

Diseño de redes neuronales artificiales en Neurociencias

Carmen Porras Chavarino y José María Salinas Martínez de Lecea
Universidad de Granada

Este artículo prueba la utilidad de los modelos de redes neuronales artificiales para confirmar relaciones entre cambios fisiológicos y cognitivos. Concretamente, se exploran las consecuencias que las dificultades de neurotransmisión, característica del envejecimiento cerebral, suponen en la respuesta de ancianos en tareas de reconocimiento. Así, la red diseñada es capaz de reconocer patrones aprendidos y cuando se manipula el umbral de activación de algunas unidades del dispositivo se reproducen los resultados experimentales de los ancianos en tareas de reconocimiento. Sin embargo, las aportaciones más novedosas corresponden al diseño y funcionamiento de la red inspirados en rasgos biológicos del sistema nervioso, así como en la codificación de la información, basada en los sistemas sensoriales, y el proceso de ortogonalización que tiene lugar cuando se transmite la información a unidades ocultas del dispositivo.

Artificial neural networks in Neurosciences. This article shows that artificial neural networks are used for confirming the relationships between physiological and cognitive changes. Specifically, we explore the influence of a decrease of neurotransmitters on the behaviour of old people in recognition tasks. This artificial neural network recognizes learned patterns. When we change the threshold of activation in some units, the artificial neural network simulates the experimental results of old people in recognition tasks. However, the main contributions of this paper are the design of an artificial neural network and its operation inspired by the nervous system and the way the inputs are coded and the process of orthogonalization of patterns.

La modelización es una tradición antigua en el trabajo investigador de la Psicología, tanto utilizando animales como aplicando modelos matemáticos a fenómenos psicológicos. Entre dichos modelos matemáticos uno de los más explorados en las últimas décadas ha sido el de redes neuronales artificiales (RNA). El uso de las RNA se ha orientado en dos direcciones, por un lado como herramienta para la resolución de problemas prácticos como la clasificación de patrones, la estimación de variables continuas o la agrupación de patrones, o por otro lado como modelos para el estudio del sistema nervioso y los fenómenos cognitivos. Es en esta última tradición, menos explorada, donde se sitúa la presente investigación.

Efectivamente, la utilización de los modelos de redes en el campo de las Neurociencias ha sido frecuente desde sus inicios (Morris, 1989; Reggia, Ruppín y Berndt, 2000) aunque los objetivos perseguidos, los aspectos considerados para el diseño de la red, incluso la propia validez de los mismos han sido muy variados. Por ejemplo, se han desarrollado diseños que modelizan el procesamiento humano olvidándose de simular los aspectos característicos de nuestro sistema de procesamiento, como es la organización estructural y funcional del sistema nervioso o los algoritmos de aprendizaje utilizados (Rumelhart y McClelland, 1986). En el otro

extremo, se han diseñado dispositivos cada vez más complejos para representar, casi miméticamente, los circuitos neuronales de diversas estructuras cerebrales (Reggia, Ruppín y Berndt, 2000) pero obviando los conocimientos que la Psicología ha aportado sobre el procesamiento de la información. Además, en la mayoría de las ocasiones la forma de codificación de los patrones manejados se define por criterios funcionales de la propia red ignorando el proceso de codificación de la información que ocurre en el sistema nervioso.

Dados estos antecedentes, el objetivo del presente trabajo es diseñar una sencilla red respetando algunos de los rasgos del sistema nervioso y simulando algunos resultados de tareas de reconocimiento, paradigma experimental ampliamente utilizado en las RNA (véase Rolls, 2000), lo que permite modelizar posibles relaciones entre variables fisiológicas y cognitivas. Así, se representa la organización estructural del sistema nervioso, considerando tanto su funcionalidad como sus conexiones, se definen funciones de activación y reglas de aprendizaje inspiradas biológicamente, y se constituyen los patrones input teniendo en cuenta el procesamiento sensorial que sufre la información de entrada al organismo. El dispositivo así diseñado *aprende* a reconocer inputs de entrada intactos y distorsionados. Además se analiza el efecto de la manipulación de algunas variables funcionales de la red como el umbral de activación.

