

Ensombrecimiento posterior al preentrenamiento de cada EC en redes neurales artificiales y ratas¹

(Post-pretraining overshadowing of each CSs in artificial neural networks and rats)

Yancarlo Lizandro Ojeda Aguilar^{*, **, 2}, José Burgos Triano^{*},
Óscar García-Leal^{*, ***} y Jonathan Buriticá^{*}

^{*}Universidad de Guadalajara-CEIC

^{**}Universidad Autónoma de Aguascalientes, Departamento de Psicología

^{***}Universidad Europea de Madrid

(México)

RESUMEN

Se estudia el efecto del orden de preentrenamiento de cada Estimulo Condicionado (EC) sobre el ensombrecimiento y el ensombrecimiento mutuo. El ensombrecimiento es el efecto de mayor respuesta ante un EC más intenso que a otro menos intenso. El ensombrecimiento mutuo implica respuestas comparables a los dos ECs presentados en compuesto, cuando tienen intensidades semejantes. El modelo de redes neurales artificiales fue utilizado para predecir los resultados de la exposición a dos EC, bajo una preparación de ensombrecimiento y ensobrecimiento mutuo. Se diseñó un experimento para testar las predicciones del modelo usando la preparación de supresión condicionada en ratas. Las simulaciones sugirieron una atenuación del ensombrecimiento. Las ratas mostraron una atenuación del ensombrecimiento, sin importar el orden de preentrenamiento de los ECs. No se encontraron diferencias significativas en el ensombrecimiento mutuo entre preentrenar cada EC, sin importar su orden, y entrenar directamente al compuesto en las redes y en ratas.

Palabras clave: ensombrecimiento pavloviano, redes neurales artificiales, supresión condicionada, ratas

1 Este proyecto fue financiado por CONACyT INFR-281265 otorgado a JBT, OGL y JB.

2 El primer autor agradece al CONACyT por la beca de manutención No. 431487. El primer autor se encuentra ahora en el Departamento de Psicología de la Universidad Autónoma de Aguascalientes. Dirigir correspondencia a: Francisco de Quevedo #180, Arcos Vallarta, Guadalajara, Jalisco 44130, México. Correo electrónico: yanojedaps@gmail.com

ABSTRACT

The effect of the pretraining order of each Conditioned Stimulus (CS) on overshadowing and mutual overshadowing is studied. Overshadowing is the effect with a greater response to a more intense CS than to a less intense one. Mutual overshadowing implies comparable responses to the two CSs presented in composite, when they have similar intensities. The artificial neural network model was used to predict the results of exposure to two CSs, under a mutual overshadowing and overshadowing preparation. An experiment was designed to test the predictions of the model using the conditioned suppression preparation in rats. The simulations suggested an attenuation of overshadowing. Rats showed overshadowing attenuation, regardless of the pretraining order of the CSs. No significant differences were found in mutual overshadowing between pretraining each CS, regardless of their order, and directly training the compound, both in the networks and in the rats.

Keywords: pavlovian overshadowing, pretraining, artificial neuronal networks, conditioned suppression, rats

El ‘ensombrecimiento’ fue descrito por Pavlov (1927) como el efecto que ocurre cuando un compuesto dos estímulos condicionados (ECs) es seguido por la presentación de un estímulo incondicionado (EI). Los ECs (p. ej., un ruido blanco y una tecla iluminada, denominados A y x respectivamente) son presentados concurrentemente, siendo uno de ellos más intenso (A) que el otro (x). Luego se presenta cada elemento por separado en ensayos de prueba en extinción. Bajo esta preparación, se ha observado menor condicionamiento a x, que cuando el entrenamiento de ambos estímulos ocurre por separado. Cuando esto ocurre, se dice que x es ensombrecido por A. En este fenómeno la intensidad de los ECs juega un papel central y se manipula aumentando la intensidad de un EC (p. ej., más dB en el caso de A) y manteniendo constante la del otro.

El ensombrecimiento ha sido reportado en múltiples especies, por mencionar algunas: anfibios (Daneri & Muzio, 2013), ratas (Mackintosh, 1971, 1976), ratones (Bonardi et al., 2010), palomas (Soto & Wasserman, 2012), conejos (Kehoe et al., 2013), perros (Pavlov, 1927) y humanos (Sherratt et al., 2015). Además, se ha encontrado ensombrecimiento con preparaciones como supresión condicionada del palanqueo (Mackintosh, 1971, 1976), supresión del lengüeteo (Blaisdell et al., 1998), condicionamiento de la respuesta de membrana nictitante (Kehoe et al., 2013), condicionamiento de entrada de cabeza a comedero (Bonardi et al., 2010), aversión al sabor (Angulo et al., 2020), enfermedad inducida con cloruro de litio (Symonds & Hall, 1999), aprendizaje categórico (Lau et al., 2020), entre otros.

Mackintosh (1976) propuso el ‘ensombrecimiento mutuo’, que consiste en el entrenamiento en compuesto de dos ECs de intensidades relativamente iguales. En este procedimiento se obtienen niveles comparables de condicionamiento a ambos ECs. En un estudio clásico, Mackintosh (1971) utilizando un procedimiento de supresión condicionada en ratas, encontró que la supresión fue semejante y fuerte a dos ECs entrenados en compuesto y que tuvieron una intensidad similar. Este hallazgo fue interpretado por Mackintosh como la posibilidad de que el ensombrecimiento

cimiento pudiera ser bidireccional, no solo de un EC más intenso al menos intenso, sino que también puede haber influencia mutua cuando ambos tienen una intensidad semejante.

En otro estudio Mackintosh (1976) mostró que, de acuerdo con la intensidad de los estímulos del compuesto, el ensombrecimiento puede ir de un estímulo hacia otro o ser mutuo. Utilizó una preparación de supresión condicionada en ratas, donde las expuso a un estímulo compuesto formado por un ruido blanco (A) y una luz (x). Varió la intensidad de A en cuatro grupos experimentales, expuestos a 85, 75, 60 y 50 dB, respectivamente, al mismo tiempo que mantuvo la intensidad de x constante. Encontró ensombrecimiento de x por A cuando A tuvo una intensidad de 85 dB, ensombrecimiento mutuo cuando la intensidad de A fue de 75 o 60 dB y ensombrecimiento de A por x cuando la intensidad de A fue de 50 dB. Por tanto, a mayor intensidad de A, mayor supresión hacia este estímulo y menor hacia x; por el contrario, al disminuir la intensidad de A aumentó la supresión a x y disminuyó a A. Este resultado sugiere que el ensombrecimiento depende críticamente de la presentación de los ECs en compuesto, así como de su intensidad.

Previamente, Pavlov (1927, pp. 143, 144) propuso que el preentrenamiento de los dos EC por separado provocaba ausencia de un efecto de ensombrecimiento. Pavlov (1927) reportó que cuando los dos ECs eran preentrenados de forma separada antes de ser reforzados en compuesto, el ensombrecimiento no ocurre. La descripción de Pavlov se limitó a reportar los resultados, sin mencionar detalles metodológicos relevantes como la forma en que se realizó el entrenamiento a cada EC, si fue en una misma fase o en fases separadas, qué orden se siguió en el entrenamiento, las propiedades de los estímulos que se utilizaron y los resultados cuantitativos que se obtuvieron.

Kamin y Gaioni (1974) contrastaron los resultados encontrados por Pavlov (1927). Para ello utilizaron cuatro grupos de ratas divididos en dos grupos experimentales (EP-60 y EP-80, 'Element Preconditioning' y 60 u 80 dB, respectivamente) y dos controles (NP-60 y NP-80, 'No Preconditioning'), en un procedimiento de supresión condicionada. Los grupos experimentales se entrenaron en una primera fase a una luz y, posteriormente, fueron expuestos a un ruido blanco, el grupo EP-60 se entrenó con un ruido blanco de 60 dB y EP-80 con 80 dB. En la tercera fase cada grupo experimental se entrenó con el compuesto. Los grupos control solo se expusieron a la fase del compuesto, sin entrenamiento de los elementos por separado. Por último, en la fase de prueba se presentó cada EC individualmente en extinción. En el grupo NP-80 se observó ensombrecimiento de la luz por el ruido igual que en NP-60, aunque en este grupo la diferencia no fue estadísticamente significativa. En el grupo EP-80 la supresión fue mayor para la luz que para el ruido, y esta diferencia fue lo suficientemente grande para atenuar el ensombrecimiento encontrado en NP-80. En el grupo EP-60 se encontró mayor supresión para el ruido en comparación con la luz, aunque esta diferencia tampoco fue estadísticamente significativa. Los autores concluyeron que el preentrenamiento de los ECs puede atenuar el ensombrecimiento.

El experimento descrito por Kamin y Gaioni (1974) es un estudio sistemático del ensombrecimiento posterior al condicionamiento de los ECs. Sin embargo, no

se abordó la posibilidad de una posible interacción en el orden de preentrenamiento de los elementos por separado. Por ello, el presente trabajo tiene como objetivo investigar el efecto del preentrenamiento de cada EC por separado en fases distintas, así como ampliar la investigación desarrollada analizando el efecto del orden de preentrenamiento a los ECs sobre el ensombrecimiento y ensombrecimiento mutuo. Un objetivo específico es determinar si el modelo utilizado aquí es capaz de simular ensombrecimiento, debido a que aún no ha sido usado para esto. Tal investigación se inició con simulaciones con un modelo de redes neurales artificiales propuesto por Donahoe, Burgos y Palmer (1993), con el objeto de generar predicciones a ser posteriormente probadas con animales.

