

Conexionismo e instrucción

*Rosa María Pons Parra**

*José Manuel Serrano González-Tejero***

Recibido: Septiembre 2 de 2011

Aceptado: Septiembre 30 de 2011

Conexionism and instruction

Palabras clave: Conexionismo, Inteligencia artificial, Procesamiento humano de la información, Simulación de procesos.

Resumen

El estudio comienza con un análisis de los esfuerzos de la psicología cognitiva por entender cómo se representa el conocimiento sobre el mundo y cómo operan los procesos cognitivos para alcanzar esa representación. Tras diferenciar entre procesamiento simbólico (procesamiento serial de la información) y procesamiento no simbólico y subsimbólico (procesamiento distribuido en paralelo), el trabajo se centra en este último desde la perspectiva conexionista, describiendo las unidades y los procesos de procesamiento. A continuación, describe también el aprendizaje en el modelo conexionista para abordar las implicaciones de este en la educación escolar y fundamentalmente en la enseñanza universitaria, estableciendo un modelo hipotético que resalta la importancia del procesamiento paralelo a la hora de simular el aprendizaje. Enseguida, compara los modelos de procesamiento serial y paralelo, y concluye con la importancia que pueden tener en el momento actual los modelos híbridos de procesamiento.

Key words: Conexionism, Artificial intelligence, Human information processing, Process simulation.

Abstract

This research aims to analyze of the ways cognitive psychology attempts to understand how knowledge about the world is represented, and how cognitive processes work to achieve that representation. After differentiating between symbolic processing (serial processing of information), and non-symbolic processing and subsymbolic (parallel distributed processing), this paper focus on the latter from conexionism, describing the units and prosecution processes. The following describes learning in the conexionism model to tackle its implications in school education and mainly, in higher education, by establishing a hypothetical model which highlights the importance of parallel processing when stimulating learning. Finally, it compares serial and parallel processing models, and sums up with the importance of the hybrid processing models nowadays.



* Profesora contratada de la Universidad de Murcia. rmpons@um.es

** Profesor titular de la Universidad de Murcia, España. serrano@um.es

Introducción

La psicología cognitiva, como escuela psicológica o, mejor, como paradigma psicológico, tiene una historia reciente. De hecho, aunque algunas propuestas de finales de los años 40 y de la década de los 50 se puedan considerar como los primeros esbozos de esta forma de hacer psicología, es a partir de los años 60 cuando realmente se empieza a extender por el mundo entero, compitiendo en los centros de estudio y de investigación con el conductismo, al que finalmente desbancó como paradigma dominante.

El conductismo supuso uno de los mayores esfuerzos de los psicólogos por hacer de su disciplina una ciencia. Los principios metodológicos que exigió a la ciencia psicológica (experimentación, rechazo de la introspección, empleo de categorías explicativas definidas operacionalmente, etc.) fueron un adelanto y una conquista que la mayoría de los psicólogos consideran, hoy día, irrenunciables. Sin embargo, estos triunfos se vieron claramente empañados en dos cuestiones fundamentales:

- El conductismo era una psicología sin sujeto (psicología del organismo vacío);
- Su pretensión teórica fundamental consistía en explicar toda la conducta a partir del aprendizaje, por lo que para esta teoría son los refuerzos y los estímulos presentes en la vida de los organismos los que determinan su modo de relacionarse con el medio y de resolver sus problemas adaptativos.

Esta paradójica «renuncia al sujeto» para ex-

plicar «lo que el sujeto hace», se puede plantear en los términos del dualismo tradicional de cuerpo y mente. De manera que el conductismo da poca importancia al cuerpo y a las predisposiciones genéticas de la conducta, aunque también rechaza la mente, de la que prescinde de forma explícita como elemento explicativo y, en muchos casos, incluso llega a combatirla. Podríamos decir, entonces, que la psicología conductista estudia la conducta para explicar la conducta.

Esta idea del ambientalismo y del organismo vacío entra en crisis en los años 60, cuando los principios explicativos básicos que los sustentan son ampliamente cuestionados, tanto por los etólogos y por las investigaciones que emanan desde las neurociencias como por los propios desarrollos de la disciplina psicológica.

Por parte de la psicología cognitiva, la crítica se referirá básicamente al olvido de la mente. En efecto, sabemos que la psicología cognitiva resultó atractiva, fundamentalmente, porque introdujo de nuevo en la psicología temas como el de la atención, la percepción, la memoria, el pensamiento y el lenguaje, que son al parecer irrenunciables para toda psicología que busque ser completa y que el conductismo a duras penas pudo incluir en sus investigaciones. Y como compendio de todas estas capacidades y actividades, la psicología cognitiva resaltó el valor de la mente. De nuevo la mente entra, así, en la psicología, y, además, es explicada con métodos que se heredan del conductismo y que albergan la tan manida pretensión de objetividad, por

cuanto la psicología cognitiva rechaza la introspección como acceso privilegiado a lo psíquico y favorece los informes objetivos obtenidos en laboratorio. Simplificando, si el mentalismo tradicional pretende estudiar la mente mirando a la mente, la psicología cognitiva busca estudiar la mente mirando la conducta. En este sentido, la psicología cognitiva considera irrenunciable la referencia a la mente como causa de la conducta, pero también considera irrenunciable la observación objetiva de la conducta para el descubrimiento de las estructuras y procesos mentales, supuestamente elicitadores de la conducta.

Pero la diferencia con otros mentalismos no solo radica en el método sino en los conceptos y categorías fundamentales con los que intenta comprender la mente, es decir, la diferencia esencial está en la idea de mente.

La categoría explicativa básica que utiliza el paradigma cognitivo es la de *información*: «la mente es una entidad capaz de recibir, almacenar y procesar de diversos modos la información y de generar una conducta en virtud de dichas actividades». Podemos decir así que “lo más general y común que podemos decir de la psicología cognitiva es que refiere la explicación de la conducta a entidades mentales, a estados, a procesos y a disposiciones de naturaleza mental, para los que reclama un nivel de discurso propio” (Rivière, 1987, p. 21). Esta tesis primordial tiene importantísimas consecuencias en la idea de mente y de psicología propuesta por este paradigma. Por ejemplo, parece claro que las acti-

vidades mentales que no son cogniciones, es decir, las actividades mentales que no consisten en informar o describir el mundo, solo pueden entrar con enormes dificultades en el programa de investigación cognitivo (y aquí hay que incluir fundamentalmente el mundo de las emociones y el de la motivación): *estar triste* no es tener un estado informativo determinado, *desear* no es tener una representación del mundo, aunque, evidentemente, el problema es que la información manejada por el sujeto tiene una clara influencia tanto en la emoción y en el sentimiento, como en el deseo y la voluntad. En términos clásicos, la psicología cognitiva estudia la dimensión intelectual de la *psique*, pero no la emotiva y la volitiva.

En su forma de entender la información y en el modo de procesarla, fueron importantes ciertas ideas filosóficas y los avances tecnológicos en informática. En primer lugar, y mirando de cara a la filosofía, la influencia más clara tiene que ver con las tesis racionalistas. En segundo lugar, por la importancia que se le da a las representaciones, ya que el trato con las cosas está determinado por el conocimiento que el sujeto tiene del mundo, conocimiento que ha de estar presente de algún modo en él para que su conducta resulte eficaz. A esta forma vicaria de «ser mundo» se le suele llamar representación, y la investigación de su estatus y de sus peculiaridades es precisamente uno de los temas principales en el paradigma cognitivo. Las entidades tienen contenido semántico, significan algo (por ejemplo, conceptos, figuras, formas, ángulos,

notas, propiedades, etc.) y gracias a dicho significado son referencias al mundo. De este modo, las representaciones se convierten en las unidades informativas que maneja el sujeto, cuyo procesamiento determina la conducta. Pero las representaciones se combinan unas con otras siguiendo reglas y el rendimiento de cada una de las facultades mentales (percepción, memoria, lenguaje, atención, etc.), esencialmente es definido a partir de las distintas reglas de transformación y combinación de las representaciones. De este modo, reglas y representaciones son dos de los elementos conceptuales básicos del cognitivismo y dan lugar a uno de los programas de investigación más característicos de este paradigma: el *procesamiento de la información*.

De esta manera, podemos considerar el procesamiento de la información como un sistema representacional que se organiza en tres niveles (Ballesteros, 1992, p. 345):

- a) El nivel semántico, que explica por qué este sistema sabe cuáles son sus objetivos;
- b) El nivel simbólico, que codifica mediante expresiones simbólicas el contenido semántico, al tiempo que dicta las reglas que permiten manipular dichos símbolos; y
- c) El nivel físico que actúa como soporte material del sistema.

“La concepción del ser humano como «procesador de la información» se basa, pues, en la aceptación de la analogía entre la mente humana y el funcionamiento de un computador. Para ser más exactos, se adaptan los programas de

computador como metáfora del funcionamiento cognitivo humano” (Poza, 2010, p. 43). Esta analogía está basada en el *test de Turing*, según el cual, si la ejecución de dos sistemas de procesamiento, en una determinada tarea, alcanza un isomorfismo que dificulta la distinción entre ambos, los dos sistemas deben considerarse idénticos.

La tecnología existente estableció el modo concreto de concebir las formas de instanciar la representación y de procesar la información. Aunque en los primeros años de la informática, hubo algunos intentos de construir sistemas artificiales de procesamiento que reprodujesen algunos aspectos muy abstractos del cerebro (el *perceptrón*¹ o el *adaline*², por ejemplo), el modelo que sin embargo tuvo más éxito fue el del ordenador Von Neumann, al punto que los ordenadores actuales son ejemplos de este modelo. Sus características principales son las siguientes:

- La información está localizada en partes físicas concretas: si guardo en el disco duro de mi ordenador lo que ahora estoy escribiendo, la información se almacenará físicamente en un lugar preciso, al que el ordenador sabrá acceder mediante un sistema preciso de direcciones;
- La información se procesa “*en serie*”: si hago

1 El perceptrón es un tipo de neurona artificial o, en su caso, de red neuronal artificial.

2 El adaline (de ADaptative LINEar Element, aunque originalmente el nombre correspondía a ADaptative LINEar NEuron) es un tipo de red neuronal artificial. La diferencia entre el adaline y el perceptrón estándar es que el perceptrón solo tiene capacidad para clasificar, ya que utiliza una función umbral sobre la suma ponderada de las entradas, a diferencia del adaline, que es capaz de estimar una salida real.

que “corra” un programa en mi ordenador, las instrucciones de que este consta se realizarán siguiendo un orden, y una en cada unidad de tiempo, nunca dos (o más) en el mismo momento (un único procesador);

- La información con la que trabaja el ordenador es significativa, al menos en el nivel del programador: una palabra, una letra, una línea, un ángulo, una figura, etc.;
- El ordenador consta de partes físicamente diferenciadas para tareas realmente diferentes: grandes estructuras como la memoria, los periféricos, la unidad lógico-matemática, la unidad de procesamiento central, etc.;
- La información está controlada desde una parte privilegiada del ordenador: la unidad central de procesamiento (CPU), unidad que se encarga de establecer las jerarquías en la actuación y el control del sistema;
- Las reglas de procesamiento describen transformaciones que atienden a restricciones lógicas, semánticas y sintácticas.