La elevación del umbral de activación de las unidades de una red dificulta la activación de éstas y, por tanto, la transmisión de la información a través del dispositivo. Aunque el umbral de activación de una neurona no varía, sí pueden ocurrir ciertas dificultades en la transmisión de la información motivadas por déficits

en los neurotransmisores o enzimas precursoras. Estos déficits son propios de algunas enfermedades (por ejemplo, el Parkinson, Alzheimer, etc.) como también ocurren en el proceso de envejecimiento cerebral (Bäckman y Farde, 2001; Bäckman, Ginovart, Dixon, Wahlin, Wahlin, Halldin y Farde, 2000; Teipel, Grinberg, Hampel y Heinsen, 2009).

Por otro lado, la degradación de los estímulos a recuperar es una manipulación habitual en los estudios experimentales de la memoria humana (por ejemplo, Murphy, Craik, Li y Schneider, 2000). En concreto, en tareas de reconocimiento se observa que la distorsión en la apariencia de los estímulos que han de ser recuperados dificulta el reconocimiento de éstos, aunque el resultado más interesante es que dicha manipulación afecta más a las personas mayores que a las jóvenes (Gordon-Salant y Fitzgibbons, 1995).

Método

Arquitectura de la red

El dispositivo construido es una red multicapa constituida por tres estratos: el de entrada, el central y el de salida, que representan de forma idealizada los niveles sensorial, central y efector del sistema nervioso (véanse capítulos 6 y 7 de Carlson, 2006, para todas las características fisiológicas y anatómicas consideradas en este trabajo). Cada una de las capas está dividida, a su vez, en tres grupos de unidades: las visuales, las semánticas y las fonéticas, que procesan distinta información como lo hacen las diversas vías sensoriales (visual o auditiva) o áreas corticales (por ejemplo, el área 17 de Brodmann para la información visual, las áreas 41 y 42 para la información auditiva o el área 22 de Brodmann que participa en el procesamiento del lenguaje integrando el aspecto físico y el significado de las palabras). El número de unidades de cada estrato y área se define en función del formato de codificación utilizado para cada información, explicado más adelante. Así, en cada una de las capas periféricas hay 108 unidades distribuidas en 35 para la información visual, 19 para la semántica y 54 para la fonética. Las unidades centrales son 60, organizadas en tres grupos de 20.

Las conexiones entre estratos siguen un único sentido como ocurre en el sistema nervioso, donde las diversas vías sensoriales transmiten la información al sistema nervioso central y éste, tras procesarla, la envía a los sistemas efectores. La capa central se estructura en tres autoasociadores correspondientes a cada una de las áreas funcionales. Sin embargo, estos autoasociadores no siguen el esquema habitual, pues se admiten conexiones inhibitorias entre unidades de la misma área (aquellas que no codifican la misma información). Por otro lado, los tres autoasociadores están interconectados entre sí.

La unidad de procesamiento de la red está basada en el modelo de neurona definido por McCulloch y Pitts (1943). Las unidades son biestables con valores de activación de 0 o 1, si se trata de los elementos que constituyen la capa central, y -1 o +1 si son las unidades periféricas.

La entrada a cualquier unidad es una combinación lineal de los pesos y de las salidas de cada unidad conectada a la primera. La función de activación es de tipo escalón con distinto umbral para las unidades centrales y de salida. Finalmente, la salida de cualquier unidad es la función de identidad de la activación. Con todas estas características el output de la red solo admite dos opciones: acierto, en el caso en que la salida corresponda a la esperada, o fallo, cuando no corresponda.

La regla de aprendizaje para determinar los pesos de las conexiones está inspirada en el principio de Hebb (Carpenter, 1989) y además tiene como objetivo final que el dispositivo asocie los patrones de activación periférica y central que representa cada uno de los inputs utilizados. Así, el aprendizaje es no supervisado y competitivo, aunque no en el sentido habitual de competición entre unidades, sino de competición entre patrones de activación.

Como el resultado final del aprendizaje puede ser determinado analíticamente, y con el objeto de reducir el volumen de computación, se ha preferido obviar el proceso de aprendizaje de la red, considerándose solo el peso de las conexiones adquirido al finalizar esta fase.

