

Epistemología estratégica : introducción a un modelo conexionista de aprendizaje asociativo^(*)

Jairo A. ROZO

*Universidad Nacional de Colombia
y Fundación CEDAVIDA*

Andrés M. PÉREZ-ACOSTA

*Universidad Nacional de Colombia
y Universidad Católica de Colombia*

Wilson LÓPEZ LÓPEZ

Alamoc - ABA Colombia

Resumen

Presentamos en este artículo una propuesta epistemológica que denominamos “estratégica”, a partir de un ejemplo específico que es el impacto de los modelos de redes neuronales en las ciencias del comportamiento. Iniciamos con la justificación filosófica de tales modelos, la clasificación de los mismos y su importancia actual dentro de diversas disciplinas como la psicología cognitiva, el análisis experimental del comportamiento, la etología y la neurociencia comportamental. Finalmente, cerramos con la descripción de la red neuronal DYSTAL, como una muestra de la confluencia de las estrategias descendente (psicología) y ascendente (neurociencia) para la explicación del aprendizaje asociativo.

Palabras clave: neurociencias, redes neuronales, epistemología estratégica, aprendizaje asociativo, DYSTAL.

Abstract

In this paper we introduce an approach we are calling “strategic” epistemology, using the specific example of the impact of neural network models on the behavioural sciences. We begin with the philosophical justification of these models, their classification and their importance in several disciplines, such as cognitive psychology, experimental behaviour analysis, ethology and behavioural neuroscience. Finally, we describe the DYSTAL neural network, an example of the confluence of the top-down strategy (psychology) and the bottom-up strategy (neurosciences) in the explanation of associative learning.

Key words: psychology, neurosciences, neural networks, strategic epistemology, associative learning, DYSTAL.

(*) Los autores agradecen especialmente al Dr. Daniel L. Alkon por enviarnos sus artículos relacionados con el modelo DYSTAL (Aprendizaje Asociativo Dinámicamente Estable).

Dirección de los autores: A.A. 38408, Bogotá, Colombia. *E-mail:* andresmanuel@usa.net

La psicología, como cualquier otra ciencia, importa y exporta conceptos, modelos de explicación, estrategias metodológicas y desarrollos tecnológicos, los cuales la enriquecen y complejizan, cambiando no sólo sus desarrollos teóricos, metodológicos y psicotecnológicos sino además las bases filosóficas de la misma (Bunge, 1977 ; Bunge y Ardila, 1988 ; López 1994, 1998). Así, el uso de los modelos de redes implica por lo menos asumir un conjunto de supuestos ontológicos, gnoseológicos y semánticos, sobre el sistema nervioso, sobre su comportamiento y sobre el ambiente en el cual interactúa.

Los modelos de redes sugieren una ontología organizada y estable, que incluye un mínimo de componentes (nodos, unidades de entrada, unidades ocultas y unidades de salida) que se enlazan e integran y, a su vez, permiten una forma de determinación estocástica.

Estas características ontológicas también implican una gnoseología realista que se orienta hacia la búsqueda de variables estables (unidades que la componen) y variables cambiantes (patrones de conexión, activación e interacción).

Tal gnoseología hace uso de una semántica ligada a conceptos derivados del campo de la inteligencia artificial. Estos conceptos se refieren al tipo y número de conexiones y explicitan una intencionalidad predeterminada (programada) por un maestro, el cual delimita la orientación, las posibilidades y el alcance del aprendizaje (teleología de la red, ver Sejnowski y Smith-Churchland, 1989).

Los postulados iniciales tienen para la psicología una importancia trascendental pues suponen que el comportamiento de organismos humanos o no humanos está determinado y puede ser estudiado y entendido a partir de las variables fundamentales que lo regulan. Es decir, los postulados filosóficos

implícitos hacen posible y necesario el uso de modelos formales (matemáticos y estadísticos) para predecir el comportamiento (Forero y López, 1997).

Sin embargo, el uso de términos importados de la ingeniería produce nuevos problemas de interpretación y de investigación, por cuanto los modelos no tienen la dinámica sensorial ni la complejidad en el procesamiento que tienen las redes biológicas más simples.

Ahora bien, no sólo el dominio de las características, cualidades y propiedades difiere de las redes biológicas, sino que éstas son potencialmente más flexibles en la medida en que los artefactos simuladores tradicionalmente *aprenden* bajo la predeterminación de un programa externo a la red.

A estas novedades ontológicas, gnoseológicas y semánticas se une una nueva concepción epistemológica que organiza y explica la importación y exportación de modelos entre disciplinas. Según dicha epistemología, la realidad no se secciona en niveles que aborda independientemente cada disciplina, sino que alrededor de cada problema de investigación (en nuestro caso particular, el comportamiento y el aprendizaje) confluyen los aportes de diversas disciplinas que comparten su objeto de estudio pero difieren en su estrategia (Pérez-Acosta, 1997).

La epistemología estratégica

La conclusión anterior surge de la propuesta de epistemología estratégica planteada por Staddon y Bueno (1991), que implica una nueva perspectiva entre la disputa entre neurociencia, neurocomputación y psicología. Tradicionalmente estas disciplinas han sido radicales en lo que se refiere a su independencia para abordar y explicar su objeto de estudio. Estos radicalismos extremos se

han aglutinado en dos peligrosas formas de reduccionismo: molecular y molar (Roza y Pérez-Acosta, 1998).