Antes de describir el modelo aquí usado, será conveniente aclarar qué predice el modelo Rescorla y Wagner (RW; 1972) al respecto, debido a que este modelo es uno de los más influyentes en la investigación sobre condicionamiento pavloviano y a que es el único que ha ofrecido una explicación clara del efecto del preentrenamiento a cada EC sobre el ensombrecimiento (Rescorla & Wagner, 1972; Rescorla, 1970). Desde el modelo RW el condicionamiento a un compuesto (LN) es igual a la suma de la fuerza asociativa que cada elemento del compuesto tiene con el EI, lo cual se puede expresar como: $V_{NL} = V_L + V_N$; donde V representa a la fuerza asociativa y V_L y V_N representan a la fuerza asociativa que cada EC tiene con el EI. V_L y V_N se obtienen con: $V_L = \alpha_L \beta (\lambda - V_{NL})$ y $V_N = \alpha_N \beta (\lambda - V_{NL})$. En estas ecuaciones el símbolo λ representa una asíntota asociada con el EI, α representa un parámetro libre asociado con la intensidad de cada EC y β es el parámetro libre asociado con la intensidad del EI. De esta forma, cada vez que $(\lambda - V_{NL}) > 0$ el refuerzo del compuesto tiene un efecto de incremento en V y cuando $(\lambda - V_{NL}) < 0$ el refuerzo tiene un efecto de decremento de esa fuerza asociativa.

Para conocer lo que predice el modelo RW sobre el efecto del preentrenamiento de cada EC sobre el ensombrecimiento se pueden asumir los siguientes valores: $\alpha_N = 0.5$ y $\alpha_L = 0.2$, $\beta = 0.3$ y $\lambda = 1.0$. Dado que el modelo RW no predice algún efecto de interferencia no importa el orden en que se entrene L o N. Suponiendo que L es entrenado antes que N, lo cual resultaría en $V_L \approx 0.9$ al final del entrenamiento. Luego se entrena N, que resultaría en $V_N \approx 0.9$ al final del entrenamiento. Luego, se entrena el compuesto NL: Para el primer ensayo NL+, el modelo predice $\Delta V_N \approx (0.5)(0.3)(1 - 1.8) \approx -0.12$ y $\Delta V_L \approx (0.2)(0.3)(1 - 1.8) \approx -0.048$ por lo que $V_N \approx 0.9 - 0.12 \approx 0.78$ y $V_L \approx 0.9 - 0.048 \approx 0.852$ en ese primer ensayo NL+. El modelo RW predice una disminución de la fuerza asociativa de cada EC. Esta disminución depende de la intensidad de cada EC.

En el caso del ensombrecimiento mutuo el modelo RW predice, asumiendo los mismos valores de β y λ y: $\alpha_N = 0.5$ y $\alpha_L = 0.5$, para el primer ensayo NL+: $\Delta V_N \approx \Delta V_L \approx (0.5)(0.3)(1 - 1.8) \approx -0.12$ por lo que $V_N \approx V_L \approx 0.9 - 0.12 \approx 0.78$. Al igual que con el ensombrecimiento, el modelo RW predice para el ensombrecimiento mutuo una disminución de la fuerza asociativa para cada EC después del preentrenamiento con la única diferencia de que ambos ECs pierden la misma fuerza asociativa.

Desde el modelo RW el preentrenamiento a cada EC por separado haría que cada uno llegue a la asíntota de manera independiente y al entrenarse en compuesto con el mismo EI se reduciría la fuerza asociativa de cada EC. La reducción en la

fuerza asociativa a cada EC dependerá de la intensidad del EC, es decir, un estímulo más intenso perderá más que uno menos intenso. A este efecto de reducción en la fuerza asociativa se le conoce como sobreexpectación (“overexpectation” en inglés) y fue descubierto precisamente gracias a esta predicción del modelo RW (Rescorla, 1970; 1999; 2006).

El efecto de sobreexpectación ha sido encontrado en múltiples especies y preparaciones (Khallad & Moore, 1996; Kremer, 1978; Rescorla, 1970). El procedimiento estándar de sobreexpectación consiste en dos fases (Khallad & Moore, 1996; Kremer, 1978; Rescorla, 1970). En la primera, los dos ECs son entrenados separadamente con el EI hasta llegar a un nivel de condicionamiento asintótico. En la segunda, los dos ECs se presentan en compuesto con el mismo EI. Lo observado durante las pruebas en extinción es un decremento en el responder a cada estímulo por separado, tal como lo predice el modelo RW. Esto último es un resultado paradójico, en el sentido de que el reforzamiento del compuesto, después de haber sido preentrenados cada uno de sus elementos, causa una disminución en el condicionamiento de sus elementos.

El Modelo

El modelo usado para las simulaciones es una interpretación conexionista de un principio unificado del reforzamiento propuesto para el condicionamiento pavloviano y operante (Donahoe et al., 1982). El modelo se estructura sobre categorías neurocientíficas básicas: las nociones de neurona, activación neuronal, sinapsis y eficacia sináptica, así como de neuroanatomía gruesa. Los principales hallazgos de la neurociencia conductual que inspiran al modelo son el cambio en la eficacia sináptica en la corteza sensorial y motora que involucran sistemas hipocampales y dopaminérgicos.

El procesamiento neural que el modelo supone que ocurre durante el condicionamiento pavloviano puede resumirse como sigue. Cuando a un animal se le presenta un EC (p. ej., una luz), neuronas de la corteza sensorial primaria (S') correspondiente son activadas. Estas neuronas tienen una conexión (enlace) con neuronas de áreas sensoriales asociativas (S'') que pueden ser activadas por las S' . Si las activaciones son fuertes, las neuronas S' activan las S'' proporcionalmente a la intensidad de las activaciones S' y a la eficacia sináptica o fuerza de tales conexiones. Las neuronas S'' a su vez envían activaciones a áreas motoras asociativas (M''), y se activan si las conexiones con las neuronas S'' también son suficientemente fuertes. Neuronas M'' envían activaciones a neuronas de áreas motoras primarias (M'). Si estas conexiones son suficientemente fuertes, son activadas por las neuronas M'' .

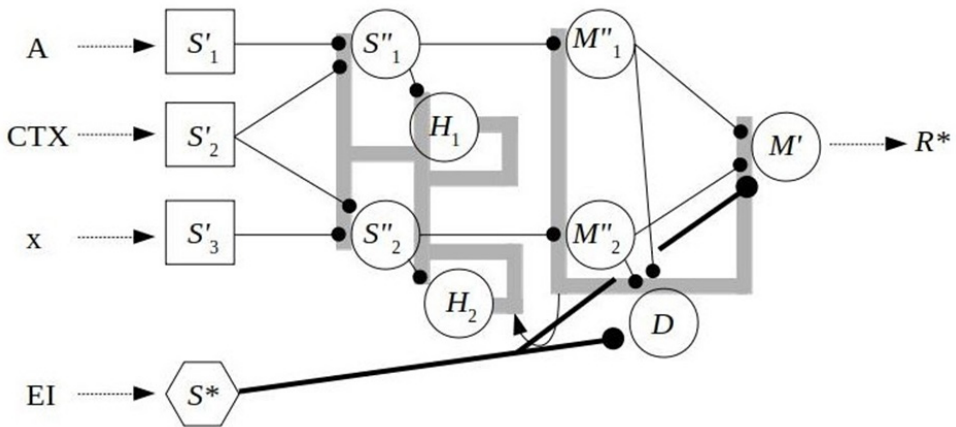
Las neuronas S'' también activan neuronas de la corteza entorrinal del hipocampo, la cual es la principal fuente de entradas sensoriales al hipocampo (Burwell, 2000, 2006). Por su parte, las neuronas M'' envían conexiones a neuronas de núcleos dopaminérgicos (p. ej., el área ventro-tegmental), implicadas en el sistema de recompensa del cerebro (Schultz, 1997).

La conectividad básica antes resumida puede esquematizarse como $S'' \rightarrow S'' \rightarrow M'' \rightarrow M'$, donde las flechas simbolizan proyecciones sinápticas y es lo

que intenta simular el modelo. El modelo se divide en dos submodelos; uno de red y otro neurocomputacional. Este último describe la forma en que se realizan cambios entre los pesos (conexiones) y activaciones de la red por medio de dos funciones: la función de activación y la de aprendizaje (ver Apéndice).

El submodelo de red especifica la ‘arquitectura’ de una red, que hace referencia a la estructura, elementos, conexiones y organización de la red (Donahoe et al., 1993). En la Figura 1 se muestra la arquitectura de las redes usadas en este trabajo.

Figura 1. Arquitectura de las redes usadas en las simulaciones.



Nota. La red tiene una arquitectura de avance parcialmente conectada, con dos capas ocultas (S'' y M''). A y x: ECs. CTX: EC que representa la constelación de señales contextuales. EI: Estímulo incondicionado. Cuadros etiquetados como S'_1 , S'_2 y S'_3 : Unidades de entrada para A, CTX y x, respectivamente. Hexágono etiquetado como S^* : Unidad de entrada para el EI. Círculos etiquetados como S''_1 y S''_2 : Unidades ocultas de la capa sensorial asociativa. Círculos etiquetados como H_1 y H_2 : Unidades que simulan estructuras hipocampales. Círculos etiquetados como M''_1 y M''_2 : Unidades ocultas de la capa motora no primaria. Círculo etiquetado como D: Unidad que simula núcleos dopaminérgicos. Círculo etiquetado como M' : Unidad de salida que simula un precursor de una respuesta pavloviana (condicionada o incondicionada). R^* : Una forma de respuesta que puede ser tanto incondicionada o condicionada. Líneas delgadas que terminan en un círculo negro: Conexiones variables inicialmente débiles. Líneas gruesas: Conexiones fijas y máximamente fuertes. Rectángulos grises: Señal difusa que modula los cambios en los pesos de conexión. La flecha curva representa la amplificación en la señal difusa de $d_{H,t}$ por $d_{D,t}$.

