de aprendizaje, Hebb sigue lo sugerido por Ramón y Cajal al afirmar que la efectividad de una sinapsis variable entre dos neuronas se incrementa por una repetida activación de una neurona sobre otra a través de esta sinapsis. Desde un punto de vista neurofisiológico la regla planteada por Hebb sería una regla variante-temporal, con un alto mecanismo interactivo



que incrementa la eficacia sináptica como una función de la actividad pre y post sináptica. Desde un punto de vista conexionista la regla de Hebb es un tipo de aprendizaje no supervisado (no se necesita ningún “maestro”) en el que las conexiones entre dos neuronas se incrementan si ambas se activan al mismo tiempo.

La siguiente gran contribución a considerar es el trabajo de McCulloch y Pitts. En este trabajo, se fijan las características de trabajo de lo que, posteriormente, se va a conocer como neurona de McCulloch-Pitts. Este tipo de neurona es un dispositivo binario (salida 0 ó 1), tiene un umbral de funcionamiento por debajo del cual está inactiva y puede recibir entradas excitadoras o inhibitorias cuya acción es absoluta: si existe alguna de estas entradas la neurona permanece inactiva. El modo de trabajo es simple, si no existe ninguna entrada inhibitoria se determina la resultante de las entradas excitadoras y si ésta es mayor que el umbral, la salida es 1 y si no, la salida es 0. Se puede observar que, con un elemento tan simple como el que se acaba de definir, se pueden implementar un gran número de funciones lógicas mediante su combinación con elementos similares. Además, dado el estado de la neurofisiología en 1943, el modelo de McCulloch-Pitts se acercaba a lo conocido por esa época acerca de la actividad sináptica neuronal. Esta capacidad de modelizar funciones lógicas desató la euforia por estos elementos individuales; si se pueden modelizar funciones lógicas, ¿por qué no implementar un sistema de conocimiento mediante el uso de estas neuronas? Veremos más adelante cómo acabó este sueño.

En 1956, Rochester, Holland, Haibt y Duda presentan un trabajo en el que, por primera vez, se verifica mediante simulaciones una teoría neuronal basada en el postulado de Hebb. Para realizar este trabajo eminentemente práctico, se tuvieron que hacer varias suposiciones que, inicialmente, no estaban en el trabajo de Hebb. Por ejemplo se acotó el valor de las sinapsis que, en principio, podía crecer sin límite.

Otro gran genio matemático, John Von Neumann, se planteó ideas conexionistas: en una recopilación de sus trabajos posterior a su muerte sugiere como posible camino para mejorar los ordenadores, de los cuales se puede considerar como uno de los padres, el estudio del sistema nervioso central. En 1958 se producen las aportaciones de Selfridge y Rosenblatt. Estas contribuciones plantean implementaciones físicas de sistemas conexionistas. En su trabajo Selfridge plantea el sistema conocido como *Pandemonium*. Este sistema consta de una serie de capas compuestas por lo que se cono-

cen como “demonios”. Cada una de las diferentes capas de este sistema se reparten las diferentes tareas a realizar.

Por su parte, Rosenblatt, quince años después del estudio de McCulloch-Pitts, presenta una nueva aproximación al problema de reconocimiento de patrones mediante la introducción del perceptrón. Rosenblatt, planteó un dispositivo que realizara tareas que le interesaran a los psicólogos (él lo era). El hecho que fuera una máquina capaz de aprender la hacía irresistiblemente atractiva para los ingenieros.

En 1960 Widrow y Hoff presentan su *ADALINE*. Estas siglas tienen una historia curiosa: cuando las redes neuronales estaban en su máximo apogeo eran el acrónimo de *Adaptive Linear Neuron*; cuando las cosas empezaron a ir mal para las redes neuronales pero este sistema se seguía usando por los buenos resultados obtenidos con él se cambió a *Adaptive Linear Element*. El sistema planteado por Widrow estaba regido por un algoritmo de aprendizaje muy sencillo denominado *LMS (Least Mean Square)*. Con este trabajo se propone un sistema adaptativo que puede aprender de forma más precisa y rápida que los perceptrones existentes. El trabajo de Widrow permitió el desarrollo de un área del procesado digital de señales (control de sistemas) que se conoce con el nombre de procesado (control) adaptativo.