La teoría psicológica cognitiva clásica tomó estas ideas y las trasladó a la psicología, de manera que, partiendo de la idea de que la mente era como un programa informático y el cerebro como el *hardware* del ordenador, intentó describir el flujo de la información con la idea de que la mente procesa la información a través de «macroestructuras» que la transforman a su manera. De este modo, la investigación debía centrarse en buscar el auténtico modo en el que se producen las representaciones (Pons y Serrano, 2011).

El principal problema actual de la psicología

cognitiva consiste, por tanto, en determinar cómo se representa el conocimiento. El número de teorías que trata de explicar cómo se codifica, almacena y recupera el conocimiento ha demostrado una falta de acuerdo y una dispersión conceptual que ha generado una serie de *constructos* distintos y diferenciados, a la hora de explicar este proceso de representación. Por ello, algunos autores proponen albergar este subparadigma en un paradigma más general, como es el constructivista, que, además, permita incluir los elementos emotivos y volitivos (Serrano y Pons, 2008, 2011).

Esta es la razón por la que los *chunks*³ del procesamiento humano de la información o las unidades representacionales que utiliza este subparadigma de la psicología cognitiva, se pueden agrupar en un conjunto amplio de estructuras como: las *redes semánticas* (Quillian, 1968), los *sistemas de producción* (Anderson, 1983), los *esquemas* (Rumelhart, 1989), los *guiones* o *scripts* (Schank, 1982), las *imágenes mentales* (Serrano, 2008), los *modelos mentales* (Johnson-Laird, 1980) y los *marcos* (Minsky, 1975).

Una «red semántica»⁴ o «esquema de representación en red» es una forma de explicación del conocimiento en la que los conceptos y sus interrelaciones se designan mediante un grafo.

3 Un chunk es un fragmento de información. En computación distribuida, es un conjunto de datos que se envía a un procesador o cada una de las partes en que descompone el problema para su paralelización.

4 Conviene no confundir ‘red semántica’ *semantic network* con ‘web semántica’ *semantic web*.

En un grafo (o red semántica), los elementos semánticos se representan por nodos. Cierta tipo de relaciones no simétricas requieren grafos direccionales que usan flechas en lugar de líneas; por tanto, dos elementos semánticos entre los que se admite que se da la relación semántica que representa la red, estarán unidos siempre mediante una línea, una flecha, un enlace o una arista. En caso de que no existan ciclos, estas redes pueden ser visualizadas como árboles. Las redes semánticas son usadas a la hora de elaborar, entre otras cosas, mapas conceptuales y mentales.

Un «sistema de producción» es una estructura que facilita la descripción y la ejecución de un proceso de búsqueda, y consiste en:

- a) Un conjunto de facilidades para la definición de reglas;
- b) Mecanismos para acceder a una o más bases de conocimientos y datos;
- c) Una estrategia de control que especifica el orden en el que las reglas son procesadas, y la forma de resolver los conflictos que pueden aparecer cuando varias reglas coinciden simultáneamente; y
- d) Un mecanismo que se encarga de ir aplicando las reglas.

Los sistemas de producción se definen como un conjunto de características que permiten visualizar la mejor forma en que pueden ser implementados. Se dice que un sistema de producción es *monotónico* si la aplicación de una regla no evita que más tarde se pueda aplicar otra que también pudo ser aplicada en el mismo momen-

to en que la primera fue seleccionada. Un sistema de producción es *parcialmente conmutativo* si existe un conjunto de reglas que al aplicarse en una secuencia particular transforma un estado 'A' en otro 'B', y si con la aplicación de cualquier permutación posible de dichas reglas se puede lograr el mismo resultado. Un sistema de producción es *conmutativo*, si es monotónico y parcialmente conmutativo.

Una «imagen mental» es una experiencia que, en muchas ocasiones, se asemeja considerablemente a la experiencia de percibir un objeto, suceso o escena, con la diferencia de que puede producirse cuando ese elemento no se encuentra realmente expuesto a los sentidos.

Un «guión» (*script*) es un archivo de órdenes o de procesamiento por lotes que por lo regular se almacena en un archivo de texto plano. Los *scripts* son casi siempre interpretados, pero no todo programa interpretado es considerado un *script*. El uso habitual de los *scripts* implica la realización de diversas tareas como combinar componentes y/o interactuar con el sistema operativo o con el usuario. Por este uso, es frecuente que los *shells* sean a la vez intérpretes de este tipo de programas.

Se denomina «marco» (*frame*) a una estructura de datos que contiene una descripción general de un objeto, que se deriva de conceptos básicos y de la experiencia. En Inteligencia Artificial, es básicamente una estructura de conocimiento que contiene una secuencia estereotipada de ac-

ciones. Un marco encierra toda la información descriptiva y de comportamiento concerniente a un concepto, de manera compacta, codificada y fácilmente accesible (por ejemplo, la palabra «elefante» nos hace evocar un marco que contiene la imagen gráfica de este animal pero también su peso y la vegetación tropical de su hábitat natural).

A partir de la idea inicial de Minsky se han desarrollado dos corrientes opuestas: los marcos como prototipos y los marcos como clases. La primera afirma que el hombre aprende a partir de ejemplos particulares que luego generaliza: un prototipo incluye la descripción completa de un individuo particular, representativo de una categoría (por ejemplo, el ruiseñor es un prototipo de ave). En la aproximación de clases, un marco es la descripción general, esquemática, de una clase y constituye una descripción incompleta que incluye solo los atributos comunes a todos los individuos de esa clase. Las clases se relacionan formando una jerarquía que parte de una clase general y se va especializando (por ejemplo, el marco 'ave', como especialización de la clase vertebrados, contiene información común a todas las aves: vuela, tiene plumas, etc.). En este esquema, aprender es ubicar un nuevo conocimiento en la posición adecuada de la jerarquía.

Los «esquemas» son estructuras complejas de datos que representan los conceptos genéricos almacenados en la memoria. La organización interna de este conocimiento en la memoria semántica sigue principios de tipicidad, esto es,

se organiza en torno a prototipos. Ello permite su ajuste a una gran variedad de situaciones a partir de una serie de elementos fijos, con lo cual se logra una gran economía cognitiva.

Los esquemas se construyen gracias a una poderosa maquinaria inductiva especializada en apresar regularidades (afirmaciones) y diferencias (negaciones) en las situaciones, comportamientos e ideas que perciben las personas en su entorno. Esta maquinaria opera siguiendo los principios del aprendizaje implícito, que es la forma más común de cognición humana y a través de la cual detectamos y procesamos inconscientemente información sobre posibles covariaciones entre características o sucesos del mundo circundante. Por esta razón, los esquemas, se construyen inadvertidamente y su contenido es difícil de verbalizar.

Finalmente, un «modelo mental» es una representación episódica que incluye personas, objetos y sucesos enmarcados en unos parámetros espaciales, temporales, intencionales y causales muy similares a los utilizados para codificar situaciones reales (De Vega, Díaz y León, 1999).

Conexionismo

En la segunda mitad de los años 80, surge una modificación sustancial en el paradigma cognitivo con el desarrollo de una variación paradigmática que utiliza una nueva arquitectura no simbólica y que se conoce con el nombre de *conexionismo*. De manera concreta, en 1986, D. E. Rumelhart y J. L. McClelland editan *Parallel*

distributed processing, obra considerada como la “Biblia” del conexionismo y que supuso el cambio de rumbo en la psicología cognitiva. Es común señalar la radicalidad de dicho cambio, hasta el punto de que algunos autores dicen que con el conexionismo se da realmente un cambio de paradigma.

En el conexionismo confluye un conjunto de enfoques de los ámbitos de la inteligencia artificial, psicología cognitiva, ciencia cognitiva, neurociencia y filosofía de la mente. En esencia, este concepto presenta los fenómenos de la mente y del comportamiento como procesos que emergen de *redes formadas por unidades sencillas interconectadas*. En Psicología, esta nueva forma de estudiar y explicar la mente y la conducta recibe el nombre de desconexionismo (aunque otros prefieren el término “neconexionismo”, para distinguirlo del antiguo conexionismo propuesto por Alexander Bain en la segunda mitad del siglo XIX, autor que también subrayó la importancia de las conexiones entre neuronas, y la investigación y experimentación fisiológica).

Dado que, para este paradigma, el procesamiento y el almacenamiento de la información recaen en amplios conjuntos de elementos simples (las unidades de las redes conexionistas), el modelo de procesamiento conexionista se llama también Procesamiento Distribuido en Paralelo (o PDP).

En efecto, aunque los conexionistas ofrecen una explicación del procesamiento basada en

la idea de ‘cómputo’, consideran que el modelo del computador no responde al conocimiento que, en el momento actual, se tiene sobre el funcionamiento del cerebro, ya que parece muy poco probable que nuestro cerebro implemente programas que puedan funcionar de manera ‘serial’: si se tiene en cuenta que una neurona necesita de unos pocos milisegundos para realizar una función y que una tarea de un cierto nivel de complejidad puede realizarse en unos cientos de milisegundos, el cerebro solo podría pasar por unos cien pasos discretos para realizar la tarea, lo que Feldman (1985) llamó *el programa de los 100 pasos*. Por esta razón, para que pueda pasar a través de los miles de pasos de información codificada en un programa de ordenador, es necesario que funcione en paralelo. Además, el modelo conexionista niega la necesidad de un programa almacenado y de un lenguaje interior (constituido por la manipulación de símbolos), por lo que el conexionismo está constituido por modelos no simbólicos o subsimbólicos en los que la actividad surge por la fuerza de las conexiones *entre* las unidades del sistema, no de los símbolos codificados *dentro* del sistema (los pesos de las conexiones determinarán el funcionamiento de las redes). Finalmente, como cada unidad de procesamiento corresponde a un rasgo (letra, número, palabra, etc.) las representaciones en los sistemas conexionistas se encuentran distribuidas entre las distintas unidades de la red. En términos generales, podríamos decir que la perspectiva conexionista tiene como objetivo investigar los niveles subsimbólicos que subyacen a los formalismos de alto nivel, tales

como esquemas, sistemas de producción, etc., que son utilizados por el paradigma cognitivo (Smolensky, 1988). Los conexionistas piensan que la representación mental no puede ser explicada adecuadamente apelando a la analogía con las características computacionales de una máquina Turing-Von Neumann y, en contraste con los enfoques proposicionales simbólicos clásicos, afirman que el conocimiento no puede estar localizado, ya que no se encuentra almacenado como tal.