El funcionamiento del dispositivo comienza con la activación de las unidades periféricas de entrada que codifican el patrón input. Dicha activación se transmite a las unidades centrales generando la actualización del estado de actividad de cada una de ellas. A partir de ese momento, se produce un proceso iterativo y sincrónico de activación de las unidades centrales que depende de la información que ellas mismas transmiten (al modo que lo hace una red autoasociativa). Una vez concluidas ocho iteraciones, las unidades ocultas emiten su actividad a las unidades de salida, cuya actualización también es sincrónica. El patrón de actividad de dichas unidades constituye el output de la red.

La red definida con los tres autoasociadores es capaz de realizar tareas de asociación entre patrones, ya sea consigo mismo o con otros, por tanto puede desempeñar tareas de reconocimiento.

Codificación de la información

Los estímulos que la red aprende representan los 10 primeros dígitos de la numeración árabe (desde el cero al nueve). Para definir la codificación de dichos estímulos se descompone la información en visual, que representa la imagen visual del número, fonética, que representa el sonido del nombre del dígito, y semántica, que representa el significado de dicho dígito, descomposición que coincide con el modelo de triple codificación de los números propuesto por Dehane y Cohen (1995). Así, cada uno de los estímulos de entrada a la red supone la activación de los tres grupos de unidades periféricas, es decir, las visuales, las fonéticas y las semánticas.

Los patrones de activación que representan los estímulos tanto en el nivel periférico como en el central se inspiran en algunas características de la codificación y procesamiento de la estimulación externa que tiene lugar en los sistemas sensoriales y en el córtex humano. Por ejemplo, se sabe que vías sensoriales distintas codifican información diferente, por ello toda la red se ha organizado en los tres grupos de unidades según la información que codifican. Por otro lado, muchas de las células receptoras y neuronas sensoriales solo se disparan cuando la estimulación incide sobre su campo receptor, es como funcionan, por ejemplo, las células ganglionares del sistema visual en las que está inspirada directamente la codificación visual a nivel periférico del dispositivo.

La activación del conjunto de las células ganglionares forma la silueta de la imagen codificada así, las 35 unidades visuales periféricas de la red se disponen como una cuadrícula de siete por cinco unidades sobre las imágenes de los dígitos. Aquellas neuronas cuyo campo receptor está ocupado por el dibujo del guarismo adoptan un valor de activación de +1, mientras que el resto de unidades presentan un valor de activación de -1 (figura 1 y tabla 1 para un ejemplo).

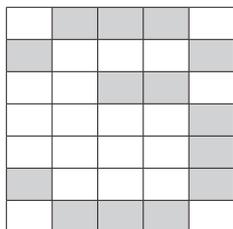


Figura 1. Codificación de la imagen del número 3. Cada cuadrado representa el campo receptor de las 35 unidades visuales. Aparecen sombreadas las unidades activas para el patrón 3

Tabla 1
Codificación visual periférica del patrón 3

nº unidad	1	2	3	4	5
activación	-1	+1	+1	+1	-1
nº unidad	6	7	8	9	10
activación	+1	-1	-1	-1	+1
nº unidad	11	12	13	14	15
activación	-1	-1	+1	+1	-1
nº unidad	16	17	18	19	20
activación	-1	-1	-1	-1	+1
nº unidad	21	22	23	24	25
activación	-1	-1	-1	-1	+1
nº unidad	26	27	28	29	30
activación	+1	-1	-1	-1	+1
nº unidad	31	32	33	34	35
activación	-1	+1	+1	+1	-1

La codificación del nombre de los dígitos se basa en la especialización del córtex para procesar los sonidos del habla de forma diferente al resto de sonidos, como lo demuestra, por ejemplo, el síndrome de la *sordera pura para las palabras* donde los enfermos no son capaces de reconocer palabras o fonemas pero sí reconocen otros sonidos no relacionados con el lenguaje. Así, los aspectos considerados para codificar la información fonética en la red se centran en los rasgos que diferencian los fonemas entre sí y de otros sonidos.