Block presenta en 1962 un trabajo que estudia los perceptrones más concretamente, presenta resultados sobre el perceptrón “MARK I” con 400 dispositivos receptores fotosensitivos dispuestos en una matriz 20 por 20 con un conjunto de 8 unidades de salida.

Llegamos al trabajo de Minsky y Papert titulado *Perceptrons* que paralizó durante 10 años el avance de este campo de la inteligencia artificial. Este trabajo, que fue escrito y expuesto brillantemente, puso de manifiesto las limitaciones de los perceptrones. Estas limitaciones hacían referencia a la clase de problemas que se podían resolver usando estos elementos. Minsky y Papert demostraron que un perceptrón sólo podía resolver problemas linealmente separables que, para desgracia de los conexionistas, son los menos. Además los autores expusieron, y por esto se les ha criticado, sus opiniones sobre las extensiones de los perceptrones (a sistemas multicapa); ellos plantearon su absoluta inutilidad práctica. También hay que tener en cuenta que, en el momento de la publicación de su trabajo, Minsky y Papert trabajaban en otro campo de la inteligencia artificial. Sin embargo, como se demostró más tarde, se equivocaron en sus conjeturas.



El trabajo de Minsky y Papert supuso una paralización de los trabajos sobre temas conexionistas, sin embargo algunos investigadores continuaron trabajando.

Kohonen y Anderson proponen el mismo modelo de memoria asociativa de forma simultánea. A modo de demostración de los diferentes campos de conocimiento que engloban los sistemas conexionistas estos autores tienen una formación diferente (Kohonen es ingeniero eléctrico y Anderson es neurofisiólogo). En el modelo artificial planteado la neurona es un sistema lineal que usa como regla de aprendizaje la regla de Hebb modificada¹: estamos ante un asociador lineal.

En 1980, Stephen Grossberg, uno de los autores más prolíficos en el campo de las redes neuronales, establece un nuevo principio de auto-organización desarrollando las redes neuronales conocidas como ART (*Adaptive Resonance Theory*). Grossberg ha planteado diferentes modelos neuronales que han presentado una gran utilidad práctica (principalmente en el campo del reconocimiento de patrones).

En 1982 J. Hopfield publica un trabajo clave para el resurgimiento de las redes neuronales. Gran parte del impacto de este trabajo se debió a la fama de Hopfield como distinguido físico teórico. En él, desarrolla la idea del uso de una función de energía para comprender la dinámica de una red neuronal recurrente con uniones sinápticas simétricas. En este primer trabajo, Hopfield sólo permite salidas bipolares (0 ó 1). En un trabajo posterior amplía la función energía planteada para estos sistemas permitiendo la salida continua de las neuronas. El principal uso de estas redes ha sido como memorias y como instrumento para resolver problemas de optimización como el problema del viajante.

En el mismo año de 1982 Kohonen publica un importante artículo sobre mapas autoorganizativos que se ordenan de acuerdo a unas simples reglas. El aprendizaje que se da en el modelo planteado no necesita de un "maestro"; estamos ante un aprendizaje de tipo no supervisado.

Al año siguiente, en el número especial sobre modelos neuronales de la revista especializada *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, aparecen dos trabajos de gran importancia en el desarrollo de las redes neuronales. Fukushima, Miyake e Ito presentan una red neuronal, el *Neocognitron*, de tal forma que combinando ideas del campo de la fisiología, ingeniería y de la teoría neuronal crean un dispositivo que

es capaz de ser aplicado con éxito en problemas de reconocimiento de patrones. Este trabajo, y de ahí lo de *Neo*, supone un perfeccionamiento de un modelo anterior presentado por los mismos autores y conocido como *Cognitron*. Este sistema fue probado con la tarea de identificar números escritos a mano.