Hay tres tipos de unidades en la red neural: de entrada, ocultas y de salida, y están representadas en la Figura 1 por los cuadrados y el hexágono (unidades de entrada) y los círculos (unidades ocultas y de salida, también conocidas como UPNs por sus siglas de Unidad Procesadora Neural). Las unidades de entrada no com-

putan su activación, sino que está determinada en un protocolo de entrenamiento, mientras que las UPN (unidades ocultas y de salidas) si computan su activación de acuerdo con la función de activación (ver Apéndice; Ecuación 1).

En la Figura 1 los cuadrados (etiquetados como S'_1 , S'_2 y S'_3) y el hexágono (etiquetado como S^*) representan unidades de entrada cuya activación simula efectos sensoriales primarios del tipo de estímulos ECs y EIs respectivamente; los círculos S' y M'' simulan interneuronas sensoriales asociativas y motoras asociativas; H y D neuronas hipocampales y dopaminérgicas; M' eferentes motores primarios o respuestas provocadas incondicionalmente por un reforzador. M' tienen una conexión directa con S^* (representada con la línea gruesa que termina con un punto grueso), lo que simula una conexión directa entre el EI y una respuesta incondicionada.

Por su parte, las conexiones pueden ser de dos tipos: variables y fijas inicialmente fuertes. Las conexiones se representan en la Figura 1 por líneas que terminan con un punto (líneas delgadas para las variables, gruesas para las fijas). En el modelo, una conexión es la eficacia sináptica con la cual una neurona puede activar a otra (Burgos, 2019; Donahoe et al., 1993) y se representan numéricamente por pesos. Al igual que las activaciones, los pesos son valores entre 0 y 1 y cambian de acuerdo con la función de aprendizaje (ver Apéndice; Ecuación 2). Las conexiones variables son inicialmente débiles (.01).

El modelo ha logrado simular varios fenómenos operantes y pavlovianos. Por parte de los fenómenos operantes se encuentran adquisición, extinción y readquisición (Donahoe et al., 1993), estado estable bajo programas de reforzamiento de Intervalo Variable (Calvin & McDowell, 2016) y superstición (Burgos, 2000). Por su parte, los fenómenos pavlovianos que han sido simulados son adquisición, extinción y readquisición (Donahoe et al., 1993), discriminación de estímulos (Donahoe et al., 1993), dependencia de la RC sobre la magnitud del EI (Donahoe et al., 1993), inhibición latente (Burgos, 2003) efectos de la razón C/T (Burgos, 2005) automoldeamiento y automantenimiento (Burgos, 2007) especificidad y renovación contextual (Burgos & Murillo-Rodríguez, 2007) bloqueo (Burgos & Donahoe, 2016; Burns et al., 2011; Donahoe et al., 1993) ensombrecimiento mutuo (Burgos & Donahoe, 2016; Burns et al., 2011) condicionamiento sucesivo (Burgos & Donahoe, 2016) resistencia a la extinción (Sánchez et al., 2010) condicionamiento de segundo orden (Sánchez et al., 2010) elección automoldeada (Burgos & García-Leal, 2015; Castiello et al., 2020).

El modelo ha logrado simular varios fenómenos operantes y pavlovianos, sin embargo, el ensombrecimiento solo ha sido simulado como ensombrecimiento mutuo, usando dos ECs de intensidades iguales (Burgos & Donahoe, 2016). El modelo aún no ha sido usado para simular el ensombrecimiento, por lo cual un objetivo específico de este trabajo es extender los hallazgos del modelo y determinar si el modelo puede simular ensombrecimiento y predecir los efectos del preentrenamiento de los EC sobre el ensombrecimiento.

Experimento 1: Simulación con redes neurales artificiales

Se presentan resultados de la simulación realizada de los fenómenos de ensombrecimiento y ensombrecimiento mutuo con el modelo. La intensidad de los ECs se definió como los niveles de activación de las unidades de entrada para cada EC. Asimismo, se analizan el efecto de preentrenar individualmente cada uno de los ECs, así como el efecto del orden de preentrenamiento a los ECs sobre ambos tipos de ensombrecimiento.

MÉTODO

Redes

Se usaron 48 redes como la representada en la Figura 1. Se organizaron seis grupos ($n = 8$, ver Tabla 1), cuatro experimentales (Pre-Ax, Pre-ax, Pre-xA, Pre-xa) y dos controles (Ax y ax). Los experimentales fueron preentrenados con cada EC en fases separadas. Dos grupos iniciaron en la Fase 1 con entrenamiento en A (Pre-Ax, Pre-ax) y en la Fase 2 con entrenamiento en x. Los otros dos grupos experimentales iniciaron con entrenamiento en x (Pre-xA, Pre-xa) durante la Fase 1 y en la Fase 2 con entrenamiento en A. Finalmente, todos los grupos fueron expuestos en la Fase 3 a entrenamiento con el estímulo compuesto.

Los grupos controles se entrenaron solo con el compuesto. La intensidad de los EC se simuló variando el nivel de activación de la unidad de entrada de A, siendo 1.0 (A) o .7 (a), dejando constante el nivel de x en .7. Así, en los grupos en los que A tuvo un nivel de activación de 1.0 (Pre-Ax, Pre-xA y Ax), A fue más intenso, ya que x tuvo siempre un nivel de activación de .7. En los grupos en los que la activación de A fue de .7 (Pre-ax, Pre-xa y ax), ambos EC tuvieron la misma intensidad.

Tabla 1. Diseño del estudio.

Grupo	Fases			
	Fase 1	Fase 2	Fase 3	Pruebas
Pre-Ax	A+	x+	Ax+	A-/x-
Pre-ax	a+	x+	ax+	A-/x-
Pre-xA	x+	A+	Ax+	A-/x-
Pre-xa	x+	a+	ax+	A-/x-
Ax	-	-	Ax+	A-/x-
ax	-	-	ax+	A-/x-

Aparatos

Se utilizó una computadora portátil equipada con la distribución del sistema operativo Windows ®. El software que se utilizó para las simulaciones fue el simulador de redes neurales SelNet, diseñado y codificado por José E. Burgos en Delphi.

Procedimiento

Tanto en las Fases 1, 2, como en la exposición al estímulo compuesto se programaron 150 ensayos. En cada ensayo se activó durante 6 momentos temporales o *ts* (por *time steps*; ver Apéndice) la unidad de entrada correspondiente a cada EC y en el último *t* se activó la del EI, simulándose un procedimiento anterógrado demorado donde el intervalo entre estímulos (IEEs) fue de 5 *ts*. En la fase de pruebas se activó durante 6 *ts* la unidad de entrada de cada EC durante 20 ensayos separadamente, como en el entrenamiento, con la diferencia de que en las pruebas no se activó la unidad del EI, por lo cual no hubo IEEs durante las pruebas. La regla de aprendizaje, que es con la que se calcula el cambio de las conexiones entre una unidad presináptica y una postsináptica (ver Apéndice: Ecuación 1), fue deshabilitada en las pruebas. Esto último es una posibilidad teórica que los modelos conexionistas ofrecen y suele usarse con el fin de permitir observar el efecto del entrenamiento directamente sin extinción.

Análisis de datos

Para facilitar la comparación con los resultados de esta simulación con los del experimento que será descrito a continuación, en el cual se usó la preparación de supresión condicionada en ratas (ver siguiente sección), los resultados de la simulación fueron transformados de acuerdo con la siguiente ecuación, de tal modo que la activación de las unidades de salida de las redes neurales sea comparable con el cálculo de la razón de supresión:

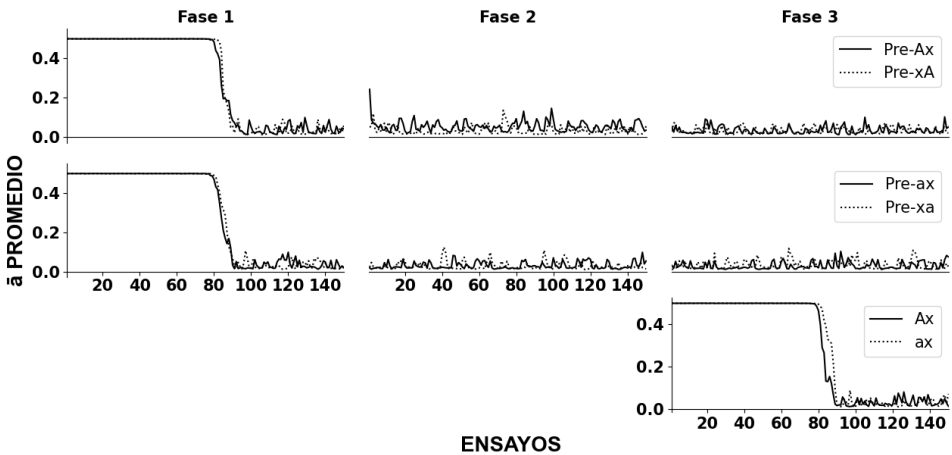
$$\bar{a} = (1-a)/2 \quad (4)$$

En la Ecuación 4, \bar{a} es el inverso de la activación de la unidad de salida M' de cada red $(1-a)$ por ensayo entre dos. La se obtuvo en el penúltimo momento temporal, antes de que ocurra el EI y se de una activación incondicional. De esta forma es posible obtener medidas que son aritméticamente comparables. Una \bar{a} de cero representa un condicionamiento fuerte al EC, una \bar{a} de .5 indica indiferencia al EC (se responde igual ante la presencia del EC como ante su ausencia), y un valor de 1 representa facilitación, en la que se responde más ante el EC, tal como se representa con la razón de supresión. No se realizaron pruebas de estadística inferencial debido a que los datos provienen de simulaciones computacionales. Por lo anterior, la comparación entre los resultados de esta simulación se realizaron a partir de una inspección visual.