El enfoque conexionista defiende que el conocimiento es el resultado de la activación de una red de conexiones entre unidades muy simples (neuronas artificiales, similares, pero no identificables a las neuronas). De manera que, en una red conexionista, el proceso computacional total está descrito en términos de las interacciones entre miles de procesadores restringidos y la representación de conocimiento está distribuida a través de estas redes formadas por unidades y conexiones (Iza y Ezquerro, 1999). Por tanto, recuperar un determinado contenido representacional supone una reconstrucción⁵. Una cuestión importante, sin embargo, es cómo se codifica en tales sistemas el *input* y el *output*.

Las redes conexionistas están dotadas de las siguientes propiedades:

- Tienen capacidad de autogenerarse, ya que nuevos *inputs* pueden clasificarse de la mis-

ma manera que otros semejantes que ya existen en el sistema.

- Tienen la capacidad de completar un patrón que se encuentra especificado de manera incompleta, proporcionando las activaciones correspondientes en los nodos que carecen de ellas.
- Toleran imperfecciones, de manera que cuando se ‘lesionan’ algunas unidades, su funcionamiento se resiente, pero no se imposibilita.

En los enfoques de procesamiento distribuido en paralelo, los conceptos *input/output* se representan como diferentes patrones de activación sobre el mismo conjunto de unidades. De manera que es posible asociar conceptos similares y generalizar propiedades al compartir los mismos subpatrones de actividad.

Redes neuronales

En Inteligencia Artificial, los métodos de computación basados en redes neuronales se incluyen en un campo de computación que prescinde del enfoque algorítmico tradicional y toma como modelo los sistemas biológicos; esta nueva forma de computación incluye, entre otras, la lógica borrosa, las redes neuronales y el razonamiento aproximado, y recibe los nombres de computación cognitiva, computación del mundo real o «Computación Soft», para distinguirlo del enfoque algorítmico tradicional o «Computación Hard». Así, en Psicología, se le llama *conexionismo* al paradigma (o subparadigma) que utiliza «redes neuronales» para comprender y explicar la vida psíquica y la conducta.

⁵ Esta concepción está inspirada en la realización de una máquina de Boltzmann (Rumelhart y McClelland, 1986).

Las redes neuronales artificiales (denominadas habitualmente como RNA o, por sus siglas en inglés ANN) son los modelos conexionistas más utilizados hoy en día y podrían definirse como «un retículo que “colabora” para producir un estímulo de salida». Muchas investigaciones en las que se utilizan redes neuronales son denominadas con el nombre más genérico de “conexionistas”. Aunque hay gran variedad de modelos de redes neuronales, casi siempre siguen dos principios básicos relativos a la mente:

- Cualquier estado mental puede ser descrito como un vector (N)-dimensional de los valores numéricos de activación en las unidades neurales de una red.
- La memoria se crea cuando se modifican los valores que representan la fuerza de las conexiones entre las unidades neurales. La fuerza de las conexiones, o “pesos”, son generalmente representados como una matriz de (N × N) dimensiones.

La mayoría de los distintos modelos de redes neuronales se caracterizan por:

- La interpretación de sus unidades: se pueden interpretar como neuronas individuales o como grupos de estas.
- La definición de la activación: hay multitud de formas de describirla. Por ejemplo, en una *máquina de Boltzmann*⁶ la activación se interpreta como la probabilidad de generar un pico de potencial de acción, y se determina a

través de una función logística sobre la base de la suma de las entradas de cada unidad.

- El algoritmo de aprendizaje: cada tipo de red modifica sus conexiones de distinta forma (por lo general, cualquier cambio matemáticamente definido que se dé en los pesos de las conexiones a lo largo del tiempo será definido como un “algoritmo de aprendizaje”).

Los conexionistas están de acuerdo en que las redes neuronales recurrentes (en las cuales las conexiones de la red pueden formar un ciclo dirigido) son un modelo del cerebro mejor que las redes neuronales *feedforward* (redes sin ciclos dirigidos). Muchos modelos recurrentes conexionistas también incorporan la teoría de los sistemas dinámicos y son bastantes los investigadores, como Paul Smolensky, que han argumentado que los modelos conexionistas evolucionarán hacia sistemas dinámicos no lineales con un enfoque plenamente continuo y de múltiples dimensiones.

La rama de las redes neuronales del conexionismo sugiere que el estudio de la actividad mental es en realidad el estudio de los sistemas neurales. Esto permite enlazar el conexionismo con la neurociencia y con modelos que implican diferentes grados de realismo biológico. Por lo general, los trabajos conexionistas no necesitan ser biológicamente realistas, pero algunos investigadores de redes neuronales, los neurocientíficos computacionales, por ejemplo, intentan modelar los aspectos biológicos de los sistemas naturales neuronales muy cerca de las denomi-

⁶ Una máquina de Boltzmann es un tipo de red neuronal capaz de aprender mediante representaciones internas.

nadas “redes neuromórficas”. A muchos autores les atrae del conexionismo la clara relación que se puede encontrar entre la actividad neuronal y la cognición, aunque estos planteamientos han sido duramente criticados por ser excesivamente reduccionistas.

En una primera aproximación, podríamos definir las redes neuronales como conjuntos de unidades interconectadas masivamente capaces de procesar y almacenar información mediante la modificación de sus estados. Aunque la siguiente afirmación exigiría importantes precisiones, en general se puede decir que el psicólogo conexionista considera que ha explicado un fenómeno psicológico (el reconocimiento de formas, la producción de lenguaje, la memoria, etc.) cuando el modelo neuronal que construye se comporta del mismo modo que los seres humanos cuando realizan la misma tarea. No hay que olvidar que el conexionismo participa de una idea común con la psicología cognitiva clásica: para ambos la mente es un sistema capaz de procesar información, un sistema capaz de recibir señales de entrada, almacenar información y provocar información de salida, a partir, tanto de la información de entrada, como de la información almacenada y los mecanismos de cómputo. Dada esta suposición de que los fenómenos mentales y la conducta son consecuencia de elementos internos al sujeto, el conexionismo considera adecuada la explicación cuando la red que construye es capaz de realizar, a partir del vector de entrada, los distintos cálculos que provocan el vector de salida deseado.

Los elementos presentes en la mayoría de los modelos conexionistas, pueden sintetizarse en el siguiente decálogo (Raimínquez, 2009).

1. La red es un conjunto de unidades de procesamiento (neuronas) muy simples.
2. Las neuronas interactúan entre sí mediante las conexiones que las asocian.
3. Tanto los estímulos que afectan a las unidades de entrada, como las señales de salida se expresan en términos cuantitativos.
4. Toda unidad de la red viene definida por un nivel de activación expresado de forma cuantitativa.
5. Toda conexión viene caracterizada por un valor de fuerza del trazo o peso de la conexión, también expresado de forma cuantitativa.
6. El procesamiento y almacenamiento de la información se realiza de forma paralela y distribuida.
7. Existen reglas o funciones que computan la información en distintos niveles del procesamiento (para la modificación del nivel de activación a partir de las entradas, para la producción de la salida a partir del nivel de activación, etc.).
8. Existen reglas o funciones de aprendizaje que le permiten a la red modificar los pesos de las conexiones para acomodar de modo cada vez más perfecto la información de entrada a la salida requerida.
9. La función de cada unidad es simplemente realizar cálculos con las entradas que reciben y producir la información que envían a las unidades con las que están conectadas.
10. Dado que toda la actividad de la red no es

otra cosa que cálculos o transformaciones de números, se puede afirmar que, en realidad, la red neural es un dispositivo para computar una función, es decir, un sistema capaz de transformar la información de entrada en información de salida. La función presente en la red y que realiza el cómputo es básicamente el patrón o conjunto de pesos sinápticos de las unidades.

En la Tabla 1, se resumen los elementos y mecanismos básicos para el procesamiento de las redes conexionistas:

Los elementos básicos de procesamiento de la información en el cerebro son las neuronas y dado que los modelos conexionistas son modelos de inspiración biológica, también a las unidades básicas encargadas del procesamiento en las redes conexionistas se las llama habitualmente neuronas. Aunque también podemos encontrar en la literatura los términos “células”, “unidades”, “neuronas artificiales”, “nodos” y elementos de procesamiento (PE’s) o simplemente “elementos” (Figura 1). Cada una de estas unidades representa una variable, un rasgo, un concepto, etc. Las unidades no tienen existencia física real y se implementan mediante programas de ordenador. La función de estas unidades se relaciona esencialmente con la recepción y tratamiento de la información: recibir información a partir de las conexiones que mantienen con otras neuronas, elaborar o transformar la información recibida y emitir información de salida hacia otras neuronas. Existen tres tipos de unidades:

Unidades de entrada: Les corresponde este nombre por recibir información de fuentes externas a la propia red. Si la red dispone de sensores (por ejemplo, un escáner), la información externa es información sensorial; si la red está conectada con otras redes, las unidades de entrada reciben datos de las salidas de las otras redes; en otros casos, simplemente, las unidades de entrada reciben los datos que el usuario de la red introduce manualmente en el ordenador.

Unidades de salida: Ofrecen las señales o información al exterior de la red y, por lo tanto, dan la respuesta del sistema. Si la red dispone de conexiones con sistemas motores (robots, por ejemplo), su respuesta será la intervención en el mundo físico; si la red está conectada con otras redes, su respuesta se compondrá de datos de entrada para estas últimas redes; y si, simplemente, son redes que utilizamos en nuestro ordenador, las unidades de salida ofrecen datos al usuario para su posterior tratamiento.

Unidades ocultas: Aunque no todas las redes poseen este tipo de unidades, las redes mínimamente sofisticadas las incluyen. Estas unidades no tienen una relación directa ni con la información de entrada ni con la de salida, por lo que no son “visibles” al ambiente exterior a la red (de ahí su nombre). Su función es procesar la

Tabla 1
Elementos de la estructura conexionista

Conceptos y elementos de la estructura conexionista	Características y condiciones	Conceptos y mecanismos básicos para el procesamiento en las redes conexionistas
Las unidades	Un conjunto de n unidades de procesamiento (neuronas artificiales) que reciben impulsos de entrada de otras unidades y envían impulsos de salida a las restantes unidades (nodos). Cada nodo puede representar una variable, un rasgo, un concepto, etc. Estas neuronas no tienen existencia física real y se implementan mediante programas de ordenador.	La entrada (<i>input</i>) total
	Una regla de propagación que consiste en una función (generalmente lineal) que permite obtener, a partir del producto de las entradas y los pesos, el valor potencial postsináptico de la neurona.	La regla de propagación
Las conexiones entre las unidades (las sinapsis)	Un estado de activación de cada unidad (neurona), $a(n)$. Este estado de activación es función de las entradas que recibe la unidad y determina la salida que se envía a las restantes unidades. El estado de activación global viene dado por un vector de orden n y es la magnitud más importante de la red neuronal; de hecho, el vector final de activaciones es la magnitud que se suele comparar con los datos experimentales que se desea interpretar.	El estado de activación
	Una regla de activaciones que combine, en un instante determinado, los impulsos de entrada en cada unidad junto con la activación actual de la unidad para obtener la activación en el instante siguiente.	La regla o función de activación
El peso sináptico	Un vector de orden n que representa los impulsos de salida de cada unidad. Estos impulsos de salida son función de la activación de cada una de las unidades. Una función de transferencia que, a través de un cociente, relaciona la respuesta (modelada) de un sistema con una señal de entrada o excitación (también modelada).	La salida (<i>output</i>) de las unidades La función de transferencia
El patrón de conexión	Este patrón puede representarse mediante una matriz de pesos o conexiones $W(n, n)$ que se multiplica por el vector de salida para obtener el vector de impulsos de entrada de cada unidad. Las conexiones pueden ser fijas o variables. En este último caso, suelen depender del vector de activación.	Reglas de aprendizaje

información en niveles más complejos, favorecer cálculos más eficaces.