Una de las más viejas y conocidas versiones del reduccionismo molecular es la reducción a explicaciones de corte físico para fenómenos eminentemente psicológicos (Bunge, 1985). Ante este tipo de reduccionismos siempre hemos estado preparados, ya que muy frecuentemente se nos ha advertido de su presencia. Sin embargo, la versión moderna de este reduccionismo, al nivel neurobiológico, ha tomado mucha fuerza a partir de los grandes avances de la neurociencia en la última década. Uno de sus más grandes exponentes es Francis Crick (Crick, 1994 ; Horgan, 1994 ; Staddon y Bueno, 1991), quien ha argumentado que las neurociencias podrán explicar a cabalidad todos los fenómenos y qué teorías provenientes de la psicología cognitiva o conductual son una pérdida de esfuerzos. Según Crick, es sólo cuestión de tiempo para que la psicología y estudios de su tipo desaparezcan, absorbidos por la neurociencia.

Por otro lado, al otro extremo del tal reduccionismo encontramos la versión molar, que ha surgido dentro de la psicología y que conocemos como conductismo radical. Para figuras como Skinner (1976), lo único importante de estudiar era la conducta y nada más que ella debería ser cobijada por la psicología; procesos como el pensamiento se consideran como conducta verbal privada en función del ambiente. Bajo este concepto se debería obviar toda pretensión de explicar la conducta mediante procesos cognitivos y abandonar todo esfuerzo por entender el sistema nervioso, ya que no nos arrojaría ningún conocimiento nuevo sobre la conducta (Skinner, 1938, citado por Staddon y Bueno, 1991). Este reduccionismo, del cual nadie nos advirtió, remite toda

explicación de la conducta a contingencias ambientales.

Mientras que el reduccionismo molecular sustenta que toda explicación del comportamiento sólo se puede hallar dentro de los procesos del sistema nervioso, dejando de lado factores sociales y contextuales que determinan la conducta humana y animal, el reduccionismo molar sostiene que toda la causalidad del comportamiento se halla en variables ambientales (actualmente denominadas contextuales) y sus estímulos ; todo lo que puede aportar el organismo como tal, el procesamiento de esos estímulos, no tiene ningún peso en la explicación del comportamiento. Tanto un reduccionismo como el otro, posiblemente sean igual de peligrosos y muy poco heurísticos, por ello debemos mirar opciones de entendimiento más amplias.

La epistemología estratégica es una idea que surge a partir del planteamiento de Staddon y Bueno (1991) según el cual para encontrar modelos explicativos *reales* de cualquier fenómeno, todo científico debe tener en cuenta los aportes hechos desde diferentes disciplinas, para el entendimiento del mismo. Desde este punto de vista, las disciplinas científicas se convierten en estrategias para la comprensión de diversos problemas. La realidad es lo suficientemente compleja como para que sea dividida en niveles que correspondan a ciencias particulares. Ninguna disciplina va a ser autosuficiente para abordar un fenómeno en su totalidad; sólo brindará una estrategia que necesariamente debe ser complementada por el aporte de otras.

En el caso del aprendizaje y el comportamiento, los aportes hechos por la psicología y las neurociencias deben entenderse como estrategias complementarias más que ciencias de niveles independientes. Bajo tal

esquema la psicología representaría una *estrategia descendente*, donde el estudio del comportamiento inicia con el organismo entero y su relación con el ambiente para terminar con las propiedades del sistema nervioso. Al otro extremo, la neurociencia representaría la estrategia ascendente que empieza por el estudio de las neuronas y sus sinapsis para terminar en el estudio de la conducta del organismo entero en su contexto (Pérez-Acosta, 1997).

Los modelos de redes neuronales (como productos de una nueva disciplina denominada neurocomputación) han provisto un puente de comunicación entre las dos estrategias ya mencionadas, ya que han permitido, a través de la simulación por computador, fusionar el conocimiento molar del comportamiento con las bases biológicas del mismo. A continuación, vamos a diferenciar las diferentes clases de redes neuronales y el impacto que han tenido los modelos de redes neuronales en las ciencias del comportamiento.

Clases de redes neuronales

Los modelos de redes neuronales han tenido, a partir de la década de los ochenta, un fuerte impacto en las ciencias del comportamiento y favoreció en éstas el surgimiento de nuevas corrientes basadas en los supuestos filosóficos examinados en las anteriores secciones. Una muestra significativa de tal influencia, en el caso de la psicología, fue la adjudicación del Premio por Contribución Científica Distinguida que otorgó la Asociación Psicológica Americana a David Rummelhart y James L. McClelland, durante la Convención Anual en agosto de 1997. La principal obra de Rummelhart y McClelland, en dos volúmenes (Rummelhart y McClelland, 1986 ; McClelland, Rummelhart y el grupo PDP, 1986) introdu-

jo con fuerza a la psicología el concepto de procesamiento distribuido en paralelo (PDP) como modelo cognitivo.