RESULTADOS

La Figura 2 muestra las \bar{a} promedio en el penúltimo ts de cada ensayo para todos los grupos en cada fase de preentrenamiento y del compuesto. Como puede observarse, \bar{a} disminuyó entre los ensayos 80 y 90 durante la Fase 1 para los grupos experimentales, manteniéndose cercano a cero durante el resto de las fases (incluyendo Ax+ para ambos grupos). Todos los grupos experimentales comenzaron la Fase 2 con valores de \bar{a} muy próximos a 0, lo cual indica una facilitación en la adquisición del condicionamiento del segundo estímulo debido al entrenamiento del primero.

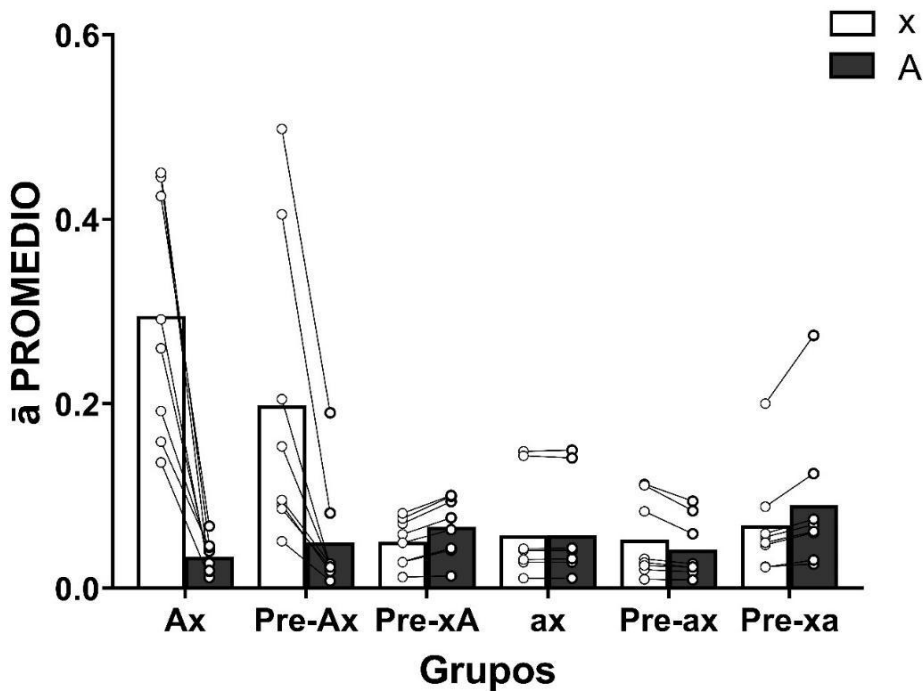
Figura 2. Resultados de los ensayos de entrenamiento de todos los grupos de redes en cada fase.



Nota. En cada panel están representados los valores promedio de \bar{a} ($(1 - a)/2$) de cada grupo. La \bar{a} es el inverso de la activación (a) de la unidad de salida M' de cada red por ensayo (solo en el penúltimo momento) entre dos. En los paneles superiores se muestran los valores \bar{a} de los grupos Pre-Ax y Pre-xA, en los centrales los de Pre-ax y Pre-ax, y en el panel inferior derecho los de Ax y ax (líneas continuas y punteadas respectivamente en cada panel).

Como puede observarse en la Figura 2, en la Fase 1, 2 y 3 no se observaron diferencias entre Pre-Ax y Pre-xA, ni entre Pre-ax y Pre-ax. De igual forma no hay diferencias en el entrenamiento del compuesto entre los grupos controles Ax y ax.

Figura 3. Resultados del primer ensayo de prueba a cada EC por grupos de redes.



Nota. Las barras color obscuro representan el valor de \bar{a} promedio en los ensayos de prueba de A, mientras que las de color blanco los de x para cada grupo. La $\bar{a} ((1 - a)/2)$ es el inverso de la activación (a) de la unidad de salida M' de cada red por ensayo (solo en el penúltimo momento) entre dos. Los círculos blancos representan el valor de \bar{a} de cada red por tipo de ensayo. Las líneas conectan las \bar{a} de cada sujeto en los dos tipos de ensayos.

La Figura 3 muestra los resultados de la Fase de prueba para todos los grupos, donde se presentó cada EC por separado, sin reforzamiento. En el grupo Ax los valores de \bar{a} fueron próximos a 0 en los ensayos de prueba de A, mientras que en x fueron cercanos a .3, lo que indica mayor condicionamiento hacia A y uno menor a x. Estos datos muestran el ensombrecimiento del estímulo x por el EC de mayor intensidad. En el grupo ax, se encontraron valores de \bar{a} cercanos a .05 en las pruebas de ambos ECs, correspondientes al ensombrecimiento mutuo.

En los grupos Pre-Ax y Pre-xA se encontraron diferencias en el condicionamiento de A y x solo en el grupo que fue entrenado primero con A (Pre-Ax). Como puede observarse en la Figura 3, en el grupo Pre-Ax se encontró más condicionamiento para A ($\bar{a} = .04$) que para x ($\bar{a} = .19$), mientras que esto se invirtió en el grupo Pre-xA ($\bar{a} = .06$ para A y $\bar{a} = .05$ para x). Por su parte, en los grupos de en-

sombrecimiento mutuo (Pre-ax y Pre-xa) no se observan diferencias en esta misma comparación.

De las comparaciones entre grupos de ensombrecimiento, se encontró un menor condicionamiento para x en el grupo Ax en comparación con los grupos experimentales Pre-xA y Pre-Ax. Así, el condicionamiento para x tiende a aumentar en ambos grupos experimentales (Pre-Ax y Pre-xA), lo que sugiere que el efecto de ensombrecimiento de x por A se atenuó debido al preentrenamiento de los ECs en comparación con el grupo que no tuvo preentrenamiento. En las comparaciones entre grupos, se encontró que no hubo diferencias en el condicionamiento de x entre los grupos Pre-ax y Pre-xa y el grupo control ax. Lo anterior sugiere que el preentrenamiento de ambos ECs no tuvo un efecto sobre el ensombrecimiento mutuo.

DISCUSIÓN DE LA SIMULACIÓN

Los resultados encontrados en el grupo Ax sugieren ensombrecimiento en aquel grupo en el cual ambas unidades de entrada tuvieron niveles de activación diferentes, mientras que se encontró ensombrecimiento mutuo en el grupo ax, donde ambas unidades de entrada tuvieron niveles de activación iguales. Estos resultados son coherentes con la literatura de experimentación animal (Kamin & Gaioni, 1974; Mackintosh, 1971, 1976; Pavlov, 1927), así como con la simulación del fenómeno de ensombrecimiento mutuo realizada previamente con el modelo (Burgos & Donahoe, 2016; Burns et al., 2011). El ensombrecimiento no se había simulado con el modelo anteriormente, por lo cual la presente simulación amplía el rango de fenómenos que han sido simulados con éxito por el modelo.

El modelo predice dos resultados del preentrenamiento sobre ambos tipos de ensombrecimiento. Se predice facilitación del condicionamiento a x cuando ambos ECs fueron preentrenados por separado, en comparación con el grupo control Ax. Este aumento ocurre sin importar el orden en que fueron preentrenados. En este sentido, se predice una atenuación del ensombrecimiento después del preentrenamiento con cada EC. La segunda predicción se refiere a que no hay efecto diferencial entre preentrenar dos ECs que tienen intensidades semejantes y entrenarlos directamente en compuesto; en todos los casos se obtendrán niveles similares de condicionamiento. De igual forma que en el ensombrecimiento, esto ocurre independientemente del orden del preentrenamiento de los ECs. Con el fin de contrastar estas predicciones se diseñó el Experimento 1.

Experimento 2

Este experimento se diseñó para contrastar las predicciones del modelo usando una preparación de supresión condicionada en ratas.

MÉTODO

Sujetos

Se usaron 48 ratas hembra de la cepa Wistar experimentalmente ingenuas de aproximadamente cinco meses de edad al inicio del experimento. Las ratas vivieron individualmente en cajas de plexiglás en el bioterio del Centro de Estudios e Investigaciones en Comportamiento (CEIC) de la Universidad de Guadalajara con un ciclo de luz-oscuridad de 12 horas. El experimento se corrió diariamente durante el ciclo de oscuridad. Las ratas fueron asignadas aleatoriamente a uno de seis grupos ($n = 8$, ver Tabla 1), cuatro experimentales y dos controles, análogos a los usados en la Simulación. Se implementó un programa de privación de agua progresivo en la semana previa al inicio del experimento hasta llegar a un consumo diario de 30 minutos. Se permitió el acceso libre a la comida durante todo el experimento. El comité de ética del CEIC aprobó este experimento.