El segundo trabajo, presentado por Barto, Sutton y Anderson estudia el aprendizaje reforzado y su aplicación en control. En este trabajo se plantea este nuevo tipo de aprendizaje en el que, a diferencia de trabajos anteriores sobre modelos supervisados, no es necesario un conocimiento total del error cometido por la red; lo único que se necesita es conocer el signo del error.

En 1986 aparece un trabajo que, junto al de Hopfield, resucitará el interés por las redes neuronales. En este trabajo Rumelhart, Hinton y Williams, desarrollan el algoritmo de aprendizaje de retropropagación (*back-propagation*) para redes neuronales multicapa dando una serie de ejemplos en los que se muestra la potencia del método desarrollado. A partir de ese año, el número de trabajos sobre redes neuronales ha aumentado exponencialmente apareciendo un gran número de aportaciones tanto a los métodos de aprendizaje como a las arquitecturas y aplicaciones de las redes neuronales. Se podría destacar de entre todas estas aportaciones el trabajo de Broomhead y Lowe y el de Poggio y Girosi sobre el diseño de redes neuronales en capas usando RBF (*Radial Basis Functions*), el trabajo intensivo desarrollado sobre las máquinas de vectores soporte, el desarrollo de la unión entre elementos neuronales y difusos y, por último, los trabajos sobre neuronas de pulsos (*spike neurons*), sobre este tema se recomienda visitar la página WEB http://diwww.epfl.ch/lami/team/gerstner/wg_pub.html. Finalmente hay que hacer mención a uno de los "motores" en el desarrollo de las redes neuronales: la predicción en series temporales. Una generalización de las redes TDNN (orientadas especialmente para ser usadas con series temporales) la realizó Eric Wan. En su trabajo los pesos sinápticos, conexiones sinápticas, eran filtros digitales.

VENTAJAS DE LAS REDES NEURONALES

Acabamos de ver el desarrollo histórico de los sistemas conexionistas; se ha comprobado que, es una ciencia multidisciplinar donde ingenieros, psicólogos,

¹ El cambio en la sinapsis es proporcional al producto entre la entrada y la salida de la neurona.



médicos, matemáticos y físicos teóricos han aportado algún elemento a estas teorías, pero, ¿por qué ese interés en estos sistemas? ¿qué tienen en especial frente a otros que podríamos denominar clásicos? en definitiva ¿qué cosas nuevas nos ofrecen?

Al principio de este capítulo se ha comentado que la potencia computacional de una red neuronal deriva, principalmente, de su estructura de cálculo distribuido paralelo. Esta estructura le permite la resolución de problemas que necesitarían gran cantidad de tiempo en ordenadores “clásicos”. Pero aparte de este hecho aparecen otras propiedades que las hacen especialmente atractivas para ser usadas en una gran cantidad de problemas prácticos:

- a) *Son sistemas distribuidos no lineales:* Una neurona es un elemento no lineal por lo que una interconexión de ellas (red neuronal) también será un dispositivo no lineal. Esta propiedad permitirá la simulación de sistemas no lineales y caóticos, simulación que, con los sistemas clásicos lineales, no se puede realizar.
- b) *Son sistemas tolerantes a fallos:* Una red neuronal, al ser un sistema distribuido, permite el fallo de algunos elementos individuales (neuronas) sin alterar significativamente la respuesta total del sistema. Este hecho las hace especialmente atractivas frente a los computadores actuales que, por lo general, son sistemas secuenciales de tal forma que un fallo en uno de sus componentes conlleva que el sistema total no funcione.
- c) *Adaptabilidad:* Una red neuronal tiene la capacidad de modificar los parámetros de los que depende su funcionamiento de acuerdo con los cambios que se produzcan en su entorno de trabajo (cambios en las entradas, presencia de ruido, etc...). Con respecto a la capacidad de adaptación hay que tener en cuenta que ésta no puede ser tampoco excesivamente grande ya que conduciría a tener un sistema inestable respondiendo a pequeñas perturbaciones. Este es el problema conocido como el dilema plasticidad-estabilidad.
- e) *Establecen relaciones no lineales entre datos.* Las redes neuronales son capaces de relacionar dos conjuntos de datos mediante relaciones complejas.
- f) *Posibilidad de implementación en VLSI:* Esta posibilidad permite que estos sistemas puedan ser aplicados en sistemas de tiempo real, simulando sistemas biológicos mediante elementos de silicio.