Los fonemas se clasifican según los rasgos acústicos o los rasgos articulatorios, aunque en lengua castellana dicha clasificación coincide (Quilis, 1988). Con esta información, cada nombre de los dígitos se codifica según las características articulatorias de los fonemas que lo constituyen, a saber: vibración de las cuerdas vocales, lugar de articulación y modo de articulación, que a su vez incluyen diversas categorías (Quilis y Fernández, 1979). Se traduce a código binario el orden que ocupa cada una de estas categorías de las tres características articulatorias quedando representado cada fonema por un código binario de nueve dígitos (tabla 2). Finalmente, se hace corresponder cada uno de los componentes del código binario con una unidad fonética, de manera que está activa (+1) o inhibida (-1) según el valor del código binario correspondiente (1 o 0, respectivamente) (tablas 3 y 4 para un ejemplo). Puesto que el nombre de los dígitos utilizados como entrada a la red de mayor longitud incluye seis fonemas y cada fonema es codificado por la actividad de nueve unidades, se constituyen 54 unidades fonéticas en el nivel periférico.

La codificación periférica del significado de los números no se hace atendiendo a características fisiológicas, sin embargo, se justifica como información de entrada al dispositivo, puesto que el sujeto puede responder al significado como lo hace a la estimulación

Tabla 2
Codificación binaria de las características articulatorias de los fonemas

Características consonantes	nº orden	Código binario	Características vocales	nº orden	Código binario
Vibración cuerdas vocales			Vibración cuerdas vocales		
Sorda	1	01	Sonora	2	10
Lugar articulación			Lugar articulación		
Bilabial	1	001			
Labiodental	2	010			
Linguo-dental	3	011			
Linguo-interdental	4	100			
Linguo-alveolar	5	101	Anterior	5	101
Linguo-palatal	6	110	Central	6	110
Linguo-velar	7	111	Posterior	7	111
Modo articulación					
Oclusiva	1	0001			
Fricativa	2	0010			
Africada	3	0011			
Nasal	4	0100			
Lateral	5	0101			
Vibrante simple	6	0110			
Vibrante múltiple	7	0111			
			Cerrada	8	1000
			Media	9	1001
			Abierta	10	1010

lenguaje de programación utilizado para la simulación es el C y el compilador manejado es el BorlandC++ versión 2.0.

Procedimiento

La red aprende los 10 patrones en su triple codificación. Una vez finalizado el aprendizaje comienza la fase de ejecución, donde se elige aleatoriamente un patrón de entre los memorizados. Este patrón se utiliza como input de la red que, en algunas ocasiones, se manipula modificando aleatoriamente la actividad de algunas de las unidades de entrada. El funcionamiento de la red genera un patrón de actividad en los elementos de salida que se compara con el memorizado que ha servido de input. Si ambos son iguales se considera el output como acierto y si son distintos como error. Esta secuencia se repite en grupos de 100 veces para cada una de las condiciones de simulación. Al finalizar cada uno de esos grupos se calcula el porcentaje de outputs correctos de la red y se compara con el calculado en las 100 anteriores. Si la diferencia entre ambos porcentajes es inferior al 1%, la simulación llega a su fin y se registra como resultado el último porcentaje calculado, si no es así, se continúa la simulación. De esta forma se garantiza que la respuesta registrada de la red sea estable. Con el objeto de obtener la distribución de frecuencias del porcentaje de respuestas correctas, se repite todo el proceso descrito tantas veces como sean necesarias para obtener una estimación de la media poblacional de la distribución con un error menor al 0,5 del porcentaje de respuestas correctas.

Se utilizan cinco niveles de degradación de los patrones de entrada a la red que corresponden a distintos porcentaje de unidades de entrada cuya actividad es modificada (0, 1, 5, 10 y 15%). Además, se manejan distintos valores de umbral que oscilan entre el 1,0 y el 1,8 con un intervalo de 0,2 unidades entre cada uno. Comprobaciones previas demuestran que la modificación del umbral de activación de las unidades de salida no genera diferencias significativas, por lo que se mantiene constante con un valor de 0,4.

Resultados

Todos los efectos se calculan según los intervalos confidenciales en torno al porcentaje medio de respuestas correctas ($p \leq 0,05$) (tabla 6).

La red ejecuta adecuadamente la tarea de reconocimiento (la media del porcentaje de aciertos es superior al 90%, oscilando entre 80,18 para el umbral 1 y 100 para los umbrales 1,4, 1,6 y 1,8). La eficacia en la tarea disminuye al incrementar la distorsión de los patrones, siendo significativa para los umbrales 1,4, 1,6 y 1,8, a partir de la manipulación del 10% de las unidades de entrada. El umbral que hace que la red funcione mejor en todas las condiciones de ruido es el 1,4 (porcentajes de aciertos que oscilan entre 100 y 82,90), manteniendo cierta eficacia en los umbrales 1 y 1,2 (con resultados entre 94,51% y 80,18% de aciertos) y reduciéndola considerablemente en los umbrales 1,6 y 1,8 (con porcentajes de aciertos entre 100 y 37,68).