Aparatos

Se usaron dos cámaras experimentales de condicionamiento operante para ratas marca MED de 30 x 25 x 32 cm (largo x ancho x alto). Las cámaras estuvieron dentro de una caja amortiguadora de sonidos externos. A los lados frontal y trasero se encontraban paneles de plexiglás, mientras que a los lados se encontraban tres paneles desmontables de metal divididos en izquierdo, derecho y central. El piso de cada cámara fue una rejilla de varillas de 0.5 cm de diámetro con una separación entre ellas de 2 cm. Como EI se usó un choque eléctrico de 1 mA administrado a través de la rejilla a las patas del animal. Cada cámara estuvo equipada con una luz general ubicada en el panel central del lado izquierdo, la cual se encendió al inicio del experimento y permaneció encendida durante los 60 min que duró cada sesión. El lado derecho de la cámara incluyó: Un bebedero por el cual se entregaba una gota de agua de 0.04 cc en el panel central; una palanca que salía 2 cm desde el panel izquierdo; una tecla de 75 W de luz incandescente que sirvió como el EC x, ubicada en el panel izquierdo sobre la palanca; una bocina montada en la caja amortiguadora que producía un ruido blanco de 80 o 60 dB que sirvió como el EC A. La intensidad de A se ajustó dependiendo del grupo, siendo de 80 dB para Ax, Pre-Ax y Pre-xA y de 60 dB para ax, Pre-ax y Pre-xa. Cada caja amortiguadora contaba con un ventilador que generaba un ruido de fondo de 50 dB.

Procedimiento

Entrenamiento al Comedero. El entrenamiento al comedero se realizó durante la primera sesión en la cual se entregó una gota de agua (.04 cc), que sirvió como reforzador, con un programa concurrente TV1'RF1. Los valores del TV 1' se obtuvieron con el algoritmo de Fleshler y Hoffman (1962). La palanca siempre estuvo

presente y se programó el reforzamiento de la respuesta de presión de palanca con un programa Razón Fija (RF 1).

Entrenamiento Operante de Presión de Palanca. El entrenamiento de la presión de palanca se realizó durante las siguientes nueve sesiones después del entrenamiento al comedero. En la segunda sesión se reforzó la respuesta de presión de palanca con un Intervalo Variable (IV) 10". El IV aumentó a 30" en la tercera sesión y a 60" en la cuarta. El IV 60" permaneció constante el resto de las sesiones de entrenamiento de la respuesta.

Entrenamiento Pavloviano. El entrenamiento pavloviano se realizó a partir de la sesión 11. Cada fase de entrenamiento duró cinco sesiones. Durante la Fase 1 y 2, el entrenamiento a cada EC dependió de cada grupo experimental. De esta forma, para los grupos Pre-Ax y Pre-ax la Fase 1 consistió en el entrenamiento del ruido blanco de 80 dB para Pre-Ax y 60 dB para Pre-ax, la Fase 2 fue de entrenamiento de la luz y la Fase 3 de entrenamiento del compuesto. Para los grupos Pre-xA y Pre-xa, el entrenamiento de cada EC fue igual que el de los grupos Pre-Ax y Pre-ax, con la única diferencia de que la Fase 1 fue de entrenamiento a la luz y la Fase 2 al ruido.

En cada sesión de entrenamiento se presentaron dos ensayos del EC correspondiente a cada fase y grupo. Cada ensayo tuvo una duración de 2 min del EC correspondiente, después de los cuales se presentó el choque eléctrico (EI) durante 0.5 s. Todos los ensayos de entrenamiento se presentaron en el minuto 25 y 50 de la sesión.

Pruebas. La fase de pruebas se realizó a partir de la sesión 27 para los grupos experimentales y a partir de la 16 para los controles, dado que los grupos control no eran expuestos a las fases de entrenamiento a cada uno de los ECs por separado. En cada sesión de prueba, cada EC se presentó por separado dos veces en extinción, sin el EI. La duración de cada EC fue de 2 min, como en el entrenamiento. Para cada grupo, el ruido se presentó con la misma intensidad que la utilizada durante las fases 1, 2 y 3. El orden en que se presentó cada ensayo de prueba fue: luz, ruido, ruido y luz o ruido, luz, luz y ruido contrabalaceado para todos los grupos.

Todas las sesiones, incluyendo la de entrenamiento al comedero, entrenamiento a palanca, entrenamiento pavloviano y pruebas, tuvieron una duración de 60'.

Análisis de datos

Se midió la razón de supresión como $a/(a+b)$, donde a es el número de respuestas a la palanca durante los dos minutos de duración del EC y b es ese mismo número, pero durante los dos minutos inmediatamente anteriores a su presentación. Valores próximos a cero indican un condicionamiento fuerte, valores próximos a .5 indiferencia al EC y próximos a 1 facilitación de la respuesta por el EC.

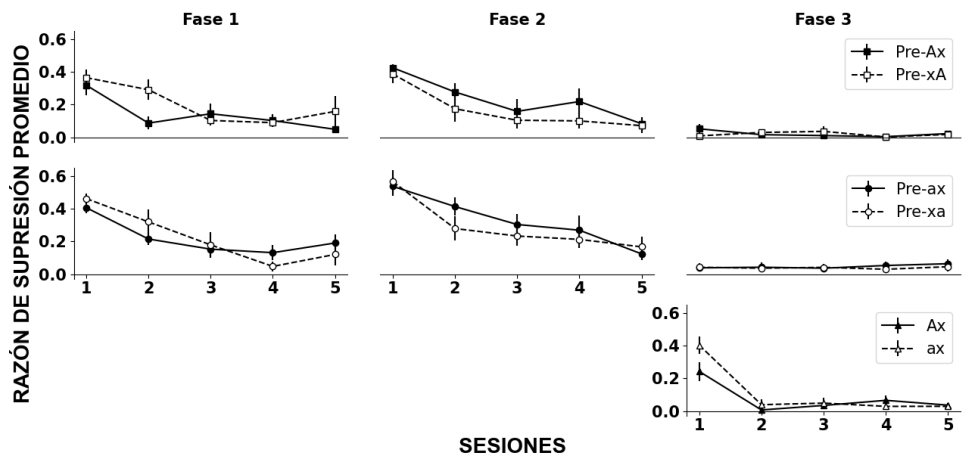
Los resultados de las fases de preentrenamiento se compararon entre grupos (comparados por la intensidad del A) con la prueba Wilcoxon. Por su parte, los resultados de la fase de Pruebas se compararon entre grupos e intragrupo con la prueba Kruskal-Wallis y con una prueba Wilcoxon respectivamente. Se realizaron las pruebas posthoc usando la corrección de Dunn. Se probó la homogeneidad de la

varianza utilizando la prueba de Levene. Los estadísticos se llevaron a cabo con el software JASP, y se usó un nivel de significancia de $\alpha = .05$.

RESULTADOS

La Figura 4 muestra la razón media de supresión de cada sesión por fase de entrenamiento de todos los grupos. No se encontraron diferencias estadísticamente significativas al comparar la razón de supresión durante las fases de preentrenamiento o las de compuesto entre los grupos experimentales o los controles.

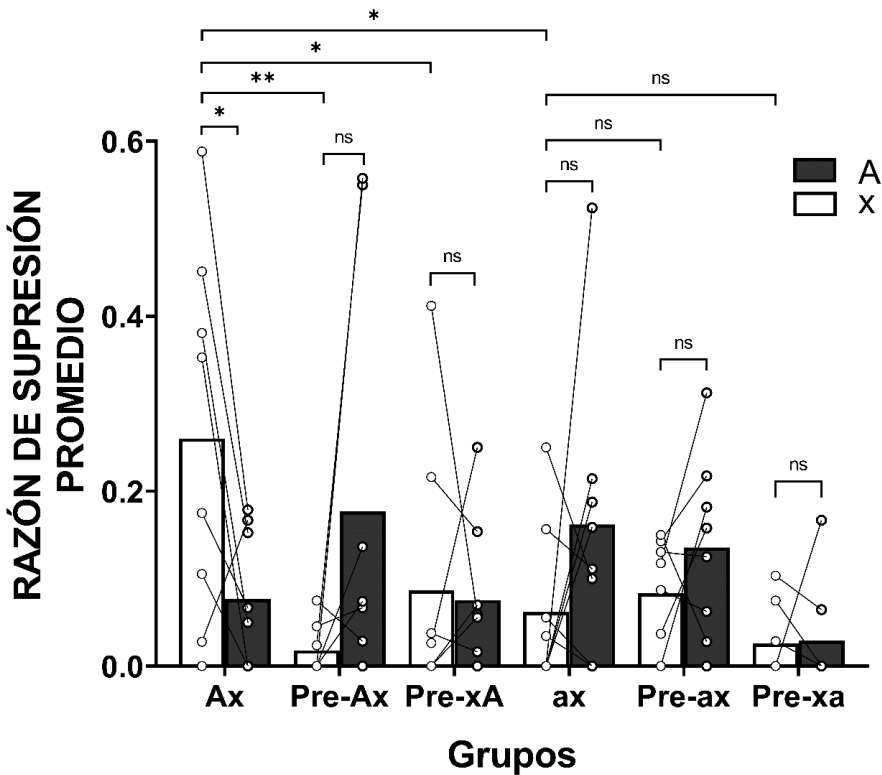
Figura 4. Razón de supresión promedio por grupo durante cada fase de entrenamiento pavloviano.