No obstante, es importante discriminar entre varios conceptos relacionados con redes neuronales. El presente artículo no sólo hace referencia a las redes neuronales, en general, sino a los *modelos de redes neuronales*. Veamos a continuación la definición de dichos conceptos :

Red neuronal biológica: es la conexión de varias neuronas biológicas. El conjunto de todas las redes neuronales biológicas conforman el sistema nervioso (incluido el cerebro). Su estructura y funcionamiento son asuntos básicos de investigación en neurociencias. El descubrimiento del funcionamiento en red del sistema nervioso fue posterior al descubrimiento de la neurona por Santiago Ramón y Cajal a comienzos del presente siglo (Solso, 1995). Las ideas de conexión y procesamiento distribuido en neurociencias se deben especialmente a Donald O. Hebb (1949) y se han comprobado con múltiples técnicas que visualizan el funcionamiento del cerebro, como las diversas clases de tomogramas (ver Solso, 1995).

Red neuronal artificial: es un objeto o máquina de naturaleza puramente física que simula el funcionamiento de las redes neuronales biológicas. Contiene elementos interconectados que procesan de forma distribuida la información que les entra (*input*) a diferencia de las tradicionales máquinas que procesan información (computadores), cuyo funcionamiento es secuencial. Son herramientas tecnológicas creadas por ingenieros dedicados al campo de la inteligencia artificial (Torres, Hernández y Niño, 1993). Un ejemplo de ellas son los dispositivos de reconocimiento de caras o de letras manuscritas que ya hacen parte del mercado (ver Hinton, 1992). Su gran meta, difícil pero no

imposible, es simular el funcionamiento del cerebro humano.

Modelos de redes neuronales: son esquemas, de naturaleza formal, cuyo funcionamiento se describe matemáticamente mediante ecuaciones. Contiene unidades hipotéticas de entrada, ocultas y de salida, interconectadas y con diferentes "pesos" de conexión. Su objetivo es describir y explicar el funcionamiento de procesos cognoscitivos tales como la percepción, el aprendizaje y la memoria (Rummelhart y McClelland, 1986). Han sido propuestos por científicos y psicólogos cognitivos como teoría del funcionamiento general de la mente.

Redes neuronales y ciencias del comportamiento

Los modelos de redes, ya diferenciados, han entrado a diversas ciencias del comportamiento (como la psicología, la etología y la economía) a competir con modelos tradicionales, generando explicaciones alternativas. A continuación se presentan las disciplinas más influidas y las corrientes que han surgido:

Psicología cognitiva: al interior del estudio científico de los procesos cognoscitivos apareció desde hace ya más de 40 años la metáfora del procesamiento de información (Mayer, 1985). Pero la clase de procesamiento de los primeros modelos era secuencial o lineal, como fue el caso del *General Problem Solver* o Solucionador General de Problemas creado por Herbert Simon y Allen Newell (Newell, Simon y Shaw, 1958). Finalmente, esta clase de modelos, presentados en forma de *software*, sirvieron más para *estimular* que para *simular* los procesos humanos de solución de problemas (Newell y Simon, 1963).

Motivado por la predicción limitada de los modelos de procesamiento secuencial, se

conforma el grupo PDP (Procesamiento Distribuido en Paralelo), liderado por McClelland y Rummelhart (McClelland, Rummelhart y el grupo PDP, 1986). El grupo lanzó la hipótesis de que el procesamiento de información humano no es secuencial sino paralelo. Plantearon el modelo descrito anteriormente, conformado por unidades hipotéticas interconectadas, las cuales conforman la red. La información ambiental no sigue una trayectoria lineal en la red sino que se distribuye a lo largo de las unidades, cuyos pesos de conexión determinan la salida final. Esta forma de ver el funcionamiento de la mente ha dado lugar al llamado enfoque *conexionista* de la psicología cognitiva.

El grupo PDP publicó a lo largo de la década pasada los resultados de varias simulaciones conexionistas de diversos procesos psicológicos: percepción (McClelland y Rummelhart, 1981), memoria (McClelland y Rummelhart, 1985), lenguaje (Seidenberg y McClelland, 1989) y hasta el desarrollo cognitivo (McClelland y Jenkins, 1992). Estas simulaciones han logrado un mejor nivel predictivo que los modelos secuenciales y, por tanto, una amplia influencia en las ciencias cognitivas.

Análisis Experimental del Comportamiento: curiosamente, al interior de una disciplina ambientalista por naturaleza como la fundada por B. F. Skinner, los modelos de redes neuronales (esencialmente cognitivos) han tenido cierta acogida. Ha sido principalmente John W. Donahoe (Donahoe, Burgos y Palmer, 1993) quien se ha encargado de difundir simulaciones de los procesos de reforzamiento de la conducta, a través de *redes neurales adaptativas*.

La aproximación de Donahoe, inspirada en la biología evolutiva de Darwin, se denomina *seleccionismo*. La explicación seleccionista del comportamiento comprende una

secuencia de tres pasos. 1. *Variación* (proceso simulado directamente por la red), dada por las características morfológicas y comportamentales del individuo. 2. *Selección* ambiental de las características que conlleven a una mayor adaptación (reflejada en la retroalimentación que recibe la red). 3. *Retención* de las variaciones selecciona-

das a través de la herencia (la cual determina la estructura de la red).