Sin embargo, los resultados más interesantes se encuentran al analizar la interacción entre el nivel de distorsión de los inputs y el umbral de activación de las unidades centrales (tabla 6 y figura 3). Cuando el input de la red está intacto (ruido 0) la red es totalmente eficaz en el reconocimiento de patrones (100% de aciertos) cuando los umbrales de las unidades centrales son 1,4, 1,6 y 1,8, siendo su respuesta peor con los umbrales 1 y 1,2. Si la distorsión de los patrones es leve (ruido 0,01 y 0,05) se produce reducción significa-

tiva del porcentaje de aciertos para los umbrales 1,4, 1,6 y 1,8 (con tamaño de efecto máximo de 7,06). Para los mismos umbrales, la introducción de mayor degradación (ruido 0,10 y 0,15) disminuye significativamente la respuesta de la red (tamaño del efecto entre 1,15 y 62,32).

Tabla 6
Estimación del porcentaje medio de respuestas correctas (RC) en función del umbral y el ruido del input

umbral	ruido	% medio RC	umbral	ruido	% medio RC
1,0	0%	80,18±,421	1,2	0%	89,94±,371
	1%	82,71±,486		1%	92,96±,454
	5%	86,40±,347		5%	94,51±,252
	10%	86,94±,329		10%	93,86±,282
	15%	84,53±,401		15%	89,27±,314
1,4	0%	100±,000	1,6	0%	100±,000
	1%	99,74±,107		1%	100±,000
	5%	98,50±,258		5%	98,85±,241
	10%	95,04±,251		10%	88,39±,256
	15%	82,90±,435		15%	63,93±,473
1,8	0%	100±,000		0%	100±,000
	1%	99,94±,043		1%	100±,000
	5%	92,94±,286		5%	88,39±,256
	10%	67,25±,403		10%	63,93±,473
	15%	37,68±,491		15%	63,93±,473

Nota: junto a cada estimación se presenta el intervalo de confianza de la estimación al 95%

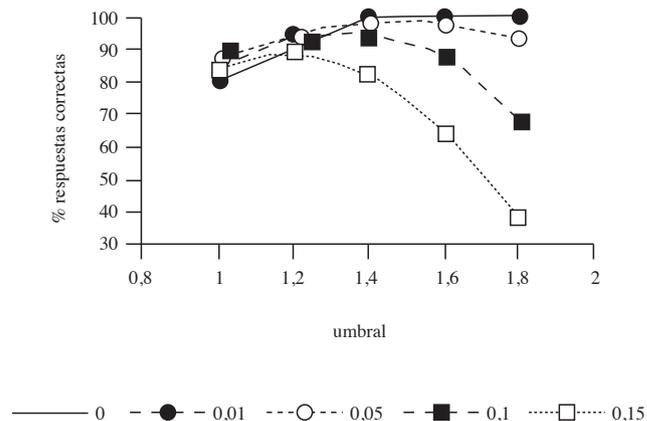


Figura 3. Porcentaje de respuestas correctas en función del umbral y el ruido

En resumen, los resultados obtenidos permiten diferenciar el comportamiento de la red al menos en dos situaciones, a saber, cuando se adoptan valores superiores de umbral (1,6 y 1,8), en cuyo caso la distorsión de los patrones disminuye considerablemente el porcentaje de respuestas correctas, y cuando funciona en el umbral 1,4, donde dicha distorsión afecta mucho menos.