Todas estas ventajas hacen el uso de las redes neuronales especialmente atractivo en un gran número de aplicaciones. Sin embargo antes de enunciar algunas (¡no todas!) de estas aplicaciones pasaremos a describir los diferentes modelos que nos podemos encontrar.

En el campo de las redes neuronales se conoce con el nombre de *arquitectura* la forma en la que se unen los diferentes elementos, neuronas, mediante una serie de conexiones, pesos sinápticos. En principio podemos distinguir tres niveles, en cuanto a arquitectura se refiere, que los podemos definir como:

- **Microestructura:** Este nivel hace referencia al elemento más pequeño: la neurona. Este es el nivel más pequeño pero no por ello es el menos importante; aquí se fijan características tan importantes como la función de activación que se explicará a continuación.
- **Mesoestructura:** Una vez sobrepasado el nivel neuronal llegamos a este nivel donde se fija la forma de conexión y la disposición de los elementos explicados anteriormente.
- **Macroestructura:** Las diferentes redes planteadas en el nivel anterior se pueden combinar entre sí para dar estructuras mayores alcanzándose mejores prestaciones.

Veamos más detenidamente todos estos niveles.

MODELOS NEURONALES

En todo modelo artificial de neurona se tienen cuatro elementos básicos:

- a) Un conjunto de conexiones, pesos o sinapsis que determinan el comportamiento de la neurona. Estas conexiones pueden ser excitadoras (presentan un signo positivo), o inhibitoras (conexiones negativas).
- b) Un sumador que se encarga de sumar todas las entradas multiplicadas por las respectivas sinapsis.
- c) Una función de activación no lineal para limitar la amplitud de la salida de la neurona.
- d) Un umbral exterior que determina el umbral por encima del cual la neurona se activa.

Esquemáticamente, una neurona artificial quedaría representada por la figura 1:

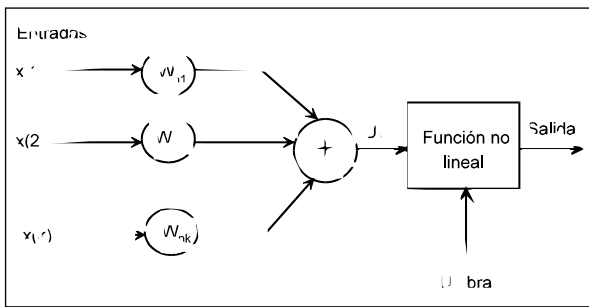


Ilustración 1. Esquema de un modelo neuronal

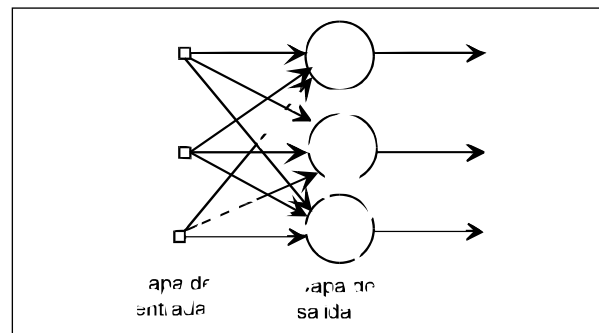


Ilustración 2. Red neuronal monocapa.