Nota. En cada panel están representados los valores promedio de razón de supresión de cada grupo. En los paneles superiores se muestran los valores \bar{a} de los grupos Pre-Ax y Pre-xA, en los centrales los de Pre-xa y Pre-ax, y en el panel inferior derecho los de Ax y ax (líneas continuas y punteadas respectivamente en cada panel). Las barras de dispersión representan el error estándar de la media (*SEM*).

La Figura 5 muestra los resultados de la fase de pruebas de todos los grupos, en las cuales se presentó cada EC por separado en extinción. Al comparar los resultados de los ensayos de prueba de A vs los de x intragrupo, se encontró únicamente una diferencia estadísticamente significativa en el grupo Ax ($W = 3, p = .03$), donde hubo una razón media de supresión menor en los ensayos de prueba de A (media = .07) en comparación con los de x (.26), lo que indica que hubo mayor condicionamiento hacia A y, por tanto, ensombrecimiento de x. Estos resultados se pueden observar en la Tabla 2.

Figura 5. Resultados del primer ensayo de prueba a cada EC por grupos de ratas.



Nota. Las barras color obscuro representan las razones de supresión promedio en los ensayos de prueba de A, mientras que las de color blanco los de x para cada grupo. Las pruebas se realizaron en extinción. Los círculos blancos representan la supresión para cada rata por tipo de ensayo. Las líneas conectan razones de cada sujeto en los dos tipos de ensayos. * $p \leq .05$; ** $p \leq .02$; *** $p < .001$; y ns denota $> .05$.

Tabla 2. Comparaciones intragrupo de la fase de Pruebas.

Grupo	Media		Wilcoxon	
	A/a	x	W	p
Pre-Ax	.17	.01	19	.09
Pre-xA	.07	.08	11	1.0
Pre-ax	.13	.08	20	.35
Pre-xa	.03	.02	4	.85
Ax	.07	.26	3	.03*
ax	.16	.06	26	.31

Nota. Se muestran los resultados de las razones de supresión promedio ($n = 8$) en los ensayos de prueba de A (para los grupos Pre-Ax, Pre-xA y Ax) o a (para Pre-ax, Pre-xa y ax) y de x para cada grupo, así como los resultados de la prueba Wilcoxon. * $p \leq .05$.

La prueba Kruskal-Wallis mostró que hubo diferencias significativas en las razones de supresión promedio entre todos los grupos, $H(5) = 12.11$, $p = .033$, en las pruebas de x. Se realizaron las comparaciones post hoc de los grupos control Ax y ax con los experimentales. De las comparaciones entre grupos de ensombrecimiento, se encontró mayor supresión a x en los grupos experimentales respecto del grupo control Ax. Ambas comparaciones fueron estadísticamente significativas ($p = .002$ entre Ax y Pre-Ax, y $p = .018$ entre Ax y Pre-xA), lo que sugiere que el ensombrecimiento de x por A se atenuó debido al preentrenamiento.

En las pruebas post hoc de los grupos de ensombrecimiento mutuo, se encontró un condicionamiento semejante de x entre los dos grupos experimentales y el grupo control ax ($p = .18$ en la comparación entre ax y Pre-ax, y $p = .24$ entre ax y Pre-xa). Lo anterior sugiere que no hubo efecto del preentrenamiento de ambos ECs sobre el ensombrecimiento mutuo.

DISCUSIÓN GENERAL

Este estudio tuvo el objetivo general de investigar el efecto del preentrenamiento de cada EC por separado en fases distintas sobre el ensombrecimiento y ensombrecimiento mutuo, y el objetivo específico de determinar si el modelo es capaz de simular ensombrecimiento. Tal investigación se inició con simulaciones con un modelo de redes neurales artificiales, con el objeto de generar predicciones a ser posteriormente probadas con animales.

Las predicciones del modelo fueron: 1) se predice una atenuación del ensombrecimiento en aquellos grupos preentrenados (Pre-Ax y Pre-xA), en comparación con el grupo control que no fue preentrenado (Ax); 2) no hay efecto en el ensombrecimiento mutuo observado en los grupos preentrenados (Pre-ax y Pre-xa), en comparación con el grupo que no fue preentrenado (ax); en todos los casos se

obtendrán niveles similares de condicionamiento. Estas predicciones ocurren independientemente del orden del preentrenamiento de los ECs para ambos tipos de ensombrecimiento.

En la corroboración con las ratas se encontró que el preentrenamiento atenuó el ensombrecimiento de x por A en ambos grupos experimentales (Pre-Ax y Pre-xA), de tal modo que después del entrenamiento en compuesto ambos ECs generaron niveles comparables de supresión condicionada. Asimismo, no se encontró un efecto del orden del preentrenamiento, ya que en los dos grupos experimentales disminuyó el ensombrecimiento. No se encontraron diferencias significativas entre ax y Pre- ax y Pre- xa , ni en las pruebas de x ni a en las de A . Estos resultados indican ausencia de un efecto del preentrenamiento de los ECs por separado sobre el ensombrecimiento mutuo. De la misma forma que en el ensombrecimiento, tampoco se encontró un efecto del orden del preentrenamiento.

Lo anterior sugiere que las predicciones arrojadas por el modelo de redes se confirmaron con las ratas, ampliando los fenómenos que el modelo puede simular y reforzando la discusión sobre los que sí puede simular. Al respecto de esto último, en una crítica al modelo, Calvin y McDowell (2016) sugirieron que el modelo no era capaz de simular ciertos fenómenos conductuales, entre los que se encuentra el condicionamiento sucesivo de dos ECs. Este estudio demuestra que la arquitectura de la red, tal como se ha demostrado en otros trabajos (Burgos & Donaheo, 2016), puede jugar un papel importante en la simulación de los fenómenos, ya que aquí encontramos condicionamiento sucesivo de los ECs en aquellos grupos que fueron preentrenados (Calvin & J McDowell, 2015).

Los resultados obtenidos con las ratas se pueden comparar con los de Kamin y Gaioni (1974). Los resultados del grupo Pre-xA difieren de los reportados por Kamin y Gaioni (1974) únicamente en que ellos encontraron diferencias significativas entre las pruebas de A y x en su grupo análogo (grupo EP-80; ver Tabla 1), aunque en ambos grupos las razones de supresión difirieron en la misma dirección que en nuestro estudio. Los resultados de Pre- xa también difirieron de los de Kamin y Gaioni (1974) en que ellos reportaron razones de supresión menores en las pruebas de a que en las de x en su grupo análogo (grupo EP-60; ver Tabla 1), pero, al igual que en el presente experimento, no encontraron diferencias significativas.

Tanto los datos del experimento realizado con ratas en un procedimiento de supresión condicional, como la simulación realizada con el modelo, apoyan la observación inicial de Pavlov (1927, pp. 143-144) de que el preentrenamiento de los ECs atenúa el ensombrecimiento cuando son posteriormente entrenados en compuesto.

Respecto a la comparación entre los grupos control de Kamin y Gaioni (1974; grupos NP-80 y NP-60) y los del presente estudio se encontró ensombrecimiento de x por A en el grupo (Ax) donde A fue más intenso y se observó ensombrecimiento mutuo en el grupo (ax) en los que ambos ECs fueron comparables en intensidad.

Las principales diferencias entre el estudio de Kamin y Gaioni (1974) y el presente estudio se dieron entre su grupo experimental EP-80 y sus análogos en el presente estudio (grupos Pre-xA). Esos autores encontraron ensombrecimiento de A por x , es decir, encontraron que se invirtió el ensombrecimiento. En nuestro estudio, se observó una atenuación del ensombrecimiento.

Respecto a los resultados del grupo experimental EP-60 de Kamin y Gaioni (1974) y sus análogos (grupos Pre-xa) del presente estudio, se obtuvieron resultados comparables, ya que Kamin y Gaioni (1974), al igual que nosotros, no encontraron diferencias significativas entre las pruebas de a o de x. Los resultados obtenidos, por tanto, son coherentes con otros previamente encontrados por Pavlov (1927), así como por Kamin y Gaioni (1974).

Los resultados encontrados aquí se explican desde el modelo en términos de cómo los pesos afectan a las activaciones y viceversa, donde activaciones de unidades presinápticas más altas afectan la ganancia de peso que tiene esa unidad con la unidad postsináptica y de igual forma la activación de la unidad j en el momento t depende directamente del peso que hay entre las conexiones de i a j , donde pesos mayores resultan en activaciones mayores. Esto se puede observar en el caso del ensombrecimiento encontrado en el grupo Ax, en el que se encontró que un mayor nivel de activación de la unidad S''_1 resulta en una mayor ganancia de peso entre las conexiones que tiene esta unidad con las unidades presinápticas S'_1 y S'_2 en comparación con las conexiones de S''_2 con S'_2 y S'_3 , lo que resulta en que S''_1 afectará a su vez a las unidades en la siguiente capa y estas a la unidad M' , más fuertemente que la vía afectada por las unidades S'_2 y S'_3 . Esto último explica por qué la unidad M' es afectada más fuertemente por la unidad S'_1 que por S'_3 en el grupo Ax, y lo mismo aplica para ax.