La información que puede recibir una red, la que puede ser almacenada y la que puede emitir, está determinada en gran medida por lo que se llama el abanico de entrada (*fan-in*) y el abanico de salida (*fan-out*). El abanico de entrada es el número de elementos que excitan o inhiben una unidad dada. El abanico de salida de una unidad es el número de unidades que son afectadas directamente por dicha unidad (Figura 2).

Se llama capa (o nivel, o estrato) al conjunto de neuronas que reciben información de la misma fuente (información externa, otra capa de

neuronas) y ofrecen información al mismo destino (al usuario, a sistemas motores o a otra capa de neuronas).

Las sinapsis, por su parte, son las conexiones entre las neuronas. En la mayor parte de redes las sinapsis son unidireccionales, es decir, que la neurona k transmite información a la neurona j y la neurona j la recibe, pero nunca llega a ocurrir lo contrario. Sin embargo, en redes como las de Hopfield, las sinapsis son bidireccionales. Hay dos tipos de sinapsis:

Sinapsis inhibidora: En este tipo de conexión el impulso transmitido por una neurona inhibe la activación de la neurona con la que está conectada: si la neuro-

Figura 1
Neurona artificial de McCulloch-Pitts

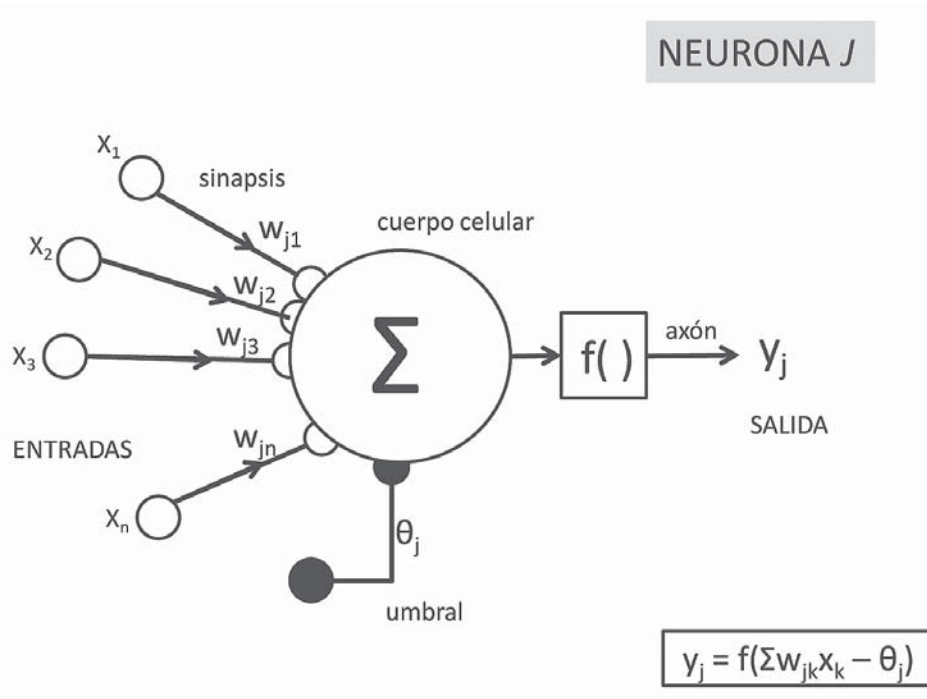
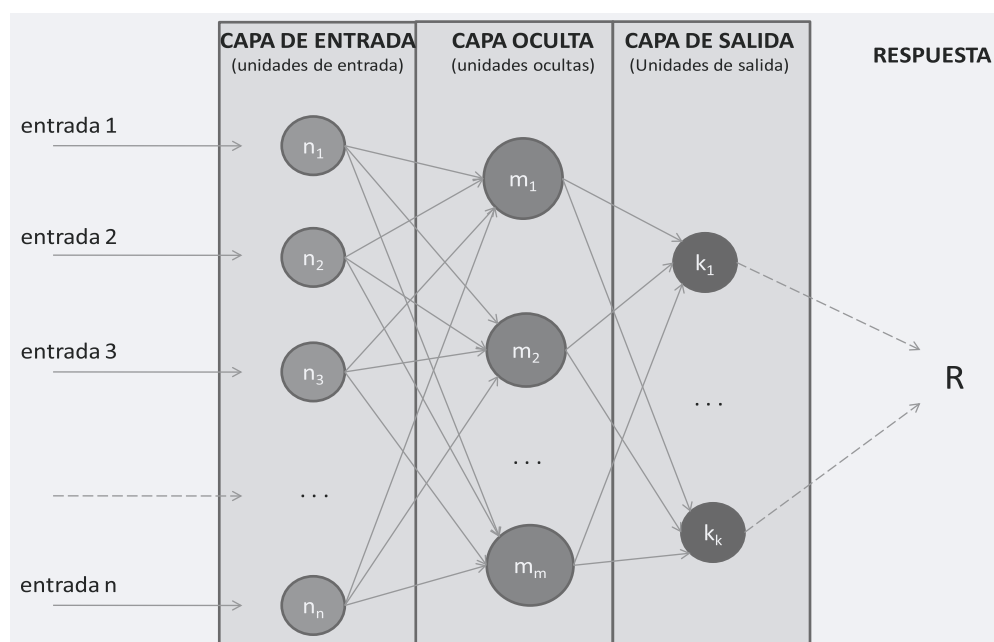


Figura 2
Red neuronal



na k le transmite a la neurona j un impulso que inhibe a esta, el nivel de activación de la neurona j decrecerá en función del peso establecido para dicha conexión y de la cantidad de información que se transmite por dicha sinapsis (se suele representar la sinapsis inhibitora mediante puntos negros).

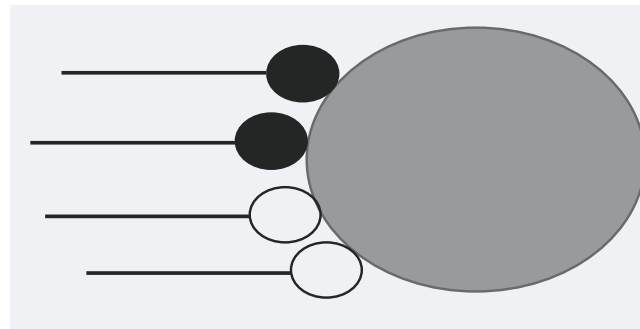
Sinapsis excitadora: En este tipo de conexión el impulso transmitido por una neurona excita la activación de la neurona con la que está conectada: si la neurona k está conectada mediante una sinapsis excitadora con la neurona j , el nivel de activación de la unidad j aumentará si le llega información por dicha conexión desde la neurona k , y lo hará en función del peso de la conexión y de la magnitud de la se-

ñal o información que por dicha conexión se le envía (se suele representar este tipo de conexión mediante puntos huecos) (Figura 3).

El peso sináptico o peso de la conexión es uno de los conceptos más importantes en las redes, y ello por varias razones: En primer lugar porque los cómputos de la red tienen que ver esencialmente con ellos; en segundo lugar, y concretando la afirmación anterior, porque los cálculos que el sistema realiza a partir de la información de entrada para dar lugar a la información de salida se basan en dichos pesos; y, en tercer lugar, porque en cierto modo (como veremos) son el análogo a las representaciones de los objetos en los modelos cognitivos tradicionales.

Una sinapsis es fuerte, o tiene un gran peso

Figura 3
Tipos de sinapsis



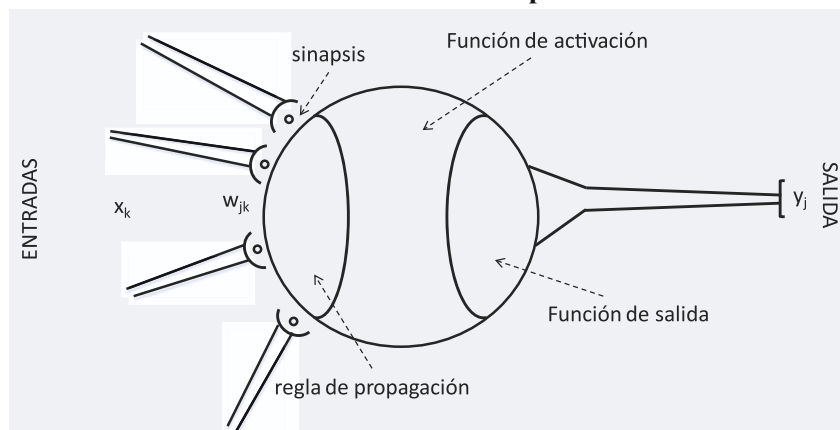
de conexión, si la información por ella recibida contribuye en gran medida en el nuevo estado que se produzca en la neurona receptora, y es débil en caso contrario. Los pesos sinápticos son valores numéricos, se expresan en términos numéricos sencillos (generalmente números enteros o fraccionarios negativos o positivos) con los que “se ponderan” las señales que reciben por dicha sinapsis.

En la literatura sobre redes, encontramos ligeras variantes en la notación utilizada para representar el peso sináptico de una conexión entre la neurona k y la neurona j , de modo que

la neurona j recibe la información que la neurona k emite, pero habitualmente se designa por W_{jk} o w_{jk} (del inglés *weight*, peso). Dado que en ocasiones es importante representar mediante un vector la totalidad de los pesos correspondientes a las conexiones de varias neuronas con una salida, y que se reserva para dicho vector correspondiente al peso la “ W ” mayúscula, cuando nos referimos al peso correspondiente a una conexión parece más adecuado utilizar la “ w ” minúscula.