Los procesos de aprendizaje y condicionamiento, centrales dentro del análisis experimental del comportamiento, han sido simulados con éxito por modelos de redes neuronales. La figura 1 muestra claramente el nivel de predicción logrado por un mode-

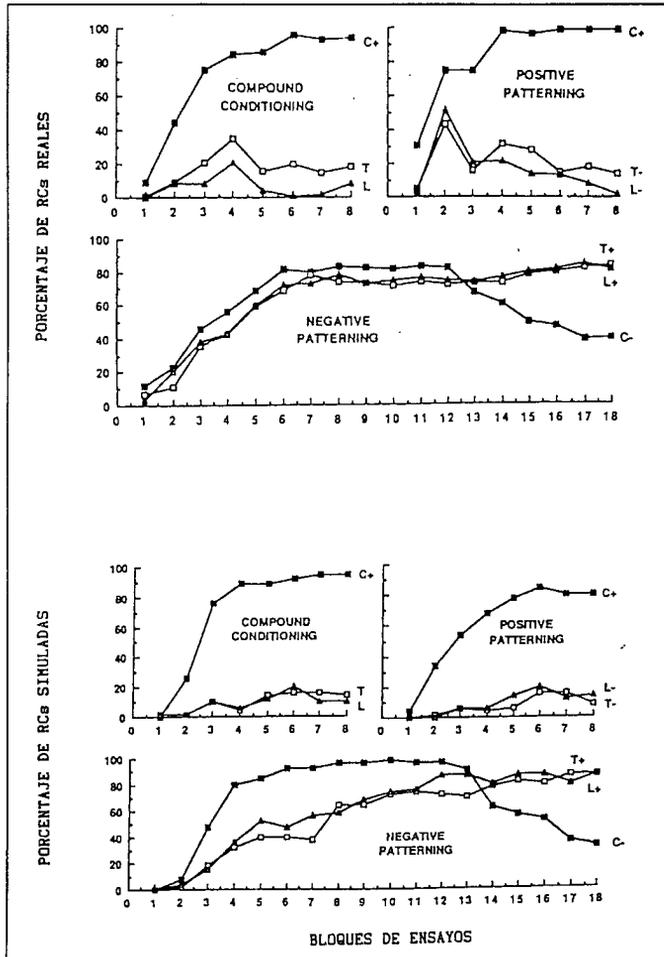


Figura 1. Bloques de ensayos con resultados conductuales (parte superior) y resultados de simulación (parte inferior). Se comparan tres arreglos experimentales: condicionamiento compuesto (*compound conditioning*), pauta positiva (*positive patterning*) y pauta negativa (*negative patterning*). Obsérvese con atención el parecido de las gráficas. (Traducción y adaptación de la figura 3 de Kehoe, 1989, p. 431. Copyright, 1989 by the Society for the Experimental Analysis of Behavior, Inc. Reproducido con permiso del autor).

lo de red que simula el condicionamiento clásico compuesto (Kehoe, 1989).

Etología: el estudio biológico del comportamiento tampoco fue ajeno a la influencia de los modelos de redes neuronales. Incluso, la adopción de las redes neuronales en la etología ha permitido el surgimiento de la *neuroetología* (Beer, Ritzmann y McKenna, 1993). Esta especialidad nació gracias al trabajo conjunto de biólogos e ingenieros interesados en abstraer los principios del control biológico, fundamentales para las aplicaciones en robótica. Las especies simuladas en neuroetología han sido principalmente las invertebradas teniendo en cuenta su aparente sencillez. Mientras los biólogos comprenden, a través de la simulación, cómo funcionan los sistemas nerviosos más simples (pequeñas redes neuronales) para controlar la acción, los ingenieros crean robots cuyo comportamiento es cada vez menos rígido.

Neurociencia comportamental: Si bien pareciera que a las neurociencias les basta con estudiar de manera directa las neuronas y las redes neuronales biológicas, lo cierto es que varios investigadores en este campo han recurrido a una estrategia doble: el mapeo de las redes biológicas y la simulación. Un caso exitoso es el que se profundiza en la siguiente sección: el aprendizaje asociativo de un invertebrado, atacado desde dos flancos (ver Rozo, 1995).

DYSTAL: una red explicativa del condicionamiento clásico

Dentro de la neurociencia comportamental, campo de innumerables descubrimientos y aplicaciones, una serie de investigaciones se han centrado en conocer y explicar los procesos que subyacen al aprendizaje. Para ello se ha partido del conocimiento de los mecanismos biológicos que gobiernan

el aprendizaje y la memoria en el Sistema Nervioso (SN) de organismos más simples que el humano. De esta forma se logra evadir, por el momento, los inmensos problemas metodológicos y tecnológicos que implica el estudio del SN de animales complejos, sin abandonar, no obstante, el conocimiento de los mecanismos moleculares que se mantienen a través de la evolución. En esta línea de trabajo se ubican las investigaciones del Dr. Daniel Alkon y sus colaboradores quienes han estudiado el comportamiento tanto de invertebrados, el caracol marino *Hermisenda*, como de vertebrados, las células del hipocampo del conejo (Ver Alkon, 1979, 1984 y 1989; Crow y Alkon, 1980; Gutiérrez, 1994).