Desde el modelo, la única forma en que se pueden perder pesos es cuando el EI deja de ocurrir contingente con los ECs, esto es, bajo un procedimiento de extinción. Como en las simulaciones de los grupos experimentales esto no ocurrió en ninguna fase de entrenamiento, ningún EC perdió peso, lo que resultó en un condicionamiento sustancial a cada EC como se ve durante las pruebas, en ambos experimentos reportados aquí.

Otros modelos computacionales, como el modelo Rescorla-Wagner (Rescorla & Wagner, 1972), han ofrecido explicaciones sobre el efecto del preentrenamiento de cada EC sobre el ensombrecimiento y ensombrecimiento mutuo. Lo anterior es importante debido a que otros modelos (Rescorla & Wagner, 1972) apuntan a resultados distintos a los encontrados en este estudio, lo que plantea interrogantes sobre por qué suceden estas diferencias. Desde el modelo RW se predice que el efecto del entrenamiento previo de cada EC por separado haría que cada EC llegue a la asíntota de manera independiente y al entrenarse en compuesto con el mismo EI se reduciría la fuerza asociativa de cada EC. Esta reducción depende de la intensidad de cada EC, donde un estímulo más intenso perderá más fuerza asociativa que uno menos intenso. A este efecto de reducción en la fuerza asociativa se le conoce como sobreexpectación ("overexpectation" en inglés) y es un resultado paradójico en el sentido de que el reforzamiento del compuesto, después de haber sido preentrenados cada uno de sus elementos, causa una disminución en el condicionamiento de sus elementos.

Se puede decir que los resultados de la Simulación con el modelo usado aquí van en la misma dirección que los resultados obtenidos en el Experimento, así como con los resultados de otros estudios con animales (Kamin y Gaioni, 1974; Pavlov, 1927).

Lo anterior da pie a plantear la pregunta de por qué en el presente trabajo no se obtuvo sobreexpectación ni en las redes ni en las ratas si en ambos casos se entrenó a cada EC por separado y después en el compuesto. La principal respuesta a esta pregunta probablemente es que los ECs fueron entrenados en fases diferentes. El procedimiento estándar de sobreexpectación consiste en dos fases (Khallad & Moore, 1996; Kremer, 1978; Rescorla, 1970). En la primera, los dos ECs son entrenados separadamente con el EI hasta llegar a un nivel de condicionamiento asintótico. En la segunda, los dos ECs se presentan en compuesto con el mismo EI. En la mayoría de los estudios de sobreexpectación el entrenamiento de cada EC individual se hizo en una misma fase experimental, incluso en las mismas sesiones se presentan ensayos intercalados de cada EC, mientras que en el Experimento el entrenamiento de cada EC se hizo en fases separadas. Los resultados encontrados aquí y en otros estudios de sobreexpectación plantean la importancia de las preparaciones sobre los fenómenos.

REFERENCIAS

- Blaisdell, A. P., Denniston, J. C., & Miller, R. R. (1998). Temporal encoding as a determinant of overshadowing. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*, *24*(1), 72-83. <https://doi.org/10.1037/0097-7403.24.1.72>
- Bonardi, C., Bartle, C., Bowles, K., de Pulford, F., & Jennings, D. J. (2010). Some appetitive procedures for examining associative learning in the mouse: Implications for psychopathology. *Behavioural Brain Research*, *211*(2), 240-247. <https://doi.org/10.1016/j.bbr.2010.03.047>
- Burgos, J. E. (2000). Superstition in artificial neural networks: A case study for selectionist approaches to reinforcement. *Mexican Journal of Behavior Analysis*, *26*(2), 159-188. <http://dx.doi.org/10.5514/rmac.v26.i2.25133>
- Burgos, J. E. (2003). Theoretical note: Simulating latent inhibition with selection neural networks. *Behavioural Processes*, *62*(1-3), 183-192. [https://doi.org/10.1016/S0376-6357\(03\)00025-1](https://doi.org/10.1016/S0376-6357(03)00025-1)
- Burgos, J. E. (2005). Theoretical note: The C/T ratio in artificial neural networks. *Behavioural Processes*, *69*(2), 249-256. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2005.02.008>
- Burgos, J. E. (2007). Autoshaping and Automaintenance: A Neural-Network Approach. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, *88*(1), 115-130. <https://doi.org/10.1901/jeab.2007.75-04>
- Burgos, J. E. (2019). Selection by reinforcement: A critical reappraisal. *Behavioural Processes*, *161*, 149-160. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2018.01.019>
- Burgos, J. E., & Donahoe, J. W. (2016). Unified principle of reinforcement in a neural-network model: Reply to N. T. Calvin and J. J. McDowell. *Behavioural Processes*, *126*, 46-54. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2016.03.003>
- Burgos, J. E., & García-Leal, O. (2015). Autoshaped choice in artificial neural networks: Implications for behavioral economics and neuroeconomics. *Behavioural Processes*, *114*, 63-71. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2015.01.010>

- Burgos, J. E., & Murillo-Rodríguez, E. (2007). Neural-network simulations of two context-dependence phenomena. *Behavioural Processes*, 75(2), 242-249. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2007.02.003>
- Burns, R., Burgos, J. E., & Donahoe, J. W. (2011). Pavlovian conditioning: Pigeon nictitating membrane. *Behavioural Processes*, 86(1), 102-108. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2010.10.004>
- Burwell, R. D. (2000). The Parahippocampal Region: Corticocortical Connectivity. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 911(1), 25-42. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2000.tb06717.x>
- Burwell, R. D. (2006). The Parahippocampal Region: Corticocortical Connectivity. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 911(1), 25-42. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2000.tb06717.x>
- Calvin, N. T., & J McDowell, J. (2015). Unified-theory-of-reinforcement neural networks do not simulate the blocking effect. *Behavioural Processes*, 120, 54-63. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2015.08.008>
- Castiello, S., Burgos, J. E., Buriticá, J., Valerio dos Santos, C., & Alcalá, J. E. (2020). Interacción entre magnitud y probabilidad de reforzamiento en la elección automoldeada. *Mexican Journal of Behavior Analysis*, 46(1), Article 1. <http://dx.doi.org/10.5514/rmac.v46.i1.76949>
- Clarke, J. C., Westbrook, R. F., & Irwin, J. (1979). Potentiation instead of overshadowing in the pigeon. *Behavioral and Neural Biology*, 25(1), 18-29. [https://doi.org/10.1016/S0163-1047\(79\)90705-2](https://doi.org/10.1016/S0163-1047(79)90705-2)
- Daneri, M. F., & Muzio, R. N. (2013). Bloqueo y ensombrecimiento en un grupo de vertebrados filogenéticamente antiguo: Los anfibios. *Revista Latinoamericana de Psicología*, 45(2), 185-200.
- Donahoe, J. W., Burgos, J. E., & Palmer, D. C. (1993). A selectionist approach to reinforcement. *Journal of Experimental Analysis of Behavior*, 60, 17-40.
- Donahoe, J. W., Crowley, M. A., Millard, W. J., & Stickney, K. A. (1982). A unified principle of reinforcement. *Quantitative Analyses of Behavior*, 2, 493-521.
- Fleshler, M., & Hoffman, H. S. (1962). A progression for generating variable-interval schedules. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 5(4), 529-530. <https://doi.org/10.1901/jeab.1962.5-529>
- Kamin, L. J., & Gaioni, S. J. (1974). Compound conditioned emotional response conditioning with differentially salient elements in rats. *Journal of Comparative and Physiological Psychology*, 87(3), 591-597. <https://doi.org/10.1037/h0036989>
- Kehoe, E. J., Ludvig, E. A., & Sutton, R. S. (2013). Timing and cue competition in conditioning of the nictitating membrane response of the rabbit (*Oryctolagus cuniculus*). *Learning & Memory (Cold Spring Harbor, N.Y.)*, 20(2), 97-102. <https://doi.org/10.1101/lm.028183.112>
- Khallad, Y., & Moore, J. (1996). Blocking, unblocking, and overexpectation in autoshaping with pigeons. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 65(3), 575-591.

- Kremer, E. F. (1978). The Rescorla-Wagner model: losses in associative strength in compound conditioned stimuli. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*, 4(1), 22.
- Lau, J. S.-H., Casale, M. B., & Pashler, H. (2020). Mitigating cue competition effects in human category learning. *Quarterly Journal of Experimental Psychology (2006)*, 73(7), 983-1003. <https://doi.org/10.1177/1747021820915151>
- Mackintosh, N. J. (1971). An analysis of overshadowing and blocking. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 23(1), 118-125.
- Mackintosh, N. J. (1976). Overshadowing and stimulus intensity. *Animal Learning & Behavior*, 4(2), 186-192. <https://doi.org/10.3758/BF03214033>
- Rescorla, R. A. (1970). Reduction in the effectiveness of reinforcement after prior excitatory conditioning. *Learning and Motivation*, 1(4), 372-381.
- Rescorla, R. A. (1999). Summation and overexpectation with qualitatively different outcomes. *Animal Learning & Behavior*, 27(1), 50-62.
- Rescorla, R. A. (2006). Spontaneous recovery from overexpectation. *Learning & Behavior*, 34, 13-20.
- Rescorla, R. A. & Wagner, A. R. (1972). A theory of Pavlovian conditioning: Variations in the effectiveness of reinforcement and nonreinforcement. *Class. Cond. II Curr. Res. theory* 2, 64-99. [https://doi.org/10.1016/0023-9690\(70\)90101-3](https://doi.org/10.1016/0023-9690(70)90101-3)
- Pavlov, I. P. (1927). *Conditioned reflexes: An investigation of the physiological activity of the cerebral cortex* (pp. xv, 430). Oxford Univ. Press.
- Sánchez, J. M., Galeazzi, J. M., & Burgos, J. E. (2010). Some structural determinants of Pavlovian conditioning in artificial neural networks. *Behavioural Processes*, 84(1), 526-535. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2010.01.018>
- Schultz, W. (1997). Dopamine neurons and their role in reward mechanisms. *Current Opinion in Neurobiology*, 7(2), 191-197. [https://doi.org/10.1016/s0959-4388\(97\)80007-4](https://doi.org/10.1016/s0959-4388(97)80007-4)
- Sherratt, T. N., Whissell, E., Webster, R., & Kikuchi, D. W. (2015). Hierarchical overshadowing of stimuli and its role in mimicry evolution. *Animal Behaviour*, 108, 73-79. <https://doi.org/10.1016/j.anbehav.2015.07.011>
- Soto, F. A., & Wasserman, E. A. (2012). A category-overshadowing effect in pigeons: Support for the Common Elements Model of object categorization learning. *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*, 38(3), 322-328. <https://doi.org/10.1037/a0028803>
- Symonds, M., & Hall, G. (1999). Overshadowing not potentiation of illness-based contextual conditioning by a novel taste. *Animal Learning & Behavior*, 27(4), 379-390. <https://doi.org/10.3758/BF03209975>