En los modelos conexionistas el conocimiento que la red alcanza a partir del aprendizaje se representa mediante el llamado patrón de co-

Figura 4
Modelo de neurona de Rosenblatt con especificación de funciones



nexión. Este patrón determina el modo de procesamiento de las señales y la respuesta del sistema ante cualquier entrada (la Figura 4 especifica las funciones en el seno de una neurona artificial).

En los modelos más simples, la entrada total correspondiente a cada unidad depende esencialmente de los valores de entrada y de los pesos que ponderan el modo en que dichos valores colaboran en la entrada total. Por ello, en estos modelos, el patrón de conexión es simplemente el conjunto de pesos correspondientes a cada una de las conexiones de la red; los pesos positivos indicarán entradas excitatorias y los negativos, entradas inhibitorias (Figura 5). Para representar el patrón de conexión, se utiliza una matriz de pesos W , en donde cada uno de los elementos de la matriz (representado como w_{jk}) indica el peso correspondiente a la conexión de la unidad k y la unidad j . En este caso, el número correspondiente a w representa la intensidad o fuerza de la conexión, y el signo (+ o -) indica si la unidad k excita a la unidad j (la conexión es excitatoria) o si

la unidad k inhibe a la unidad j (la conexión es inhibitoria). Si el número correspondiente a w es 0, significa que la unidad k no está conectada a la unidad j (www.torredebabel.com).

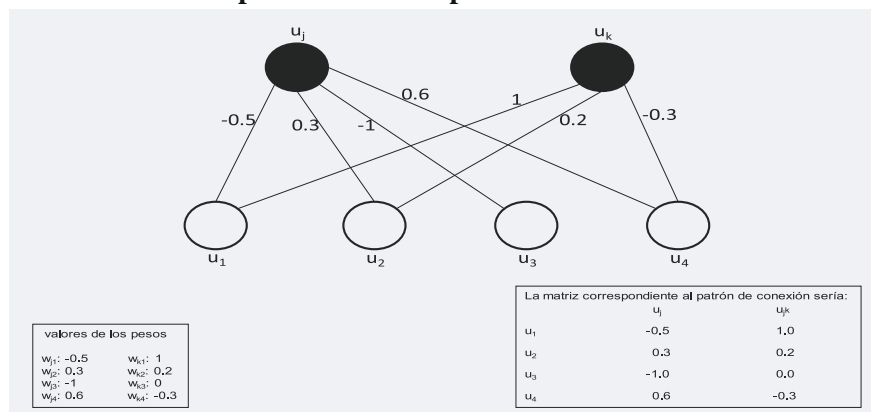
Aunque existen varios modelos para expresar el procesamiento conexionista de la información, básicamente, podrían ser aglutinados en dos: las redes secuenciales y las redes no-secuenciales.

Las redes no-secuenciales, o redes puramente paralelas, son aquellas que asocian una representación en su capa *input* con una representación en su capa *output* que se generaliza a nuevas situaciones. Esta memoria semántica puede ser el residuo del solapamiento de trazas episódicas, puesto que, en los modelos conexionistas, el conocimiento se almacena en las conexiones entre unidades de procesamiento.

Las redes secuenciales son aquellas en las que solo existe un patrón *input*. En estos sistemas, la red detecta regularidades en la distribución

Figura 5

Representación del patrón de conexión



de elementos (objetos, situaciones, etc.) encajados entre sí (por ejemplo, letras en palabras y palabras en oraciones). Desde un punto de vista psicológico (Elman, 1988), estas redes parecen más plausibles que las anteriores. Este tipo de red puede tener una doble tarea:

- a. Extraer información estructural contenida en los elementos, y
- b. Extraer información estructural sobre el medio.

Algo similar ocurre cuando una red procesa *inputs* con una estructura común.

Una red conexionista es capaz de extraer los *chunks* (*frames*, *scripts*, etc.) de conocimiento compartidos por varios elementos.

El aprendizaje conexionista

En las redes neuronales, se dice que la red aprende cuando es capaz de ofrecer ante un determinado patrón de entrada el correspondiente patrón de salida. Esta capacidad para emparejar adecuadamente los vectores de entrada y los vectores de salida lo consigue la red mediante la modificación de los patrones de interconexión. Las redes neuronales biológicas realizan estas modificaciones por medio de los siguientes procedimientos:

- 1) El desarrollo de nuevas conexiones;
- 2) La pérdida de las conexiones existentes;
- 3) La modificación de la fuerza de las conexiones que ya existen.

Los aspectos 1 y 2 han sido poco tratados en

el marco de las redes neuronales conexionistas, aunque, de todos modos, pueden considerarse como un caso especial de 3), puesto que el cambio de la fuerza de conexión de cero a algún otro valor, sea positivo o negativo, tiene un efecto similar al hecho de desarrollarse una nueva conexión; y, a la inversa, siempre que se modifique la fuerza de conexión situándola en cero es como si se perdiese una conexión existente. En definitiva, el aprendizaje en las redes conexionistas consiste en la modificación de las intensidades de las conexiones; las reglas de aprendizaje no son otra cosa que las reglas o procedimientos para cambiar los pesos sinápticos o pesos de las conexiones (Raimínquez, 2009).

En la vida de la red, se suelen distinguir dos periodos o fases: durante la fase de aprendizaje se la entrena para que modifique sus pesos sinápticos hasta que su respuesta ante los patrones de entrada sea correcta. En la fase de funcionamiento real o fase de ejecución, la red ya es operativa y sus pesos sinápticos no volverán a ser modificados. Al ocurrir esto último, la red ya se puede utilizar en la tarea para la que ha sido diseñada.

Existen varios modelos de aprendizaje, siendo los principales el supervisado, el no supervisado y el reforzado.

Aprendizaje supervisado: En este modelo existe un agente externo (supervisor o maestro) que controla el proceso de aprendizaje de la red. La red debe relacionar dos fenómenos (X e

Y) mediante la presentación de un conjunto de ejemplos $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$. En esta formulación, “X” representa las entradas e “Y”, las salidas requeridas. Se llama “juego de ensayo” al conjunto formado por las parejas anteriores: “patrón de estímulos-respuesta deseada”. En algunos casos, no hay ninguna duda en cuanto a los elementos que deben componer dicho juego de ensayo puesto que se conocen perfectamente todos los patrones que la red debe reconocer y sus salidas correspondientes (esto ocurre, por ejemplo con el uso del perceptrón para el cómputo de las funciones lógicas); pero, en la mayoría de los casos, no ocurre así, por lo que es preciso tener mucho cuidado en la elección del juego de ensayo y tratar de incluir en él los patrones más representativos del problema o fenómeno que se intenta computar. El maestro presenta a la red una entrada x y la red produce una salida O_i . Normalmente esta salida no coincide con la salida requerida, por lo que el maestro debe calcular el error de salida, $e_i = e(O_i, Y_i)$ y proceder a la modificación de los pesos utilizando alguna regla de aprendizaje con la intención de aproximar la salida obtenida a la salida deseada. Tras esta modificación se presenta el siguiente patrón del juego de ensayo y se procede de la misma manera. Cuando se termina con el último patrón del juego de ensayo, se debe empezar de nuevo, pues los pesos se han modificado y es preciso comprobar que la red responde adecuadamente. A cada uno de los pasos completos del juego de ensayo se le llama ciclo; dependiendo de la complejidad del problema, serán precisos

pocos o muchos ciclos para el aprendizaje. La fase de aprendizaje termina cuando los pesos se estabilizan o convergen en unos valores óptimos. En tal caso, la red consigue responder correctamente a todas las presentaciones de los patrones estimuladores del juego de ensayo. Aunque el ideal de aprendizaje es alcanzar el cien por cien de aciertos, se considera que concluye cuando se minimizan razonablemente los errores ante el conjunto de ejemplos presentados.

Aprendizaje no supervisado: En este tipo de aprendizaje, no existe ningún agente externo que vaya modificando los pesos sinápticos en función de la corrección de la salida de la red; la red no compara su respuesta efectiva con la salida correcta puesto que no se le especifica cuál ha de ser dicha salida correcta. Con este aprendizaje se busca que la red se autoorganice y encuentre por sí misma características, regularidades, correlaciones o categorías en los datos de entrada. En el aprendizaje no supervisado, es necesario presentar un mayor número de patrones de entrada y utilizar reglas de aprendizaje diferentes a las que nos sirven para el caso anterior; además, las arquitecturas de las redes suelen ser distintas (por ejemplo, muchas de ellas tienen dos capas). El modelo que comentamos tiene mucha importancia para los sistemas biológicos pues es evidente que la cantidad de habilidades aprendidas con la ayuda de un “profesor” es muy inferior a la que se aprende “espontáneamente”. Un ejemplo destacado son los mapas autoorganizados (SOM) o redes de Kohonen (2001) y las redes de Grossberg (2010).

Aprendizaje reforzado: En cierto modo es una variante del aprendizaje supervisado pues también utiliza un supervisor que examina las salidas del sistema; sin embargo, en el aprendizaje reforzado, no se dispone de salidas deseadas precisas por lo que tampoco es posible computar el error para cada una de las unidades de salida. El supervisor valora el comportamiento global de la red mediante un criterio y en función de él modifica los pesos mediante un mecanismo de probabilidades. Para ilustrar la diferencia entre este tipo de aprendizaje y el supervisado se suele indicar que, en el reforzado, el supervisor se comporta como un crítico (que opina sobre la respuesta de la red) y no como un maestro (que indica a la red la respuesta concreta que debe generar), mientras que en el supervisado el supervisor se comporta como un maestro. En el aprendizaje reforzado, los algoritmos son más complejos que en el supervisado y el tamaño de las muestras superior. Uno de los algoritmos más conocidos para este tipo de aprendizaje es el algoritmo asociativo con recompensa y penalización, presentado por Barto y Anandan (1985).

Para formalizar el aprendizaje, concebido de esta manera, los conexionistas tienen muchas herramientas. Una estrategia muy común de los métodos conexionistas de aprendizaje es la incorporación del descenso de gradiente sobre una superficie de error en un espacio definido por la matriz de pesos. Todo el aprendizaje por descenso de gradiente en los modelos conexionistas implica el cambio de cada peso mediante la derivada parcial de la superficie de error con respecto

al peso. En la década de 1980, se hizo popular el algoritmo de retropropagación, que es probablemente el algoritmo conexionista de descenso de gradiente más conocido en la actualidad.

Conexionismo y educación

Como acabamos de ver, la psicología cognitiva, en general, y el conexionismo, en particular, han hecho un gran esfuerzo durante décadas por entender cómo se representa el conocimiento sobre el mundo y cómo operan los procesos cognitivos que se basan en él. Las distintas teorías sobre la representación del conocimiento y de los procesos cognitivos han dedicado una parte importante de este esfuerzo al campo educativo y, en concreto, al aprendizaje escolar, ya que procesos como el aprendizaje, la comprensión y la memoria componen una parte esencial de la maquinaria constructiva que da sentido al mundo que nos rodea y que permite relacionar todo lo nuevo con el conocimiento existente. Estos procesos tienen un protagonismo indiscutible en los escenarios instruccionales porque están muy implicados en la modificación y transformación del conocimiento que se produce como consecuencia de la participación de las personas en situaciones de enseñanza y aprendizaje (Rodrigo y Correa, 2004).