Discusión y conclusiones

Los resultados muestran cómo la red reconoce adecuadamente los patrones de entrada reduciendo su eficacia al manipular éstos. Además, el dispositivo «envejecido» (cuando los umbrales adoptan los valores 1,6 y 1,8) reconoce peor los estímulos, sobre todo si éstos son degradados. Ambos resultados coinciden con los obtenidos en estudios experimentales con tareas de reconocimiento. Efectivamente, se sabe que cuando se manipulan los estímulos de la lista durante la fase de reconocimiento se cometen más fallos (Murphy et al., 2000; Pitarke, Algarabel y Aznar-Casanova, 2007). Además, los ancianos responden peor que los jóvenes en diversas tareas de reconocimiento (véanse revisiones de Craik, 2000; Old y Naveh-Benjamin, 2008; Prull, Gabriela y Bunge, 2000; Simón, Ruiz y Suengas, 2009; Zacks, Hasher y Li, 2000). Concretando, dichas diferencias son nulas cuando no se manipulan los estímulos objeto de reconocimiento, acrecentándose cuando éstos son degradados (Barlett y Fulton, 1991; Gordon-Salant y Fitzgibbons, 1995). Incluso, se sabe que la respuesta diferencial en tareas de reconocimiento debidas a la edad se reducen considerablemente cuando el contexto de la información a retener está estructurado o es semejante entre la situación de estudio y de recuperación o cuando los estímulos utilizados son familiares (Bäckman, Small, Wahlin y Larsson, 2000), situaciones que se representarían en la simulación por menor degradación de los inputs. Se concluye que el incremento del umbral de activación de las unidades centrales no solo puede representar el déficit de neurotransmisores del envejecimiento cerebral, sino que permite simular los resultados diferenciales de ancianos en tareas de reconocimiento.

El modelo planteado ayuda a comprender cómo los deterioros fisiológicos representados afectan al reconocimiento. Efectivamente, puesto que la estructura central del dispositivo son tres autoasociadores, la red converge a una de las memorias almacenadas cuando el input presenta cierta superposición con alguna de ellas. Sin embargo, cuando se eleva el umbral de activación de las unidades centrales, éstas requieren mayor activación inicial, lo que depende directamente del grado de superposición de la codificación periférica entre el input y los patrones almacenados. Así, si el input es muy parecido a alguna de las memorias, la entrada a las unidades centrales es suficiente para que los cambios en el umbral de activación no afecten, por el contrario, si el input es poco parecido, la entrada que reciben las unidades centrales es menor, lo que impide la activación de las unidades adecuadas cuando el umbral es elevado. En otras palabras, la elevación del umbral hace a la red menos tolerante al ruido. Esta explicación, centrada en los aspectos funcionales y estructurales de la red, contrasta con las complejas hipótesis habituales que consideran otros problemas cognitivos como responsables del deterioro de la memoria de ancianos (Light, 1991). Además, permite establecer mecanismos que mejoran el funcionamiento de la red *envejecida*, por ejemplo, aumentando la entrada a las unidades mediante el refuerzo de los pesos de las conexiones o disminuyendo el grado de superposición inicial entre los patrones almacenados. Ambas

estrategias son utilizadas con éxito en los trabajos experimentales, por ejemplo, se reducen las diferencias entre jóvenes y ancianos cuando se proporciona más tiempo para el aprendizaje de los estímulos objeto de reconocimiento o cuando se reduce el número de estímulos objeto de aprendizaje (Craik y Jennings, 1992), lo que supondría, en el primer caso, incrementar los pesos de las conexiones, y en el segundo, reducir la superposición entre los patrones a reconocer.

Otras aportaciones del modelo diseñado corresponden a la arquitectura y formato de codificación de los patrones. La estructura de la red basándose en la organización del sistema nervioso no se encuentra en ningún trabajo donde se diseñen dispositivos que simulen reconocimiento. Tan solo el modelo construido por Chappell y Humphreys (1994), utilizado para simular, entre otras, tareas de reconocimiento, distingue dos niveles: central y periférico, aunque dicha diferenciación se fundamenta en un modelo teórico de memoria más que en aspectos de implementación biológica. Para definir los patrones se han respetado los conocimientos sobre la codificación sensorial, huyendo de codificaciones que garanticen el funcionamiento de la red aunque sean poco pausibles biológicamente. Así, se han considerado rasgos como el grado de superposición o correlación entre las representaciones de patrones distintos, el significado de cada una de las codificaciones y la diferenciación de las representaciones en los distintos módulos de la red.