Matemáticamente las operaciones a realizar serían:

$$U_n = \sum_{j=1}^k W_{nj} \cdot x(j)$$

y:

$$\text{salida} = \rho(U_n - \text{umbral})$$

donde ρ es una función no lineal conocida como función de activación. Las funciones definidas varían entre 0 y 1; se pueden definir a partir de ellas otras funciones que varían entre -1 y 1 simplemente escalando las salidas entre estos límites.

Redes neuronales multicapa Es una generalización de la anterior existiendo un conjunto de capas intermedias entre la entrada y la salida (capas ocultas). Este tipo de red puede estar total o parcialmente conectada.

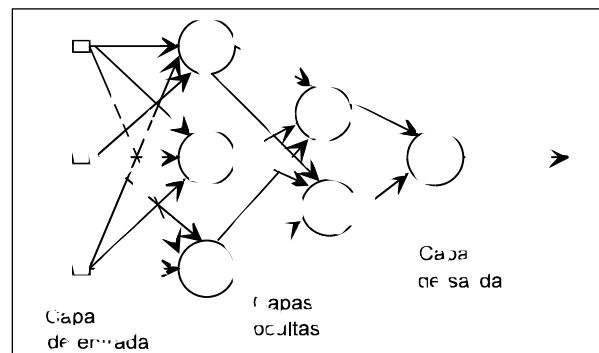


Ilustración 3. Esquema de una red neuronal multicapa.

ARQUITECTURAS NEURONALES

Los elementos básicos comentados anteriormente se pueden conectar entre sí para dar lugar a las estructuras neuronales o modelos conexionistas que podríamos clasificar de diferentes formas según el criterio usado. Así se tendría:

Según el número de capas

Redes neuronales monocapas Se corresponde con la red neuronal más sencilla ya que se tiene una capa de neuronas que proyectan las entradas a una capa de neuronas de salida donde se realizan diferentes cálculos. La capa de entrada, por no realizar ningún cálculo, no se cuenta de ahí el nombre de redes neuronales con una sola capa. Una aplicación típica de este tipo de redes es como memorias asociativas.

Según el tipo de conexiones

Redes neuronales no recurrentes. En esta red la propagación de las señales se produce en un sentido solamente, no existiendo la posibilidad de realimentaciones. Lógicamente estas estructuras no tienen memoria.

Redes neuronales recurrentes. Esta red viene caracterizada por la existencia de lazos de realimentación. Estos lazos pueden ser entre neuronas de diferentes capas, neuronas de la misma capa o, más sencillamente, entre una misma neurona. Esta estructura recurrente la hace especialmente adecuada para estudiar la dinámica de sistemas no lineales. La siguiente figura representa el esquema de una red recurrente.

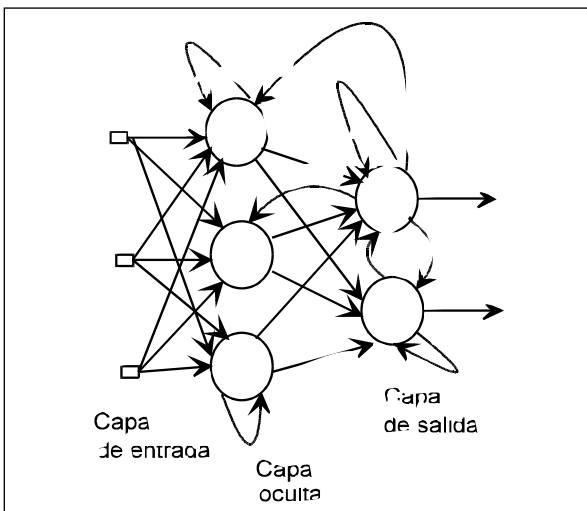


Ilustración 4. Red neuronal recurrente.

Según el grado de conexión

Redes neuronales totalmente conectadas. En este caso todas las neuronas de una capa se encuentran conectadas con las de la capa siguiente (redes no recurrentes) o con las de la anterior (redes recurrentes).

Redes parcialmente conectadas. En este caso no se da la conexión total entre neuronas de diferentes capas.