La importancia de los modelos de representación del conocimiento y de los procesos cognitivos en los escenarios académicos ha determinado que numerosos investigadores vayan más allá del análisis crítico de las teorías cognitivas, para vislumbrar las aplicaciones e implicaciones

de estas en el ámbito de la educación escolar. Esta situación no ha sido ajena a los estudiosos del conexionismo (Schneider y Graham, 1992; Snowling, 1998) y su acción se ha extendido a diversos campos educativos como ortografía (Berninger *et al.*, 2000), lectura (Foorman, 1994), lengua (Mellow, 2004), física (Campanario, 2004) o matemáticas (Raftopoulos y Constantinou, 2004), incluido el aprendizaje en red (Glassman y Kang, 2010).

Simulación de un proceso de aprendizaje en Psicología mediante un modelo conexionista

A continuación, presentamos la simulación de un modelo basado en nuestra experiencia docente en las materias de Psicología de la Educación y Psicología de la Instrucción.

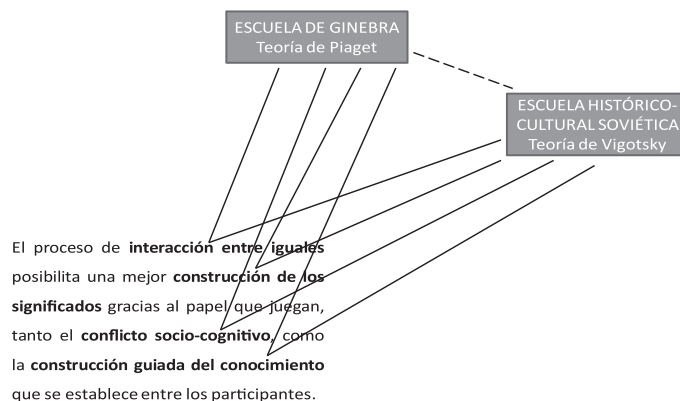
En las pruebas de estas disciplinas que los alumnos deben realizar para comprobar el nivel de comprensión alcanzado en el tema sobre «Variables interpersonales implicadas en

los procesos de enseñanza y aprendizaje», una posible cuestión a la que deben responder es la de determinar la verdad o falsedad del siguiente enunciado: *El proceso de interacción entre iguales posibilita una mejor construcción de los significados gracias al papel que juegan, tanto el conflicto socio-cognitivo, como la construcción guiada del conocimiento que se establece entre los participantes.* Nuestros estudiantes suelen decir que esta proposición es «verdadera» y el error puede deberse a la interferencia que ejercen conocimientos inadecuados, a la ausencia de conexiones entre los esquemas que soportan las teorías explicativas, y/o a la falta de activación de ideas previas que no han sido consideradas relevantes para la solución del problema (Figura 6).

Pongamos que, por ejemplo, un alumno ha determinado que las teorías que pueden dar cuenta de esta afirmación son las teorías de Piaget y Vigotsky (tendremos en cuenta que la Psicología de la Educación y la Psicología de la

Figura 6

Activación de las teorías



Instrucción pertenecen al Departamento de Psicología Evolutiva y de la Educación) e ignora las aportaciones que Deutsch puede efectuar desde su teoría de la cooperación y la competición (Departamento de Psicología Social). Si considera solo las aportaciones de la Escuela de Ginebra (hipótesis del conflicto socio-cognitivo) y de la Escuela Histórico-cultural Soviética (ley de doble formación), tal vez no perciba que esa solución únicamente es verdadera en una situación de aprendizaje cooperativo (rara vez en una situación de aprendizaje individualista y nunca en una situación de aprendizaje competitivo) en la que, por su propia naturaleza, existe una interdependencia positiva de objetivos, con lo que estaríamos ante lo que hemos denominado *errores por falta de activación de ideas previas*, es decir, la ‘fuerza’ con la que ejercen su presencia las teorías de Piaget y Vigotsky impide la activación de otras teorías relevantes para el problema (ver Figura 7, donde los trazos discontinuos representan conexiones negativas y los continuos conexiones positivas).

Algunas veces, esos errores tienen su base en interferencias cognitivas motivadas por una

construcción errónea o incompleta que hace que los esquemas, en palabras de Piaget (1978), se encuentren insuficientemente alimentados. Por ejemplo, existe una tendencia bastante común entre los alumnos universitarios a considerar las teorías de Piaget y Vigotsky como incompatibles y mutuamente excluyentes, de manera que toman como base explicativa una de las dos teorías, incluso cuando los datos empíricos deniegan alguno de los postulados básicos sobre los que se asientan (Figura 7).

Esta situación nos conduce al tercer tipo de errores, que se encuentra larvado en los dos anteriores, pero que tiene un estatus específico: los *errores debidos a la ausencia de conexiones entre esquemas*. Estos errores, que han sido denunciados en el informe DESECO (Definition and Selection of Competences), parten de la base de una mala planificación de las disciplinas de una titulación que, tradicionalmente, ha venido buscando el logro de competencias específicas de materia y no el logro de competencias de profesión. De esta manera, el profesor de una disciplina se ha preocupado en diseñar el proceso instruccional con el objetivo de que los alumnos

Figura 7

Patrones activación y desactivación de las teorías

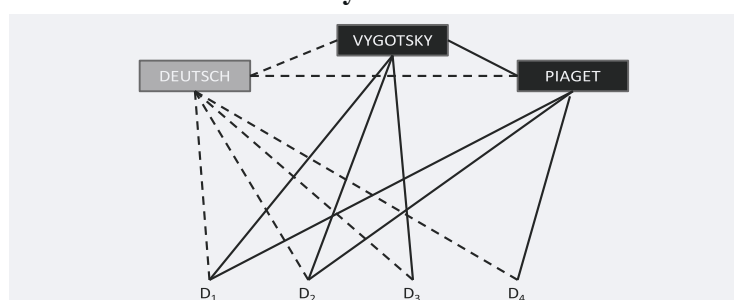
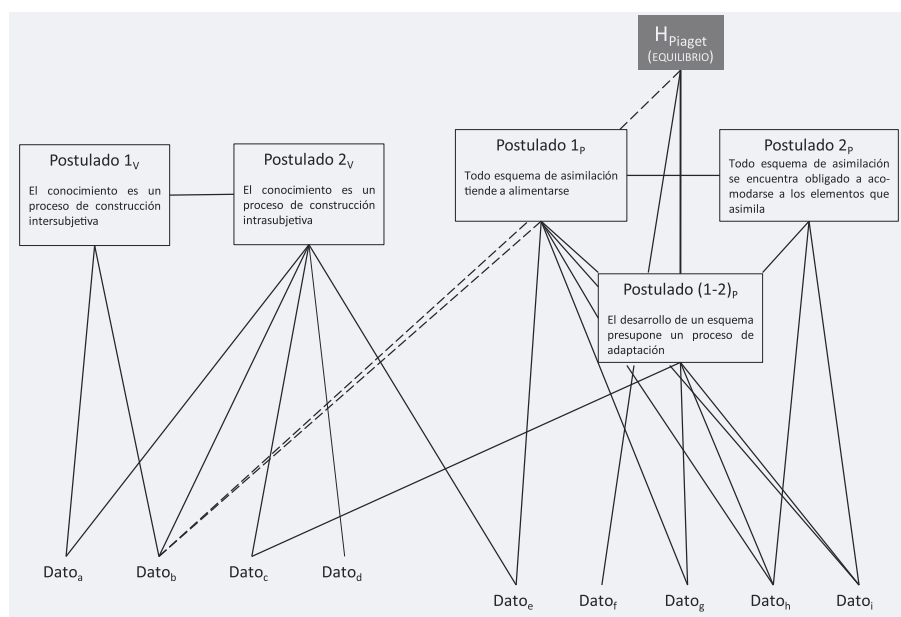


Figura 8
Confrontación de teorías



alcancen un dominio adecuado de los contenidos de su disciplina (diseños logocéntricos), olvidando que el alumno no debe ser un experto en una materia sino en una profesión, es decir, no se trata de formar a un alumno con un amplio dominio en, pongamos por ejemplo, Psicología de la Educación, sino formar un pedagogo competente, un maestro competente o un psicólogo competente. De modo que los contenidos de la disciplina deben ser adaptados a las necesidades profesionales (diseños por competencias). En este sentido, podemos afirmar que, en la enseñanza universitaria (probablemente también en otros niveles educativos), existe una desconexión interdisciplinar y, lo que es más grave, una desconexión intradisciplinar que conduce a una especie de esquizofrenia semántica en nuestros universitarios: los estudiantes no solo son

incapaces de ‘conectar’ los contenidos de las distintas disciplinas, sino que no conectan los contenidos de una misma área de conocimiento y ni siquiera los de una misma materia. Esto se debe a que se dedica muchísimo más tiempo a «estudiar» teorías que a «confrontar» teorías. Veámoslo en la línea del ejemplo que estamos manejando, y simplificando al máximo la situación, con las teorías de Piaget y Vigotsky.

La primera teoría (Piaget) consta de tres postulados (uno de ellos, P1-2, es consecuencia de los dos primeros). Esta teoría presenta, además, una hipótesis *ad hoc* que se introduce para dar cuenta de un dato particular (D_f) que pudiera tener especial importancia y que se deriva de uno de los postulados. La segunda teoría (Vigotsky) consta de dos postulados. Las conexiones po-

sitivas se muestran mediante líneas continuas y representan ejemplos de datos que son consecuencia de los postulados correspondientes o que pueden ser explicados por dichos postulados. Las conexiones negativas representan contradicciones entre datos y postulados debidas, por ejemplo, a que alguno de esos datos entra en conflicto con un determinado postulado (para evitar que el modelo sea muy farragoso no se muestran las conexiones negativas entre los postulados de las distintas teorías que, lógicamente, tienden a desactivarse entre sí).

El cambio conceptual (entendido como el paso de un conjunto de ideas alternativas, casi siempre inadecuadas, a un conjunto de concepciones más acordes con las comúnmente admitidas por los científicos) ha sido uno de los objetivos tradicionales de la enseñanza (Marín, 1999). El cambio conceptual se inspira en el cambio desde una teoría científica a otra, bien distinta, o bien integradora de teorías previas, y es un proceso bien estudiado en filosofía de la ciencia (Campanario, 2002). Un modelo sencillo, como el que estamos utilizando en este trabajo, puede ayudarnos a entender el papel de las explicaciones y las evidencias científicas en el proceso de integración de teorías. Thagard ha analizado el cambio conceptual considerando las condiciones globales de coherencia de las teorías científicas. El elemento más llamativo del enfoque de Thagard es el uso que hace del formalismo matemático de redes neuronales para implementar la coherencia global de las teorías en competencia

(Thagard, 1993). Esta coherencia depende tanto del número de hechos conocidos y nuevos que explican las teorías como de su grado de articulación.