Alkon y cols. (1989 y 1991) han encontrado que en arreglos de condicionamiento clásico tanto en el molusco *Hermisenda*, como en las células del hipocampo del conejo, se producen cambios biofísicos, bioquímicos y estructurales particularmente semejantes.

Cuando se condicionó al molusco a una luz (EC), asociada con la turbulencia del agua (EI), se logró que disminuyera su desplazamiento hacia la luz, un estímulo originalmente atrayente (fototaxia) ya que significaba el anuncio de la turbulencia, un estímulo muy aversivo para el animal (Gutiérrez, 1994). Lo mismo sucedió al asociar en el conejo un sonido (EC) con un estímulo aversivo, un soplo de aire al ojo (EI): el sonido por sí mismo se convirtió en un estímulo muy molesto (Alkon, 1989).

Ya que el fenómeno es un aprendizaje asociativo, sería obvio pensar que, a nivel neural, debe existir un sitio de convergencia donde los dos estímulos se asocien. Dicha hipótesis parece ser cierta y para el *Hermisenda* ese lugar son los fotorreceptores tipo B del ojo, mientras que para el conejo son las células piramidales CA1 del hipocampo.

En estos sitios de convergencia, luego de la asociación repetida de estímulos pareados, se originan una serie de cambios persistentes como: Aumento en la concentración del ión calcio y del diacilglicerol (un segundo mensajero) que causan el movimiento de la proteína quinasa dependiente del calcio (PKC) desde el citoplasma hasta la membrana. Ya en la membrana, la PKC, produce los cierres de los canales del ión de potasio, disminuyendo el flujo del mismo, lo que provoca una despolarización celular mayor, es decir, una fácil excitabilidad de la neurona. Todos estos cambios acompañan siempre la asociación de estímulos sensoriales unidos por una coincidencia temporal (Alkon, 1989).

El papel de la PKC parece ser muy relevante y está relacionado *espacialmente* con la capacidad de memorización en el tiempo, esto quiere decir que a medida que la memoria se extiende en el tiempo (1 a 3 días), los niveles de enzimas (PKC) se mueven, como ya dijimos, desde el cuerpo celular hasta la membrana en la capa dendrítica (Alkon *et al.*, 1991).

Con base en estos resultados, Alkon y sus colaboradores han postulado una hipótesis para el almacenamiento conocida como «modelo de interacciones locales». Este modelo parte del principio de que en el proceso de almacenamiento no necesita participar toda la neurona, sino que la información se procesa y almacena en pequeños compartimentos de las ramas dendríticas. El cuerpo celular se activaría para desplazar la PKC a este sitio; de este modo, si una asociación termina por instalarse en un compartimento dendrítico, se preservaría la especificidad del almacenamiento de memoria, sin saturar la capacidad de las células para guardar información adicional (Alkon, 1989).

A partir de estas conclusiones, Alkon junto con neurocientíficos e ingenieros, de-

cidieron con base en varios *principios biológicos* del aprendizaje implementar una red neuronal artificial, la DYSTAL (Aprendizaje Asociativo Dinámicamente Estable), con el fin de observar si existían ventajas en su funcionamiento con respecto a redes neuronales no biológicas (Alkon, 1989 y Alkon *et al.*, 1991). Es importante aclarar que el uso de la red DYSTAL, en este caso, es un claro ejemplo de una herramienta metodológica y no un modelo teórico.

Funcionamiento de la red DYSTAL

DYSTAL, como red neuronal biológica, parte de la hipótesis de que la selección natural favorece la red que minimice la carga computacional para optimizar el patrón de reconocimiento y almacenamiento. Sigue los siguientes principios (Roza, 1995):

Primer principio: Se origina en el modelo de interacciones locales y determina que el peso de la interacción sináptica se modifica localmente entre señales de entrada próximas, en función de la relación temporal de estas señales, así como de la repetición de las mismas de forma sincronizada. Esto quiere decir que la red no necesita modificar sus pesos con base en la función de las señales de salida ni con el algoritmo de retropropagación, siendo, no obstante, mucho más eficaz y económica que las redes que si presentan las anteriores características.

Los puntos de interacciones locales que simulan sitios específicos de las dendritas de las neuronas se denominan “parches”. Como se observa en la figura 2, los parches son esenciales ya que en ellos se encuentran los pesos asociados EC-EI y en ellos se representa cómo la neurona aprende. La señal de entrada (*input*) de cada parche se van comparando con el patrón, y aquél cuyo patrón almacenado sea el más parecido al *input* es el

que finalmente transportará la señal de salida. Los parches, al encontrarse antes de la neurona *output*, eliminan la salida como determinante de corrección del error.

Regla de aprendizaje: El funcionamiento de DYSTAL depende de una regla de correlación de entradas que determina los cambios de peso: el peso de una conexión colateral con una neurona post-sináptica es incrementado si y sólo si la colateral y las

conexiones de flujo directo que coinciden sobre la misma neurona post-sináptica transportan una señal en dos momentos consecutivos. El peso no se modifica si la conexión colateral ha transportado una señal dos veces sucesivamente y las conexiones de flujo directo en una misma neurona post-sináptica no se han dado (ver figura 3). En síntesis, análogamente con las propiedades de las neuronas biológicas, las unidades de DYSTAL son sensibles a las relaciones temporales (Alkon *et al.*, 1990).