La codificación visual utilizada se basa en el funcionamiento de las células ganglionares encargadas de codificar la información recogida por los fotorreceptores del sistema visual. Muchos trabajos utilizan el esquema de codificación planteado aquí, aunque ninguno hace referencia expresa a su inspiración. Por su parte, la codificación fonética manejada no coincide con ninguno de los esquemas más comunes de representación fonética utilizados en las RNA. Aquellos autores que fragmentan la palabra en sus fonemas, como se hace en este trabajo, consideran que cada unidad representa un fonema o característica fonética (por ejemplo, Moss, Hare, Day y Tyler, 1994), sin embargo, nuestra aportación es que la representación de cada rasgo fonético es distribuida en un conjunto de unidades. Finalmente, el esquema de codificación más novedoso es el semántico, pues se desconoce cómo el sistema nervioso codifica el sentido de hechos y palabras. Lo habitual en las RNA es representar el significado de las palabras considerando los rasgos o atributos característicos del concepto y representar cada uno de ellos por unidades diferentes (por ejemplo, Plaut y Shallice, 1993). Sin embargo, aquí se plantea una codificación distribuida del significado. Finalmente, también resulta novedoso el proceso de ortogonalización que sufre la representación periférica de los patrones al llegar a las unidades ocultas. Dicho proceso, basado en las características anatómicas y fisiológicas, ya comentadas anteriormente, facilita además el funcionamiento de los autoasociadores.

Este trabajo comparte con otros el interés de relacionar datos cognitivos e información fisiológica del sistema nervioso utilizando RNA (por ejemplo, Bakouier, Zendenhrouh y Gharibzadeh, 2009), y el interés por modelizar un proceso natural como es el envejecimiento (Buchler y Reder, 2007; Mireles y Charness, 2002). Es posible seguir esta línea de investigación ampliando el modelo a una situación extrema de envejecimiento, o incluso patológica, como es el Alzheimer. ¿Podría entonces el modelo indicar posibles estrategias para mejorar los problemas de memoria? Desde luego que trabajos como éste abogan por la utilidad de las RNA como modelos adecuados para estudiar las consabidas relaciones mente-cerebro.