La idea básica que subyace al enfoque de Thagard es la eliminación, en la representación final de la red (vector de activaciones), de una información por otra con la que la primera está conectada negativamente. Esta es quizá la aplicación más evidente e inmediata del tipo de red que estamos estudiando y es una de las posibilidades más fructíferamente explotadas. De hecho, suele ser el ejemplo típico que se propone en los libros de texto introductorios (Rumelhart y McClelland, 1986).

En nuestro ejemplo, como se pretende evitar que una teoría «derrote» a otra, se establecerá una cantidad fija de conexión interna para ambas teorías, de manera que esta cantidad fija se «reparta» entre los postulados que las componen (el modelo es muy simple y solo representa uno de los muchos posibles dentro del marco general conexionista).

En este sentido, el modelo conexionista es un buen simulador para determinar cómo se puede llevar a cabo el establecimiento de nuevas conexiones entre esquemas y/o conocimientos previos. Compliquemos algo más la situación. Imaginemos que el conocimiento de una teoría parte del dominio de diez postulados básicos (nodos)

y la otra teoría de tres. La matriz de conexiones (Tabla 2) representa el conocimiento del alumno relativo al dominio de ambas teorías que, en principio, parecen sin relación (Postulados 1-7 y 8-10). Los valores de la matriz corresponden a las conexiones de nodos entre sí: el valor 0 hace referencia a ausencia de conexión entre nodos, los valores positivos (conexiones positivas) a la conexión de un nodo con otro o consigo mismo (si existieran valores negativos indicarían que dos conceptos presentan significados contrarios, por lo que la utilización de uno desactivaría al otro).

Con una sencilla simulación matemática, podemos comprobar que si se activa cualquier elemento de alguno de los dos dominios de conocimientos, solo se activan los elementos correspondientes a ese dominio. En efecto, siguiendo el modelo propuesto por Kintsch (1998), permitiremos que la activación se propague. Para ello, elegiremos un vector columna de activaciones con todos los componentes con el mismo valor ($1/n$), con lo que, en nuestro caso, el vector de activación tendría todos sus componentes iguales a $0,1$. A continuación multiplicamos repetidamente la matriz de conexiones por el vector de activaciones (normalizando⁷ el vector en cada iteración), deteniendo el proceso cuando dos vectores sucesivos difieren entre sí, en una cantidad criterio elegida previamente (en nuestro

⁷ La normalización se efectúa haciendo que la suma de los componentes del vector de activaciones sea igual a 1.

Tabla 2

Matriz de conexiones

	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀
P ₁	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₂	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
P ₃	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0
P ₄	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0
P ₅	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
P ₆	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
P ₇	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
P ₈	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0
P ₉	0	0	0	0	0	0	0	1	2	1
P ₁₀	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2

caso 1×10^{-7}).

Los resultados serían los siguientes:

Vector inicial [1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]

Vector final [.07, .15, .23, .22, .11, .11, .11, .00, .00, .00]

La interpretación de los resultados es muy simple: por más que insistamos en activar un esquema determinado (bloque superior izquierdo), si no existe relación con la otra teoría (bloque inferior derecho), resulta imposible que esta se active.

Tabla 3

Matriz de conexiones (modificada)

	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀
P ₁	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
P ₂	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
P ₃	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0
P ₄	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0
P ₅	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
P ₆	0	0	0	1	0	1	0	0	I	0
P ₇	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
P ₈	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0
P ₉	0	0	0	0	0	I	0	1	2	1
P ₁₀	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2

Ahora bien, si, por efecto del aprendizaje, se establece una conexión entre postulados de ambas teorías (por ejemplo, P_6 y P_9), la activación de un nodo cualquiera conduce a la activación de todos los nodos, vía conexiones indirectas.

Vector inicial [1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]

Vector final [.01, .02, .04, .08, .03, .14, .02, .18, .30, .18]

A pesar de su simplicidad, este modelo nos permite interpretar, tanto el caso de la reconciliación integradora propuesto por Ausubel (1960), como el de los dos niveles superiores de equilibrio propuestos por Piaget (1978). En efecto, por una parte, al utilizar nodos que representan conceptos o proposiciones y conexiones entre ellos, permite el establecimiento de relaciones entre dominios en conflicto o, aparentemente, sin relación (reconciliación integradora). Por otra parte, la necesidad de asegurar una equilibración en las interacciones entre subsistemas (teorías particulares) y entre estas y un modelo general que las engloba, posibilita, por un lado la conservación de las teorías particulares y, por otro, su integración en un sistema de conjunto de carácter paradigmático (i.e. teorías constructivistas ↔ paradigma constructivista).

A modo de conclusión: Procesamiento serial de la información versus procesamiento distribuido en paralelo

El enfoque conexionista que prevalece hoy en día fue originalmente conocido como Procesamiento Distribuido en Paralelo (PDP) y es

un enfoque de red neuronal que destacó el carácter paralelo del procesamiento neuronal, y la naturaleza distribuida de las representaciones neuronales. Dicho enfoque proporciona a los investigadores un marco matemático general en el que operar. Dicho marco implica ocho aspectos principales:

- Un conjunto de *unidades de procesamiento*, representadas por un conjunto de números enteros.
- Una *activación* para cada unidad representada por un vector de funciones dependientes del tiempo.
- Una *función de activación* para cada unidad, representada por un vector de funciones de activación.
- Un *patrón de conectividad* entre las unidades, representado por una matriz de números reales que indica la fuerza de conexión.
- Una *regla de propagación* que extienda las activaciones a través de las conexiones, representada por una función de salida de las unidades.
- Una *regla de activación* para combinar las entradas a una unidad y determinar su nueva activación, representada por una función de activación actual y de propagación.
- Una *regla de aprendizaje* para modificar las conexiones, basada en la experiencia y representada por un cambio en los pesos sobre la base de cualquier número de variables.
- Un *entorno* que provee al sistema de la experiencia, representado por conjuntos de vectores de activación para algunos subconjuntos de unidades.

Tras la lectura de este breve trabajo, se puede apreciar el contraste entre dos posibles formas de hacer psicología cognitiva (procesamiento serial de la información y procesamiento distribuido en paralelo) y se pueden esbozar algunas semejanzas y diferencias entre ambos enfoques.

Parece claro que un primer punto común es la referencia a la computación: ambas teorías entienden la mente como un sistema que procesa información y responde al medio a partir de dicho procesamiento. Pero ni siquiera en este punto, que sin duda es el que da continuidad a las dos corrientes, se da el acuerdo:

La psicología cognitiva clásica entiende el procesamiento como la aplicación de un conjunto de reglas a entidades situadas en el mundo real (entidades reconocibles). Sin embargo, el conexionismo entiende el procesamiento como el cálculo de las señales de salida a partir de los cálculos que realizan las unidades de la red en función de los pesos de las conexiones y de ciertas funciones matemáticas que determinan la activación de dichas unidades y las salidas correspondientes a cada una de ellas.

Las dos teorías proponen el uso de la simulación por ordenador para la comprobación de las hipótesis relativas a los procesos mentales, pero mientras que el Procesamiento Serial de la información (PSI) propone la simulación en el ordenador convencional, el procesamiento distri-

buido en paralelo (PDP) hace la simulación mediante arquitecturas semejantes a las del cerebro.

El PSI propone un sistema basado en la lógica y un sistema de reglas que imponen restricciones semánticas y sintácticas para realizar los cálculos (como ocurre en los programas de ordenador de la Inteligencia Artificial tradicional); el conexionismo, sin embargo utiliza herramientas matemáticas para la realización de los cálculos que se supone realiza nuestra mente.

El objetivo del PSI es el descubrimiento de las reglas que rigen los procesos mentales y de los elementos o estructuras básicas del procesamiento humano; el del PDP, es el descubrimiento de redes adecuadas para la simulación de tareas característicamente mentales y de reglas de aprendizaje eficientes.

Otro contraste que se suele destacar es el que se refiere al aprendizaje: los modelos clásicos rechazan el asociacionismo y tienden a defender posiciones más innatistas, el conexionismo parece una vuelta al asociacionismo (las redes neuronales no son otra cosa que asociaciones entre unidades). Y, puesto que las redes comienzan el aprendizaje con pesos establecidos aleatoriamente, el conexionismo tiende a defender la idea de la mente como una “tabula rasa”, siendo la experiencia, el

ambiente en el que se desenvuelve la red, y no factores innatos, lo que provoca la aparición de los pesos adecuados para el procesamiento y el almacenamiento de la información.

Mientras el conexionismo se hacía cada vez más popular en la década de 1980, hubo una reacción contraria por parte de algunos investigadores, incluyendo a Jerry Fodor, Steven Pinker y otros, que argumentaban que el conexionismo, tal y como se estaba desarrollando, corría el peligro de olvidar lo que veían como los progresos realizados por el enfoque clásico de la Inteligencia Artificial (IA) en los campos de la ciencia cognitiva y la Psicología. La Inteligencia Artificial convencional argumenta en este sentido que la mente opera mediante la realización de operaciones simbólicas puramente formales, como una máquina de Turing⁸. Algunos investigadores señalaron que la tendencia hacia el conexionismo era un error, ya que significaba una reversión hacia el asociacionismo y el abandono de la idea de un lenguaje del pensamiento. Por el contrario, estas tendencias hicieron que otros investigadores fueran atraídos hacia el conexionismo.

El conexionismo y la IA convencional no tienen porqué ser excluyentes, pero el debate, a finales de la década de 1980 y principios de la de 1990, condujo a la oposición entre los dos enfo-

ques. Durante su desarrollo, algunos investigadores han argumentado que el conexionismo y la IA convencional son totalmente compatibles, aunque no se ha alcanzado un consenso pleno sobre esta cuestión. Las diferencias entre los dos enfoques más citados son las siguientes:

- En IA convencional se plantean modelos simbólicos que no se asemejan en nada a la estructura cerebral subyacente, mientras que en conexionismo se aborda un modelado de “bajo nivel”, tratando de asegurar que los modelos se asemejen a estructuras neurológicas.
- La IA convencional se centra generalmente en la estructura de símbolos explícitos (modelos mentales⁹) y reglas sintácticas para su manipulación a nivel interno, mientras que los conexionistas se centran en el aprendizaje mediante estímulos procedentes del medio y en el almacenamiento de esta información en forma de conexiones entre neuronas.
- Los partidarios de la IA convencional creen que la actividad mental interna consiste en la manipulación de símbolos explícitos, mientras que los conexionistas creen que la manipulación de símbolos explícitos es una representación muy pobre de la actividad mental.
- Los partidarios de la IA convencional a menudo plantean subsistemas simbólicos de dominio específico diseñados para apoyar el aprendizaje en áreas específicas del conoci-

8 Una máquina de Turing (MT) es un modelo computacional que realiza una lectura/escritura de manera automática sobre una entrada llamada cinta, generando una salida en esta misma cinta.