Estas estructuras neuronales se podrían conectar entre sí para dar lugar a estructuras mayores: estamos en el nivel de la mesoestructura. Esta conexión se puede llevar a cabo de diferentes formas siendo las más usuales las estructuras en paralelo y jerárquicas. En la primera estructura se plantea un "consenso" entre las diferentes redes para obtener la salida mientras que en la estructura jerárquica existen redes subordinadas a otras que actúan como elementos centrales en la salida final de la red.

APLICACIONES DE LAS REDES NEURONALES

Las aplicaciones de las redes neuronales las podríamos dividir según el campo del conocimiento donde se aplican.

Medicina. Las aplicaciones en medicina encuentran su reflejo en problemas de diagnóstico médico. Es uno de los campos con más futuro y, hoy por hoy, uno de

los menos desarrollados. Aplicaciones en este campo serían:

1. *Diagnóstico de cardiopatías.* Este tipo de aplicaciones nos clasifican el electrocardiograma en diferentes tipos o clases.
2. *Detección de tumores cancerígenos.* Una red neuronal entrenada localiza y clasifica en imágenes médicas la posible existencia de tumores cancerígenos.
3. *Caracterización de la dinámica en la variabilidad cardíaca.* La regulación del ritmo cardíaco se lleva a cabo por un sistema dinámico operando bajo un régimen caótico.
4. *Compresión de señales electrocardiográficas.* Uno de los temas más activos actualmente en el campo de la ingeniería biomédica es la telemedicina. Esta disciplina consiste en el desarrollo de algoritmos que permitan el diagnóstico de una determinada enfermedad sin que el paciente se tenga que desplazar al centro médico. Las diferentes señales que necesita el médico se transmiten vía telefónica. Para aumentar la eficacia de esta transmisión se podría pensar en la compresión de la señal que consiste en aplicar diferentes algoritmos para reducir su tamaño. Uno de los métodos de compresión es con redes neuronales.
5. *Predicción de enfermedades degenerativas cardíacas.* Pacientes que han sufrido un infarto recientemente presentan un cierto factor de riesgo de sufrir otro. Se puede usar una red para modelizar el comportamiento de las arterias coronarias.
6. *Predicción del riesgo de intoxicación por digoxina.* En esta aplicación la tarea de la red neuronal es predecir el posible riesgo de intoxicación por digoxina que es un fármaco usado en problemas de corazón.
7. *Predicción de la respuesta emética.* En esta aplicación la red neuronal determina como salida la respuesta emética. Esta respuesta está relacionada con el número de náuseas y vómitos que siente un paciente oncológico tras un tratamiento con quimioterapia.
8. *Predicción del nivel de Tacrolimus en sangre.* Este fármaco se utiliza en la terapia post-trasplante. Presenta un estrecho ámbito terapéutico (la concentración en sangre se debe mantener entre 5 y 15 ng/ml). Una red neuronal ha



demostrado su utilidad en la predicción del nivel de este fármaco en sangre.

9. *Predicción del nivel de ciclosporina.* La ciclosporina es un fármaco usado habitualmente para evitar la reacción de rechazo en transplantes de riñón, corazón, pulmón e hígado. Predecir la concentración de este fármaco a corto plazo ayudaría a la optimización de la dosis siguiente. Esta predicción se puede hacer con una red neuronal.

Procesado de la señal. En este campo las redes neuronales han encontrado un gran hueco de tal forma que ya existe una sociedad internacional sobre la aplicación de redes neuronales en problemas de procesado de la señal. Algunos problemas de clasificación donde se aplican las redes neuronales serían:

1. *Ecualización de canales de comunicación.* Ecualizar un canal consiste en recuperar la señal que, al pasar a través de un canal de comunicaciones, sufre una distorsión. Esta aplicación tiene entonces gran importancia con el auge de las comunicaciones móviles. La aplicación de redes neuronales se ha mostrado más efectiva que el uso de otros sistemas.
2. *Reconocimiento de patrones en imágenes.* Esta aplicación evidencia la capacidad de las redes neuronales ya que se trata de una tarea relativamente sencilla para un ser humano pero tremendamente costosa de implementar en un sistema artificial.
3. *Reconocimiento de voz.* Esta aplicación, de gran importancia de cara a la implementación de sistemas controlados por la voz, ha encontrado en las redes neuronales un camino para su desarrollo.
4. *Sonar y Radar.* La capacidad de las redes neuronales para clasificar determinados objetos (imágenes, sonidos, señales unidimensionales, ...) les permite su aplicación en este campo como dispositivos para discernir los diferentes objetivos.
5. *Eliminación activa de ruido.* Cuando el ruido y la señal de interés tienen los espectros frecuenciales solapados un filtrado selectivo en frecuencia no tiene sentido. En este caso hay que intentar otras aproximaciones. Una de estas es la cancelación activa de ruido aplicando sistemas adaptativos y redes neuronales.

6. *Control.* En este caso el sistema a controlar se modeliza para poder realizar predicciones de su comportamiento y, de esta forma poder controlarlo más fácilmente

Economía. En esta disciplina, donde hay que tomar decisiones entre un número de opciones, las redes neuronales son directamente aplicables frente a otros métodos por sus características intrínsecamente no lineales. Así algunas de estas aplicaciones serían:

1. *Concesión de créditos.* En esta aplicación las redes neuronales en virtud de determinados marcadores económicos de la persona que pide el préstamo decide su viabilidad o no .
2. *Detección de posibles fraudes en tarjetas de crédito.* Las redes neuronales pueden ser usadas como elementos discriminativos para conceder o no una determinada cantidad en un cajero automático
3. *Determinación de la posibilidad de quiebra de un banco.* En esta aplicación la red neuronal determina el riesgo de quiebra de un banco en virtud de determinados parámetros económicos.
4. *Predicción del gasto eléctrico de empresas y centrales.* Mediante el uso de una red neuronal podemos estimar el consumo de una empresa y, por tanto, podemos administrar mejor los recursos eléctricos de dicha empresa. Extensiones de este trabajo abarcan otros recursos como, por ejemplo, el consumo de aguas.
5. *Cambio de moneda.* Las redes neuronales se han usado para la predicción del cambio entre el dólar americano y el marco alemán [ref-].
6. *Tendencias a corto y medio plazo en bolsas de valores.* Si se buscan por Internet los productos derivados de las redes neuronales que se comercializan se encontrará rápidamente que la gran mayoría de ellos se orientan a aplicaciones de este tipo
7. *Predicción de stocks.* Uno de los mayores problemas que se puede encontrar una fábrica es la falta o un exceso de suministros. En el primer caso no puede producir y, en el segundo, si no dispone de un buen almacén, se puede producir el caos. Una buena previsión de la cantidad necesaria justa podría evitar muchos problemas

Medio Ambiente. Que vivimos en un ambiente dinámico y no lineal nadie lo puede negar; cualquier



método aplicado a este campo necesariamente debe tener en cuenta estos hechos irrefutables. Tenemos, pues, otro campo importante de aplicación de las redes neuronales. Algunas aplicaciones de éstas serían:

1. *Predicción de irradiación solar.*
2. *Predicción de niveles tóxicos de ozono en zonas urbanas y rurales.* Este gas nos protege de la radiación ultravioleta del sol, sin embargo, un exceso de este gas puede conducir a problemas. Una predicción de su concentración en la atmósfera a corto plazo (uno o dos días) podría conducir a la aplicación de medidas para evitar posi-

bles incrementos indeseados en la concentración de este gas.

3. *Predicción de variaciones globales de temperatura.*

RESUMEN

En esta comunicación se ha intentado presentar un rápido resumen a un tema tan de actualidad en el campo de la inteligencia artificial como son las redes neuronales. A resaltar que no es un tema académico sino que se utilizan en un número de aplicaciones que crece día a día.