Referencias

- Amit, D.J., Gutfreund, H., y Sompolinsky, H. (1987). Information storage in neural networks with low levels of activity. *Physical Review A*, 35, 2293-2303.
- Bäckman, L., y Farde, L. (2001). Dopamine and cognitive functioning: Brain imaging findings in Huntington's disease and normal aging. *Scandinavian Journal of Psychology*, 42, 287-296.
- Bäckman, L., Ginovart, N., Dixon, R.A., Wahlin, T-B.R., Wahlin, A., Hallidin, C., y Farde, L. (2000). Age-related cognitive deficits mediated by changes in the striatal dopamine system. *The American Journal of Psychiatry*, 157, 635-637.
- Bäckman, L., Small, B.J., Wahlin, A., y Larsson, M. (2000). Cognitive functioning in very old age. En F.I.M. Craik y T.A. Salthouse (Eds.), *The handbook of aging and cognition* (2nd ed., pp. 499-558). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Bakouie, F., Zendehrouh, S., y Gharibzadeh, S. (2009). Does a kind of over-fitting occur in the brain of autistic patients? *The Journal of Neuropsychiatry and Clinical Neurosciences*, 21(3), 343.
- Ballard, D.H. (1987). Interpolation coding: A representation for numbers in neural models. *Biological Cybernetics*, 19, 63-71.
- Bartlett, J.C., y Fulton, A. (1991). Familiarity and recognition of faces in old age. *Memory and Cognition*, 19, 229-238.
- Buchler, N.E.G., y Reder, L.M. (2007). Modeling age-related memory deficits: A two-parameter solution. *Psychology and Aging*, 22(1), 104-121.
- Carpenter, G.A. (1989). Neural network models for pattern recognition and associative memory. *Neural Networks*, 2, 243-257.
- Carlson, N.R. (2006). *Fisiología de la conducta* (8ª edición). Madrid: Pearson Educación.
- Chapell, M., y Humphreys, M.S. (1994). An auto-associative neural network for sparse representations: Analysis and application to models of recognition and cued recall. *Psychological Review*, 101(1), 103-128.
- Craik, F.I.M. (2000). Age-related changes in human memory. En D.C. Park y N. Schwarz (Eds.), *Cognitive aging: A primer* (pp. 75-92). Philadelphia: Psychology Press.
- Craik, F.I.M., y Jennings, J.M. (1992). Human memory. En F.I.M. Craik y T.A. Salthouse (Eds.), *The handbook of aging and cognition* (pp. 51-110). New Jersey: LEA.
- Dehaene, S., y Cohen, L. (1995). Towards an anatomical and functional model of number processing. *Mathematical Cognition*, 1(1), 83-120.
- Gordon-Salant, S., y Fitzgibbons, P.J. (1995). Recognition of multiply degraded speech by young and elderly listeners. *Journal of Speech and Hearing Research*, 38, 1150-1156.
- Light, L.L. (1991). Memory and aging: Four hypotheses in search of data. *Annual Review of Psychology*, 42, 333-376.
- McCulloch, W.S., y Pitts, W.H. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin Mathematican Biophys*, 5, 115-133.
- Mireles, D.E., y Charness, N. (2002). Computational explorations of the influence of structured knowledge on age-related cognitive decline. *Psychology and Aging*, 17(2), 245-259.
- Morris, R.G.M. (1989). Computational neuroscience: Modelling the brain. En R.G.M. Morris (Ed.), *Parallel distributed processing. Implications for Psychology and Neurobiology* (pp. 203-213). Oxford University Press.
- Moss, H.E., Hare, M.L., Day, P., y Tyler, L.K. (1994). A distributed memory model of the associative boost in semantic priming. *Connection Science*, 6(4), 413-427.
- Murphy, D.R., Craik, F.I.M., Li, K.Z.H., y Schneider, B.A. (2000). Comparing the effects of aging and background noise on short-term memory performance. *Psychology and Aging*, 15(2), 323-334.
- Noël, M. (2001). Numerical cognition. En B. Rapp (Ed.), *The handbook of cognitive neuropsychology. What deficits reveal about the human mind* (pp. 485-518). Philadelphia: Psychology Press.
- Old, S.R., y Naveh-Benjamin, M. (2008). Differential effects of age on item and associative measures of memory: A meta-analysis. *Psychology and Aging*, 23(1), 104-118.
- Pitarke, A., Algarabel, S., y Aznar-Casanova, J.A. (2007). Familiaridad y recuerdo en el reconocimiento de rostros ficticios: implicaciones para los modelos de reconocimiento. *Psicothema*, 19(4), 565-571.
- Plaut, D., y Shallice, T. (1993). Deep dyslexia: A case study of connectionist neuropsychology. *Cognitive Neuropsychology*, 10, 377-500.
- Prull, M.W., Gabrieli, J.D.E., y Bunge, S.A. (2000). Age-related changes in memory: A cognitive neuroscience perspective. En F.I.M. Craik y T.A. Salthouse (Eds.), *The handbook of aging and cognition* (2nd ed., pp. 91-153). Mahwah, N.J.: Erlbaum.
- Quilis, A. (1988). *Fonética acústica de la lengua española*. Madrid: Gredos.
- Quilis, A., y Fernández, J.A. (1979). *Curso de fonética y fonología españolas*. Madrid: CSIC.
- Reggia, J.A., Ruppini, E., y Berndt, R.S. (2000). Neural and connectionist models in neuropsychology. En F. Boller, J. Grafman y G. Rizzolatti (Eds.), *Handbook of neuropsychology* (vol. 1) (pp. 269-303). Amsterdam: Elsevier.
- Rolls, E.T. (2000). Memory systems in the brain. *Annual Review of Psychology*, 51, 599-630.
- Rumelhart, D.E., y McClelland, J.L. (Eds.) (1986). *Parallel distributed processing: Exploration in the microstructure of cognition* (vols. 1-2). Cambridge: MIT.
- Simón, T., Ruiz, T., y Suengas, A. (2009). Memoria y envejecimiento: recuerdo, reconocimiento y sesgo positivo. *Psicothema*, 21(3), 409-415.
- Teipel, S.J., Gringerg, L.T., Hampel, H., y Heinsen, H. (2009). Cholinergic system imaging in the healthy aging process and Alzheimer disease. En P.R. Hof y C.V. Mobbs (Eds.), *Handbook of the neuroscience of aging* (pp. 119-130). Amsterdam: Elsevier.
- Zacks, R.T., Hasher, L., y Li, K.Z.H. (2000). Human memory. En F.I.M. Craik y T.A. Salthouse (Eds.), *The handbook of aging and cognition* (2nd ed., pp. 293-357). Mahwah, N.J.: Erlbaum.