Segundo principio: DYSTAL parte de la capacidad de procesamiento de los organismos vivos, que no sólo pueden almacenar un patrón y recuperarlo posteriormente, sino que también pueden representarlo en tiempo real, comparando paralelamente la represen-

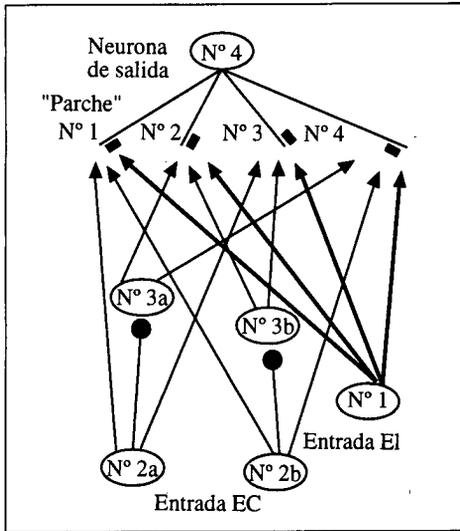


Figura 2. Red con dos ECs de entrada para ilustrar el concepto de *parches*. El parche #1 recibe una conexión directa de las neuronas #2a y #2b; está activo cuando ambas neuronas están encendidas. El parche #2 recibe una conexión indirecta de la neurona #2a y una indirecta de la #2b; está activo cuando ambas neuronas están apagadas. El parche #3 recibe una conexión directa de la neurona #2a y una indirecta de la neurona #2b; está activo cuando la neurona #2a está encendida y la neurona #2b está apagada. El parche #4 recibe una conexión indirecta de la neurona #2a y una directa de la neurona #2b; está activo cuando la neurona #2a está apagada y la neurona #2b está encendida. El resultado neto de las señales es inhibir o excitar a la neurona de salida dependiendo de si el EI está encendido o apagado cuando el parche está activo (Traducción y adaptación de la figura 6 de Alkon *et al.*, 1990, p. 368. Copyright, 1990 by Springer-Verlag. Reproducido con permiso del autor principal).

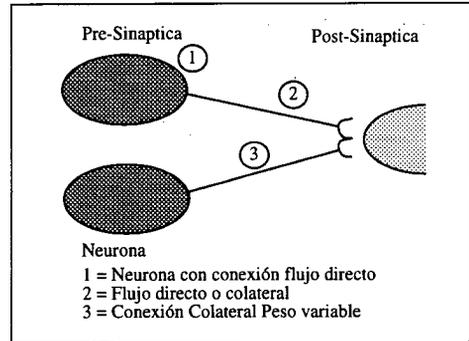


Figura 3. Una ilustración de la regla de aprendizaje de la red DYSTAL. La regla de aprendizaje no depende de la historia de activación de la neurona postsináptica. Con el fin de incrementar el peso asociado a una conexión colateral, tal conexión y todas las conexiones de flujo directo que hagan sinapsis sobre el mismo elemento deben transmitir la señal en dos tiempos consecutivos (Tiempo = $t - dt$ y tiempo = t). Si se dan dos señales seguidas sobre la conexión colateral, pero no sobre las conexiones de flujo directo, entonces el peso asociado con la conexión colateral permanecerá sin cambios. Bajo las demás combinaciones de circunstancias, el peso asociado con la conexión colateral se disminuye (Traducción y adaptación de la figura 3 de Alkon *et al.*, 1990, p. 365. Copyright, 1990 by Springer-Verlag. Reproducido con permiso del autor principal).

tación del patrón con los patrones que percibe del medio.

La representación en tiempo real viaja dentro de la red por la *circulación de paso* o caminos genéticamente establecidos. La recuperación del recuerdo, por otro lado, circula por los *caminos colaterales* cuya eficacia funcional está determinada por el aprendizaje (ver figura 4).

De esta forma, todo estímulo incondicionado se halla representado por los caminos de paso, que tienen un elevado peso de interacción sináptica ya que permiten una rápida y segura transmisión de señales cuyo efecto está definido estereotípicamente. Estas vías de flujo directo son distribuidas a lo largo de la red artificial con pesos inicialmente altos.

El estímulo condicionado, como es obvio, inicialmente, cuando no se ha apareado con el EI, viaja también por los caminos de

paso, pero en el momento en que el apareamiento le da la capacidad a la red de predecir al EI, empieza a circular por las vías colaterales. Los elementos de las vías colaterales tienen interacciones que son inicialmente mínimas (poca transferencia de información eficaz) y varían en la medida que se definen las reglas de aprendizaje asociativo.

Tercer principio: Se refiere a la historia temporal de las unidades de respuesta. Cuando se logra el condicionamiento tanto en el *Hermisenda* como en el conejo, los sitios de convergencia responden a las señales asociadas de estímulos lo suficiente como para presentar una despolarización residual (después de finalizar la presentación de los estímulos) que permanece y aumenta las siguientes respuestas de las células ante los estímulos apareados.