(Received: March 21, 2023; Accepted: June 27, 2023)

APÉNDICE

El submodelo neurocomputacional es la formalización matemática de los niveles celulares y sináptico del sistema nervioso de los vertebrados (Burgos & García-Leal, 2015). Este submodelo modela el nivel celular por medio de una UPN cuyo correlato neurofisiológico se corresponde con una población pequeña de neuronas. El submodelo neurocomputacional son dos funciones: activación y aprendizaje.

La función de activación se usa para calcular la activación de cada UPN en un momento temporal (t). Un momento t se define como el tiempo de duración constante (discreto), pero indefinido, suficiente para que todas las unidades de una red puedan cambiar sus activaciones y las conexiones de sus pesos de manera quasi-sincrónica. El estado de activación de las UPNs es un número real entre 0 y 1 y puede ser interpretado como la probabilidad de disparo de un grupo pequeño de neuronas.

La función de aprendizaje puede dar como resultado dos tipos de activaciones: incondicional (o automática) o condicional o adquirida (Burgos & García-Leal, 2015). La activación incondicional se utiliza únicamente para obtener la activación de las unidades postsinápticas (j) del tipo D o M' únicamente cuando la activación de la unidad presináptica (i) es mayor a cero y es de tipo S^* . Este tipo de conexión es directa y no requiere de cambios en los pesos, es decir, no requiere de aprendizaje. Siempre que la activación de la unidad presináptica S^* sea igual a cero, la activación de las unidades postsinápticas de tipo D o M' se obtendrá con la activación condicional.

La activación condicional tiene dos modos: reactivación y decaimiento y se utiliza para obtener la activación de todas las unidades postsinápticas con la excepción antes mencionada. La función de activación, en su versión simplificada (sin inhibición), está definida como la Ecuación 1:

$$a_{j,t} = \begin{cases} a_{S^*,t}, & \text{si } a_{S^*,t} > 0 \text{ y si } j \text{ es } D \text{ o } R^* \text{ (activación incondicionada); sino} \\ L(exc_{j,t}) + \tau_j L(exc_{j,t-1}) [1 - L(exc_{j,t})], & \text{si } L(exc_{j,t}) \geq \theta \text{ (reactivación)} \\ L(exc_{j,t}) - \kappa_j L(exc_{j,t}), & \text{si } L(exc_{j,t}) < \theta \text{ (decaimiento)} \end{cases} \quad (1)$$

En esta ecuación, j denota una unidad postsináptica oculta o de salida, t un momento temporal entre 0 y un número finito de momentos (e.g., duración de un estímulo), τ el parámetro libre de sumación temporal (establecido en $\tau_j = .1$), y κ el decaimiento ($\kappa_j = .1$). L es la función logística o sigmoidea con media constante $\mu = .5$ y desviación estándar $\sigma = .1$ (parámetro libre que determina una activación espontánea, en ausencia total de activación aferente, de aproximadamente .006). L se define como donde $L(x) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{x-\mu}{\sigma}}}$ es el producto interno del vector de activaciones por el vector de pesos que $\sum_{i=1}^n a_{i,t} w_{i,j,t}$, y n es el número de unidades presinápticas excitatorias conectadas a la unidad postsináptica j .

El valor de x se interpreta como la cantidad de excitación $exc_{j,t}$ que recibe j . Los modos de reactivación y decaimiento en t dependen de un umbral Gaussiano $(\theta_{j,t})$, que es un número aleatorio generado de acuerdo con una distribución normal con una media de .2 y una desviación estándar de .15. Este valor del umbral se genera en t para cada unidad computacional.

Las UPNs que se muestran en la Figura 1 consisten en un número finito de conexiones aferentes cuyas activaciones de neuronas presinápticas $(a_{i,t})$ pueden ser unidades de entrada u ocultas. Cada activación aferente envía una conexión con un peso asociado $(w_{i,j,t})$. La unidad j computa el producto interno del vector de las activaciones de entrada por el vector de los pesos asociados $(a_{i,t}w_{i,t})$ como argumento de L .

Por su parte la función de aprendizaje determina el cambio en la magnitud de los pesos de las conexiones entre las unidades i y las j . Estas conexiones están representadas en la Figura 1 por las líneas delgadas. La función tiene la forma de la Ecuación 2.

$$\Delta w_{i,j,t} = \{ \alpha_j a_{j,t} d_t p_{i,t} r_{j,t}, \text{ si } d_t \geq .001; \text{ sino } - \beta_j w_{i,j,t-1} a_{i,t} a_{j,t} \quad (2)$$

En la Ecuación 2, los parámetros α y β son la tasa de ganancia y pérdida de pesos, respectivamente (siguiendo investigación previa con el modelo, $\alpha = .5$ y $\beta = .1$). Por su parte $a_{i,t}$ es la activación de i y $a_{j,t}$ es la activación de j . El factor clave de la función es la señal dt que modula los cambios de pesos y se define con la Ecuación 3:

$$d_t = \{ d_{H,t} = |a_{H,t} - a_{H,t-1}| + d_{D,t}(1 - d_{H,t-1}), \text{ si } j \text{ es } S'' \text{ o } H \quad d_{D,t} \quad (3)$$

$$= a_{D,t} - a_{D,t-1}, \text{ si } j \text{ es } M'' \text{ o } D \text{ o } R *$$

La señal dH,t depende de activaciones de H y modula cambios en los pesos de las conexiones $S'-S''$ y $S''-H$. La señal $d_{D,t}$ depende de D , amplifica $d_{H,t}$ (flecha curva en la Figura 1), y modula cambios en los pesos de las conexiones $S''-M''$, $M''-D$ y $M''-M'$. Ambas son señales de discrepancia, por cuanto son definidas como diferencias temporales en las activaciones de un tipo de unidad (H para $d_{H,t}$; D para $d_{D,t}$) en momentos temporales sucesivos t y $t-1$ (la activación del momento presente menos la del inmediatamente anterior). También son señales difusas en que afectan a todos los pesos de un tipo en t .

El factor $p_{i,t}$, en la Ecuación 2 se calcula con $p_{i,t} = \frac{a_{i,t}w_{i,j,t-1}}{N}$, donde $N = exc_{i,t}$. Por último el factor $r_{j,t}$ se calcula con $r_{j,t} = 1 - \sum_{i=1}^n w_{i,j,t}$. Combinados, estos dos últimos factores introducen una competencia entre las conexiones que coinciden en j por una cantidad máxima limitada de peso (1). El factor $p_{i,t}$ incluye un componente hebbiano que hace que la ganancia de peso dependa de la coactivación de i y j en t . Por su parte, $r_{j,t}$ hace que el cambio de peso sea directamente proporcional a la fracción de peso disponible en j .

En simulaciones típicas, los pesos iniciales de las conexiones variables son cercanos a cero (e.g., .1), lo cual simula un sujeto experimentalmente ingenuo, por lo que las activaciones de las unidades ocultas y de salida son también cercanas a cero.

Las conexiones en una red ingenua ganan peso cuando S^* es activada en t causando un incremento de $d_{p,t}$. Conforme una conexión aumenta su peso, la unidad i (presináptica) adquiere la capacidad de activar más intensamente la unidad j (postsináptica). Ello permite que S' eventualmente active S'' , la cual a su vez activa M'' , la cual a su vez activa M' , cuyas activaciones simulan precursores motores primarios de respuestas condicionadas o incondicionadas (R^*), dependiendo de si la activación de S^* en t sea 0 o mayor, respectivamente (ver función de activación). Cuando S^* no es activada, tiende a ser menor que el umbral de discrepancia de .001, lo cual pone a la función de aprendizaje en modo de pérdida de peso (ver Ecuación 2).

En una simulación con el modelo todas las activaciones y pesos se actualizan en cada t de acuerdo con un procedimiento aleatorio asincrónico, donde se genera una lista de todas las unidades y conexiones en orden aleatorio y las nuevas activaciones y pesos se computan en ese orden. Cada activación o peso es remplazado inmediatamente por la nueva activación o peso recién calculados en t .