9 Un modelo mental es un mecanismo del pensamiento mediante el cual un ser humano, u otro animal, intenta explicar cómo funciona el mundo real. Es un tipo de símbolo interno o representación de la realidad externa.

miento (por ejemplo, lenguaje, intencionalidad, números), mientras que los conexionistas postulan uno o un pequeño conjunto de mecanismos de aprendizaje muy generales.

A pesar de estas diferencias, algunos teóricos han propuesto que la arquitectura conexionista es simplemente la forma en que el sistema de manipulación de símbolos es implementado en el cerebro orgánico. Esto es en gran medida lógico, pues se sabe que los modelos conexionistas pueden implementar sistemas de manipulación de símbolos del tipo de los utilizados en los modelos de la IA convencional. De hecho, esto debe de ocurrir así, al ser uno de los propósitos de los sistemas conexionistas el explicar la capacidad humana para realizar tareas de manipulación de símbolos. La cuestión reside en si esta manipulación de símbolos es la base de la cognición en general. Sin embargo, las descripciones computacionales pueden ser útiles descripciones de la cognición de alto nivel, por ejemplo, de la lógica.

El debate sobre si las redes conexionistas eran capaces de producir la estructura sintáctica observada en razonamientos de tipo lógico fue tardío, y el hecho de que los procedimientos utilizados eran muy improbables en el cerebro, hizo que la controversia persistiera. Hoy en día, los avances de la neurofisiología y de la comprensión de las redes neuronales han llevado a la elaboración de modelos que han tenido éxito en la superación de gran número de aquellos primeros problemas. Para los neurocientíficos, la cuestión fundamental sobre el conocimiento se ha inclinado a favor del conexionismo. Sin embargo,

este desarrollo relativamente reciente aún no ha alcanzado un consenso aceptable entre aquellos que trabajan en otros campos, tales como la psicología o la filosofía de la mente.

Parte del atractivo de las descripciones de la IA convencional radica en que son relativamente fáciles de interpretar, y por lo tanto pueden ser vistas como una contribución a nuestra comprensión de determinados procesos mentales, mientras que los modelos conexionistas son por lo general más oscuros, en la medida en que solo se pueden describir en términos muy generales (especificando algoritmos de aprendizaje, número de unidades, etc.) o en términos de bajo nivel que dificultan la comprensión de los procesos cognitivos. En este sentido, los modelos conexionistas pueden aportar datos para una teoría general del conocimiento sin que ello represente una teoría útil del proceso particular que está siendo modelado. El debate podría considerarse en cierta medida un mero reflejo de las diferencias en el nivel de análisis en el que se enmarcan las teorías particulares.

La reciente popularidad que han adquirido los sistemas dinámicos en filosofía de la mente, debido fundamentalmente a las publicaciones de autores como Tim van Gelder (Port y Van Gelder, 1995; Van Gelder, 1999), ha añadido una nueva perspectiva al debate. De ahí que, en el momento actual, muchos autores argumentan que cualquier división entre el conexionismo y la IA convencional queda mejor caracterizada como una división entre la IA convencional y los sistemas dinámicos.

Nuestra opinión es que PSI y PDP no son modelos incompatibles. Opinión que está arraigando en la comunidad científica, de tal modo que empiezan a aparecer modelos conexionistas híbridos (Helie y Sun, 2010; Marcus, 2001; Sun, 1998). La mayoría de los autores que se mueven en esta línea trabajan con una mezcla de representaciones simbólicas y de representaciones subsimbólicas (modelos de redes neuronales).

Referencias

- Anderson, J. (1983). *The Architecture of Cognition*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Ausubel, D. P. (1960). The use of advance organizers in the learning and retention of meaningful verbal material. *Journal of Educational Psychology*, 51, pp. 267-272.
- Ballesteros, S. (1992). La representación del conocimiento en los sistemas conexionistas. *Psicothema*, 4(2), pp. 343-354.
- Barto, A. G. y Anandan, P. (1985). Pattern recognizing stochastic learning automata. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 15, pp. 360-375.
- Berninger, V. W., Abbott, R. D., Brooksher, R., Lemos, Z., Zook, D. y Mostafapour, E. (2000). A connectionist approach to making the predictability of English orthography explicit to at-risk beginning readers: Evidence for alternative, effective strategies. *Developmental Neuropsychology*, 17(2), pp. 241-271.
- Campanario, J. M. (2004). El enfoque conexionista en psicología cognitiva y algunas aplicaciones sencillas en didáctica de las ciencias. *Enseñanza de las Ciencias*, 22(1), pp. 93-104.
- De Vega, M., Díaz, J. y León, I. (1999). Procesamiento del discurso. En M. de Vega y F. Cuetos (Eds.), *Psicolingüística del español* (pp. 271-306). Madrid: Trotta.
- Elman, J. L. (1988). *Finding structure in time*. CRL Technical Report 8801, Center for Research in Language, University of California, San Diego.
- Feldman, J. A. (1985). Connectionist models and their applications: Introduction. *Cognitive Science*, 9, pp. 1-2.
- Foorman, B. R. (1994). The relevance of a connectionist model of reading for 'The Great Debate'. *Educational Psychology Review*, 6(1), pp. 25-47.
- Glassman, M. y Kang, M. J. (2010). Pragmatism, connectionism and the internet: A mind's perfect storm. *Computers in Human Behavior*, 26(6), pp. 1412-1418.
- Grossberg, S. (2010). Towards building a neural networks community. *Neural Networks*, 23, pp. 1135-1138.
- Helie, S. y Sun, R. (2010). Incubation, insight, and creative problem solving: A unified theory and a connectionist model. *Psychological Review*, 117(3), pp. 994-1024.
- Iza, M. y Ezquerro, J. (1999). Representación conexionista y procesamiento del discurso. *Anales de Psicología*, 15(2), pp. 303-318.
- Johnson-Laird, P. N. (1980). Mental model in cognitive science. *Cognitive Science*, 4, pp. 71-115.

- Kintsch, W. (1998). *Comprehension: A paradigm for cognition*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Kohonen, T. (2001). *Self-Organizing Maps*. New York, NY: Springer.
- Marcus, G. F. (2001). *The Algebraic Mind. Integrating Connectionism and Cognitive Science*. Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology.
- Marín, N. (1999). Delimitando el campo de aplicación del cambio conceptual. *Enseñanza de las Ciencias*, 17, pp. 80-92.
- Mellow, J. D. (2004). Connectionism, HPSG Signs and SLA Representations: Specifying Principles of Mapping between Form and Function. *Second Language Research*, 20(2), pp. 131-165.
- Minsky, M. L. (1975). A framework for representing knowledge. En P. H. Winston (Ed.), *The Psychology of Computer Vision* (pp. 211-277). New York, NY: McGraw-Hill.
- Piaget, J. (1978). *La equilibración de las estructuras cognitivas. Problema central del desarrollo*. Madrid: Siglo XXI.
- Pons, R. M. y Serrano, J. M. (2011). La adquisición del conocimiento: Una perspectiva cognitiva en el dominio de las matemáticas. *Educatio Siglo XXI*, 29(2), pp. 117-138.
- Port, R. y Van Gelder, T. J. (1995). *Mind as Motion: Explorations in the Dynamics of Cognition*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Pozo, J. I. (2010). *Teorías cognitivas del aprendizaje*. Madrid: Ediciones Morata.
- Quillian, M. R. (1968). Semantic memory. En M. L. Minsky (Ed.), *Semantic Information Processing* (pp. 227-270). Cambridge, MA: The MIT Press.
- Raftopoulos, A. y Constantinou, C. P. (2004). Types of cognitive change: a dynamical, connectionism account. En A. Demetriou y A. Raftopoulos (Eds.), *Cognitive Developmental Change: Theories, Models, and Measurement* (pp. 74-117). New York, NY: Cambridge University Press.
- Raimínquez, A. (2009). Teorías conexionistas, la nueva Psicología. Recuperado de www.conexionismo.com/leer_articulo.php?ref=teorias_conexionistas_la_nueva-psicologia-8ygh85|4
- Rivière, A. (1987). *El sujeto de la psicología cognitiva*. Madrid: Alianza Editorial.
- Rodrigo, M. J. y Correa, N. (2004). Representación y procesos cognitivos: esquemas y modelos mentales. En C. Coll, J. Palacios y A. Marchesi (Eds.), *Desarrollo psicológico y educación 2. Psicología de la educación escolar* (pp. 117-135). Madrid: Alianza Editorial.
- Rumelhart, D. E. (1989). The architecture of mind: A connectionist approach. En M. I. Posner (Ed.), *The Architecture of Cognition* (pp. 133-156). Cambridge, MA: The MIT Press.
- Rumelhart, D. E. y McClelland, J. L. (1986). *Parallel Distributed Processing. Explorations in the Microstructure of Cognition*. Vol. 1 y 2. Cambridge, MA: The MIT Press.

- Schank, R. C. (1982). *Dynamic memory*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Schneider, W. y Graham, D. J. (1992). Introduction to connectionist modeling in education. *Educational Psychologist*, 27(4), pp. 513-530.
- Serrano, J. M. (2008). Acerca de la naturaleza del conocimiento matemático. *Anales de Psicología*, 24(2), pp. 169-179.
- Serrano, J. M. y Pons, R. M. (2008). La concepción constructivista de la instrucción. *Revista Mexicana de Investigación Educativa*, 38, pp. 681-712.
- Serrano, J. M. y Pons, R. M. (2011). El constructivismo hoy: Enfoques constructivistas en educación. *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 13(1), pp. 1-27.
- Smolensky, P. (1988). On the proper treatment of connectionism. *Behavioral and Brain Sciences*, 11, pp. 1-74.
- Snowling, M. J. (1998). Connectionism and educational practice: a rejoinder. *Educational and Child Psychology*, 15(2), pp. 66-68.
- Sun, R. (2008). Introduction to computational cognitive modeling. En R. Sun (Ed.), *The Cambridge Handbook of Computational Psychology* (pp. 3-30). New York, NY: Cambridge University Press.
- Thagard, P. (1993). *Cognitive revolutions*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Torre de Babel Ediciones (s.f.). *Conexionismo*. Recuperado de www.e-torredebabel.com/Psicologia/Conexionismo-Elementos-desuArquitectura.htm
- Van Gelder, T. J. (1999). Dynamic approaches to cognition. In R. Wilson y F. Keil ed., *The MIT Encyclopedia of Cognitive Sciences* (pp. 244-246). Cambridge, MA: MIT Press.