Características adicionales: Son algunas características que provienen del conocimiento clásico de los sistemas neuronales:

- La red está organizada por niveles o etapas y

- La inhibición se da entre elementos situados a cierta distancia. Como ya es conocido, la inhibición aumenta el contraste entre señales recibidas, p. e., los límites entre campos de estímulos visuales se definen mejor entre neuronas vecinas.

Estas son, de forma general, las principales características que definen, la red DYSTAL, y son a la vez las que la hacen superior a otras redes neuronales artificiales de diseño no biológico. Dos de las principales ventajas asociadas a la DYSTAL son el escalamiento lineal y la ausencia de maestro.

El escalamiento lineal es producto de las interacciones locales que eliminan la salida como un determinante del peso de conexión. Esta característica permite acomodar un número creciente de elementos sin demandar del ordenador un potencial inalcanzable.

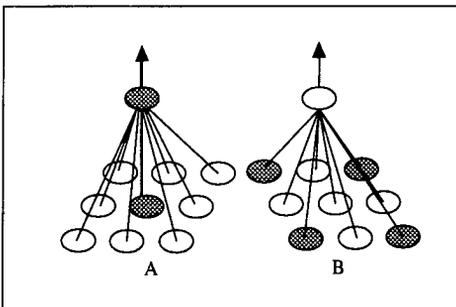


Figura 4. Una ilustración del campo receptivo de *a*, un elemento neuronal con una conexión de flujo directo (círculo relleno) y *b*, un elemento neuronal sin una conexión de flujo directo (círculo vacío). Note que para el campo receptivo del elemento con la conexión de flujo directo, hay una y sólo una conexión sináptica de flujo directo (línea gruesa) a partir del centro del campo receptivo y varias conexiones colaterales (líneas delgadas); en el campo receptivo del elemento con conexiones colaterales únicamente, existen varias conexiones de flujo directo (círculos rellenos) (Traducción y adaptación de las Figuras 2a y 2b de Alkon *et al.*, 1990, p. 365. Copyright, 1990 by Springer-Verlag. Reproducido con permiso del autor principal).

En el común de las redes no biológicas, como ya dijimos, cada elemento está conectado con todos los demás. Así, cuando el número de elementos aumenta, crece exponencialmente el número de interconexiones entre éstos. Estas redes alcanzan el equilibrio mediante un ajuste iterativo del peso de las conexiones, lo que exige más interacciones por elemento a medida que se elevan las conexiones.

En DYSTAL, los pesos de las conexiones no se comparan con un valor fijo, al contrario, se alcanza un equilibrio dinámico en el que aumentos y disminuciones de peso, ante la presentación de un conjunto de patrones, se igualan y no se producen cambios netos de peso. Los cambios de peso, sin embargo, pueden volverse irreversibles cuando se supera un umbral de peso determinado.

Por último la otra valiosa ventaja y diferencia de DYSTAL con respecto a redes no biológicas, es el aprendizaje del patrón sin necesidad de un maestro. Con el nombre de *maestro* se conoce comúnmente una referencia predeterminada que le permite a la red disminuir errores a través de su comparación con esta referencia, por lo tanto, el sistema no adquiere por sí misma nueva información. DYSTAL, en cambio, aprende el patrón sin la programación de la relación de entrada y salida, y como no depende de la retropropagación o minimización del error, presenta el potencial para el verdadero aprendizaje biológico en el que los patrones aprendidos no necesitan ser anticipados y preprogramados en la función del computador.

Aunque estas no son las únicas ventajas de DYSTAL con respecto a otras redes artificiales, son, sin lugar a dudas, suficientemente notables para entender el alcance potencial que ofrece la arquitectura biológica como base para la explicación del reconocimiento de muchos otros patrones complejos

que se llevan a cabo en el cerebro del mamífero, e incluso del hombre.

Modelos como el DYSTAL se han desarrollado para la explicación de los procesos subyacentes al comportamiento y han logrado actualmente un destacado impacto no sólo al interior de las ciencias del comportamiento (incluyendo sus supuestos ontológicos, gnoseológicos, semánticos y tecnológicos) como ya hemos presentado, sino también dentro de la misma ingeniería, donde la inteligencia artificial retoma los avances de la investigación neurocientífica y psicológica (Kehoe, 1989) para el perfeccionamiento de redes artificiales que se acerquen cada vez más a los procesos humanos.

Referencias

- Alkon, D. (1979). Voltage-dependent calcium and potassium ion conductances: a contingency mechanism for an associative learning model. *Science*, 205, 24.
- Alkon, D. (1984). Calcium-mediated reduction of ionic currents: a biophysical memory trace. *Science*, 226, 1037-1045.
- Alkon, D. (1989). Almacenamiento de memoria y sistemas neurales. *Investigación y Ciencia*, 156, 14-23.
- Alkon, D., Blackwell, K. T., Barbour, G. S., Rigler, A. K. y Vogl, T. P. (1990). Pattern-Recognition by an artificial network derived from biologic neuronal systems. *Biological Cybernetics*, 62, 363-376.
- Alkon, D., Vogl, T. P., Blackwell, K. T. y Tam, D. (1991). Memory function in neural and artificial networks. En M. L. Commons, S. Grossberg y J. E. R. Staddon (Eds.), *Neural networks models of conditioning and action*. Hillsdale, NJ : Erlbaum.

- Beer, R. D. Ritzmann, R. E. y McKenna, T. (1993). *Biological neural networks in invertebrate neuroethology and robotics*. San Diego, CA: Academic Press.
- Bunge, M. (1977). *Treatise on basic philosophy, Ontology I: The furniture of the world*. Dordrecht, Holanda: Reidel.
- Bunge, M. (1985). *El problema mente-cerebro: Un enfoque psicobiológico*. Madrid: Tecnos.
- Bunge, M. y Ardila, R. (1988). *Filosofía de la psicología*. Barcelona: Ariel.
- Crick, F. (1994). *La búsqueda científica del alma*. Madrid: Debate.
- Crow, T. J. y Alkon, D. (1980). Associative behavioral modification in *Hermissenda*: cellular correlates. *Science*, 209, 18.
- Donahoe, J. W., Burgos, J. E. y Palmer, D. C. (1993). Selectionist approach to reinforcement. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 58, 17-40.
- Gutiérrez, G. (1994). Estudios neurobiológicos del condicionamiento clásico en invertebrados. *Boletín (Asociación Latinoamericana de Análisis y Modificación del Comportamiento, ALAMOC)*, 17, 9-14.
- Forero, D. y López, W. (1997). Medición y análisis de datos conductuales. *Suma Psicológica*, 4 (1), 1-15.
- Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior*. Nueva York: Wiley.
- Hinton, G. (1992). Redes neuronales que aprenden de la experiencia. *Investigación y Ciencia, noviembre*, 105-112.
- Horgan, J. (1994). ¿Puede explicarse la conciencia? *Investigación y Ciencia, septiembre*, 70-77.
- Kehoe, E. J. (1989). Connectionist models of conditioning: a tutorial. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 52, 427-440.
- López, W. (1994). Antecedentes históricos y filosóficos del conductismo radical: Una aproximación puntual. *Suma Psicológica*, 1 (2), 191-197.
- López, W. (1998). Transfondo filosófico del análisis de la conducta: problemas centrales y perspectivas de investigación. En R. Ardila, W. López, A. M. Pérez-Acosta, R. Quiñones y F. Reyes (Eds.), *Manual de análisis experimental del comportamiento* (pp. 57-73). Madrid: Biblioteca Nueva.
- Mayer, R. (1985). *El futuro de la psicología cognitiva*. Madrid: Alianza.
- McClelland, J. L. y Jenkins, E. A., Jr. (1992). Emergence of stages from incremental learning mechanism: A connectionist approach to cognitive development. En K. Van Lehn (Ed.), *Architectures for intelligence*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- McClelland, J. L. y Rummelhart, D. E. (1981). An interactive activation model of context effects in letter perception: Part 1. Basic findings. *Psychological Review*, 88, 375-407.
- McClelland, J. L. y Rummelhart, D. E. (1985). Distributed memory and the representation of general and specific information. *Journal of Experimental Psychology: General*, 114, 159-188.
- McClelland, J. L., Rummelhart, D. E. y el grupo P. D. P. (Eds.) (1986). *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition* (Vol. 2). Cambridge, MA: Bradford.
- Newell, A. y Simon, H. A. (1963). GPS, a program that stimulates human thought. En E. A. Feigenbaum y J. Feldman (Eds.), *Computers and thought*. Nueva York: McGraw-Hill.

- Newell, A., Simon, H. A. y Shaw, J. C. (1958). Elements of a theory of human problem solving. *Psychological Review*, 65, 151-166.
- Pérez-Acosta, A. M. (1997). ¿Tiene límites la psicología? *Innovación y Ciencia*, 6 (2), 16-17.
- Rozo, J. A. (1995). DYSTAL : Una red neuronal biológica. *Boletín Internacional (ALAMOC)*, 19, 2-6.
- Rozo, J. A. y Pérez-Acosta, A. M. (1998). Neurociencias y neurocomputación : Estrategias para entender el comportamiento. (Manuscrito sometido a publicación).
- Rumelhart, D. E. y McClelland, J. L. (Eds.) (1986). *Parallel distributed processing: Exploring in the microstructure of cognition: Vol. 1, Foundations*. Cambridge, MA: M. I. T. Press.
- Seidenberg, M. S. y McClelland, J. C. (1989). A distributed developmental model of word recognition and naming. *Psychological Review*, 96, 523-568.
- Sejnowski, T. J. y Smith-Churchland, P. (1989). Brain and cognition. En M. I. Posner (Ed.), *Foundations of cognitive science*. Cambridge, Massachusetts: M. I. T. Press.
- Skinner, B. F. (1976). *About behaviorism*. Nueva York : Vintage Books.
- Solso, R. L. (1995). *Cognitive psychology*. Boston : Allyn and Bacon.
- Staddon, J. E. R. y Bueno, J. L. O. (1991). On models, behaviorism, and the neural basis of learning. *Psychological Science*, 2, 3-11.
- Torres, L. G., Hernández, G. J. y Niño, L. F. (1993). *Redes neuronales*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia.