



ENSEÑANZA E INVESTIGACIÓN
EN PSICOLOGÍA

Enseñanza e Investigación en Psicología

Universidad Veracruzana

rbulle@uv.mx

ISSN (Versión impresa): 0185-1594

MÉXICO

2006

Víctor Manuel Padilla Montemayor / Ernesto Octavio López Ramírez

IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURAL PARA ESTILOS COGNITIVOS Y DE
APRENDIZAJE: IMPLICACIONES EDUCATIVAS

Enseñanza e Investigación en Psicología, julio-diciembre, año/vol. 11, número 002

Universidad Veracruzana

Xalapa, México

pp. 239-254

Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal

Universidad Autónoma del Estado de México

<http://redalyc.uaemex.mx>



IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURAL PARA ESTILOS COGNITIVOS Y DE APRENDIZAJE: IMPLICACIONES EDUCATIVAS

Neural net implementation to recognize cognitive and learning styles: Educational implications

**Víctor Manuel Padilla Montemayor
y Ernesto Octavio López Ramírez**
Universidad Autónoma de Nuevo León¹

RESUMEN

Se obtuvieron los indicadores de estilos cognitivo y de aprendizaje de 67 estudiantes universitarios con el propósito de entrenar una red neural de propagación hacia atrás que predijera dichos estilos. Se aplicaron cinco inventarios de estilos cognitivos y de aprendizaje para analizar si la red neural podía convergir en una solución única. La información obtenida se utilizó para alimentar una red neural de tres capas de procesamiento con diferente cantidad de neuronas. Se encontró que la red puede predecir los índices de estilos y que la categorización de estos no pertenece a los problemas no polinomiales al irse incrementando la cantidad de participantes. Se analiza la manera en que lo anterior permitirá procesar índices de clasificación de estilos cognitivos y de aprendizaje en forma automática en un sistema de instrucción en línea que relacione los estilos con el impacto a nivel de aprendizaje significativo.

Indicadores: Estilos cognitivos; Estilos de aprendizaje; Red neural; Instrucción en línea; Aprendizaje significativo.

ABSTRACT

Cognitive and learning styles indicators from 67 students were obtained in order to train a back propagation neural net to recognize them. Five cognitive and learning styles inventories were applied in order to see if the neural net could converge into a unique solution. Results showed that a unique so-

¹Subdirección de Estudios de Posgrado, Facultad de Psicología, Mutualismo 110, Col. Mitras Centro, 64460 Monterrey, N. L., México, tel. (81)83-48-37-81, fax (81)83-33-67-44, correo electrónico: vmpadilla@gmail.com. Artículo recibido el 17 de enero y aceptado el 27 de marzo de 2006.

lution is possible after training. This indicates that redundant information comes from the different inventories that can be eliminated to have an unique profile. Implications for educational settings and online learning are discussed.

Keywords: Cognitive styles; Learning styles; Neural net; On-line instruction; Meaningful learning.

La enseñanza a distancia (Moore y Anderson, 2003) implica una redefinición de los roles profesor-estudiante, siendo este último el eje fundamental del proceso; ahora se habla de una enseñanza centrada en el estudiante, quien realizará la mayor parte de la tarea en su propio recinto o ámbito educacional. Las características de este nuevo rol para el estudiante involucran que sea responsable de su proceso de aprendizaje, a la vez que activo, independiente y autónomo; asuma iniciativas que enriquecen sus aprendizajes; desarrolle habilidades reflexivas y críticas; busque información necesaria para sus estudios; genere su propio conocimiento; interactúe con los contenidos de su curso a través de la tecnología; realice trabajos con sus compañeros, y solicite asesoría al maestro cuando la requiera.

ESTILOS COGNITIVOS Y DE APRENDIZAJE

Hablar de las características y del rol del estudiante necesariamente lleva a la cuestión de las diferencias individuales y a hablar de los estilos cognitivos y de aprendizaje. Una cuestión que ha interesado a los investigadores es la relación entre los estilos cognitivos y de aprendizaje de los estudiantes con su desempeño en los cursos en línea. La pregunta que se hacen los investigadores es si existen diferencias en los estilos cognitivos y de aprendizaje entre los estudiantes que se matriculan en un curso a distancia y sus contrapartes en cursos tradicionales. La pregunta, sin importar la forma en que se conteste, contiene información estratégica para cualquier interesado en el éxito académico. Si no hay diferencias en los estilos de aprendizaje, entonces los profesores pueden transferir las mismas actividades de enseñanza-aprendizaje que han usado con éxito en el salón de clases a las situaciones de educación a distancia, esperando obtener los mismos resultados. Pero si hay diferencias, entonces debe usarse la información de los estilos de aprendizaje como una ayuda para planear, preparar y

presentar los materiales y actividades de la educación a distancia. Esta última opción es la que ha venido ganando terreno. Actualmente, existe la tendencia a medir los estilos de aprendizaje, y, en función de estos, retroalimentar al estudiante acerca de las posibilidades de éxito que tiene en este tipo de cursos, o bien crear módulos con soportes especiales para cierto tipo de estilos (Terrell, 2005).

Al revisar la literatura sobre los estilos de aprendizaje tratando de rastrear sus comienzos, se halló que algunos autores sugieren que su origen radica en la psicología cognitiva, aunque pueden encontrarse algunos antecedentes en la literatura clásica griega (Vernon, 1973). Martinsen (1994) hace referencia a que la concepción de James (1890) sobre las diferencias individuales contribuyó a la creación del constructo de *estilos*. Rayner y Riding (1997), a su vez, señalan a Barlett (1932) como un precursor de la investigación sobre diferencias individuales en la cognición. Por último, Grigorenko y Sternberg (1995) le atribuyen a Allport (1937), la creación del constructo *estilo* asociado con la cognición cuando desarrolló la idea de “estilos de vida”.

Dunn y Dunn (1992) se refieren al estilo de aprendizaje como “la forma en la cual cada persona absorbe y retiene información y/o habilidades”. El estilo se refiere a la forma en la cual cada individuo colecciona, organiza y transforma la información. Entre otras cosas, el estilo influye en las áreas en que las personas aprenden mejor, el tipo de temas que quieren aprender y la manera en que se enfrentan a la situación de aprendizaje. En un metaanálisis (Kiely, 2005) de las publicaciones realizadas entre 1980 y 2000 utilizando el modelo de estilos de aprendizaje de Dunn y Dunn (1993, 1999), se ha encontrado que la instrucción basada en los estilos de aprendizaje incrementa el logro académico o mejora las actitudes hacia el aprendizaje.

Para Kolb (1984), las personas tienden a exhibir diferentes estilos de aprendizaje basados en hábitos desarrollados durante su ciclo de vida. Estos estilos se manifiestan como preferencias por ciertas formas específicas de actividades de aprendizaje. Los trabajos de Kolb y Kolb (2005) se han aplicado en el ámbito educativo bajo el rubro de “aprendizaje experiencial” e introduciendo el concepto de “espacios de aprendizaje” como una forma de incrementar el aprendizaje de los alumnos.

El estilo de aprendizaje es la forma en que la persona se concentra, procesa, internaliza y recuerda información o habilidades académicas nuevas. Los estilos varían con la edad, nivel de éxito, cultura, preferencia por el procesamiento global o analítico y género. Un estilo de aprendizaje, según López (2001), implica que el ser humano haga uso de las facultades cognitivas, pero no necesariamente un estilo cognitivo implica un estilo de aprendizaje, ni tampoco una estrategia de aprendizaje y un estilo de aprendizaje son lo mismo; señala a las primeras como ajenas a los estilos ya que son usadas como herramientas por los humanos para el aprendizaje, no como formas de estilo de aprendizaje. El estilo cognitivo hace referencia a tendencias, mientras que el estilo de aprendizaje alude a preferencias.

De acuerdo con Dunn, Beaudry y Klavas (1989), existen cuatro dimensiones para el estudio de los estilos de aprendizaje: cognitiva, afectiva, fisiológica y psicológica. La primera se refiere al estilo cognitivo de aprendizaje que tiene que ver con los hábitos de procesamiento de información y representa la forma típica en que el sujeto percibe, piensa, soluciona problemas, recuerda y se relaciona con otros. La segunda dimensión involucra aspectos de personalidad, como ansiedad, frustración, atención, emoción, motivación, incentivo, curiosidad y fastidio. La tercera describe características de aprendizaje relacionadas con conductas del cuerpo humano; son modos de respuesta basados en cuestiones biológicas relacionados con diferencias sexuales, nutrición y salud personal, así como reacciones al medio ambiente físico; este estilo está relacionado con el sentido que más se utiliza para aprender (audición, visión, o movimiento). La última dimensión analiza la manera en que la fuerza interna y la individualidad afectan el aprendizaje del individuo.

Sadler-Smith (1997) también hace una categorización de la forma en que se estudian los estilos de aprendizaje y algunos de los autores que se ubican en cada categoría: elementos cognitivos de la personalidad (Witkin y Goodenough [1981]; Witkin, Moore, Goodenough y Cox [1977]; Riding y Cheema [1991]), procesamiento de la información (Kolb [1984]; Honey y Mumford [1992]), aproximaciones al estudio (Entwistle y Tait [1994]) y preferencias instruccionales (Riechmann y Grasha [1974]).

Los elementos cognitivos se refieren a la preferencia por la independencia o dependencia de campo. El procesamiento de la información está relacionado con el modelo de Kolb (1984) sobre el ciclo de aprendizaje experiencial y sus estilos de aprendizaje asociados (con-

vergente, divergente, acomodador y asimilador), o los estilos activo, reflexivo, teórico y pragmático sugeridos por Honey y Mumford (1992). Las aproximaciones al estudio tratan el estilo de aprendizaje como las funciones y procesos que se pueden ubicar en un punto intermedio entre las preferencias cognitivas e instruccionales, y, por último, las preferencias instruccionales son evaluadas por inventarios como el de Riechmann y Grasha (1974) y Grasha y Yangarber-Hicks (2000), que miden tres dimensiones bipolares (dependiente vs. independiente, participativo vs. no participativo y colaborativo vs. competitivo)

Hay actualmente una gran diversidad de elementos considerados como pruebas de los estilos de aprendizaje que utilizan modelos bipolares, aunque autores como Murray-Harvey (1994) sugieren modelos multidimensionales de los estilos de aprendizaje para acomodar todos los factores considerados en una forma holística.

Bokoros y Golsdtein (1992) han llevado a cabo análisis comparativos de distintos instrumentos de medición de los estilos de aprendizaje, como el indicador de tipos de Myers-Briggs (MBTI), el delineador de estilos de Gregorc (GSD), el indicador de estilo de decisión (DSI), el inventario de estilo de aprendizaje de Kolb (LSI) y el estilo de vida (LFS). Dichos autores concluyen que los cinco instrumentos convergen en tres dimensiones bipolares: introversión/extroversión, sensación/intuición y pensamiento/sentimiento. Lo anterior los lleva a proponer la simplificación de los instrumentos y a sugerir que las investigaciones deben centrarse en examinar las características en común entre las medidas psicológicas y sus implicaciones para los procesos psicológicos subyacentes, en lugar de continuar con la proliferación de instrumentos de limitada aplicación.

Si en realidad se piensa en proponer un sistema automático de educación a distancia utilizando la Internet, es necesario comprender que hay dos problemas a resolver cuando se habla de una enseñanza centrada en el estudiante. El primero es encontrar un sistema de diagnóstico que sobrepase las limitaciones de usar evaluaciones de estilos de aprendizaje y cognitivos de manera individual, ya que la mayoría de los inventarios utilizados para medir los estilos se yuxtaponen o dejan de lado lo que otros miden. Crear un sistema de diagnóstico de este tipo no implica desechar los que ya se tienen y elaborar otros nuevos. Más bien, se trata de instrumentar uno que aproveche el poder de clasificación que cada inventario ofrece. Un sistema de este tipo debe ser dinámico y capaz de aprehender las virtudes de uno y otros. Clasificadores de este tipo son hallados sobre todo en los sistemas de procesa-

miento paralelo conexionistas (paracomputadores, transputadores y redes neurales). Las redes neurales en particular son sistemas expertos que se han destacado por su poder de clasificación de perfiles psicológicos o de diagnóstico de enfermedad, en comparación con otros sistemas conexionistas y con respecto al uso de inventarios tradicionales. Por otra parte, se han publicado trabajos que apoyan una ligera superioridad de las redes neurales sobre las técnicas estadísticas en cuanto a su capacidad de predecir y clasificar (Garson, 1991; Huang y Lippman, 1987; Kay y Titterington, 2000; White, 1994).

Desde el punto de vista de la estadística multivariada, el proceso de reducción de datos y extracción de componentes para la clasificación ha mostrado que las redes neurales son una excelente herramienta estadística para estos propósitos (Hair, Anderson, Tatham y Black, 1998). La utilización de la tecnología computacional para crear una red neural que clasifique los estilos facilitaría la tarea de aplicar varios inventarios, toda vez que estos se reducirían si se pudiera hallar un modelo de red neural que aprendiera a partir de las aplicaciones previas y predijera una gran cantidad de estilos sobre la base de unos cuantos inventarios. Sin embargo, no existe en la actualidad un estudio sobre la viabilidad de un proyecto de dicha magnitud.

Además, aun y cuando se demostrara que un sistema diagnóstico conexionista dinámico de estilos pudiera ser instrumentado, existe un segundo problema denominado “escalabilidad”. Aquí habría que determinar si dicho sistema sería escalable al uso masivo de índices y de casos de clasificación. Este tipo de problemas pertenece al ámbito de los problemas teóricos computacionales de clasificar un sistema como polinomial o no polinomial (Greenwood, 2001; Hemaspandra y Ogihara, 2002; Wegener, 2005).

Lo anterior es importante porque ciertos sistemas que trabajan eficientemente cuando la información a manejar es limitada, se comportan en forma ineficiente y costosa al aumentarse la demanda computacional del sistema.

A continuación, se desglosa evidencia empírica de que ambos problemas mencionados son aproximables en el ámbito de los estilos de aprendizaje.

MÉTODO

En el caso de los estilos cognitivos y de aprendizaje, una red neural puede ser entrenada creando vectores de entrada con los índices de clasificación de los estilos provenientes de una gran variedad de instrumentos al respecto, a fin de que dicha red se vuelva una experta en reconocer y asociar patrones de estilo de procesamiento de una gran variedad de individuos para que, basándose en dicha experiencia, pueda clasificar con mayor éxito el estilo correspondiente a un individuo, con el consiguiente ahorro posterior que significa el que, en la etapa de prueba de identificación de estilo, sólo baste con presentar algunos de los índices utilizados para que den una solución correcta. Lo anterior tiene la ventaja de que un individuo que usa una plataforma en línea únicamente tendrá que contestar algunas preguntas para que la red neural pueda clasificar su estilo cognitivo y de aprendizaje con un alto grado de exactitud.

Las Figuras 1 y 2 muestran la arquitectura de dicha red.

Figura 1. Red neural utilizada en el estudio para clasificar estilos de aprendizaje. Abajo a la izquierda, la figura muestra el sistema de entrada (binario); arriba a la izquierda, la capa intermedia; arriba a la derecha, la capa de salida, y abajo a la derecha, la capa de comparación entre lo deseado y lo que se obtiene. El error se retropropaga hacia atrás para ajustar los pesos de asociación entre capas a través de un algoritmo de aprendizaje MOM (minimización de errores al cuadrado).

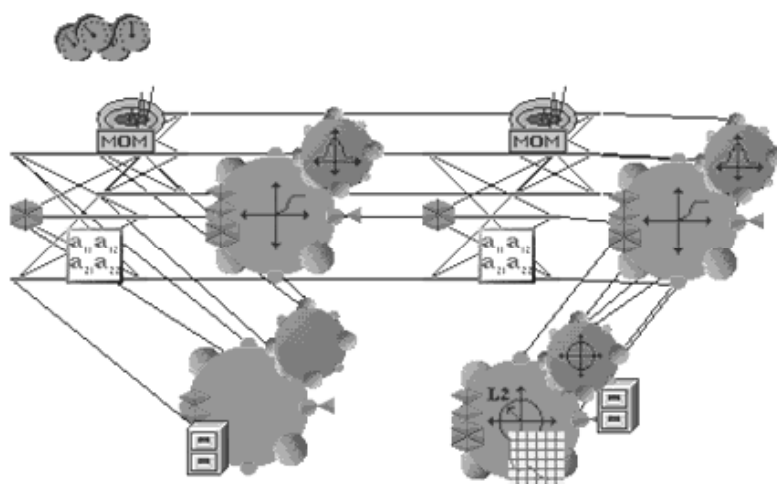
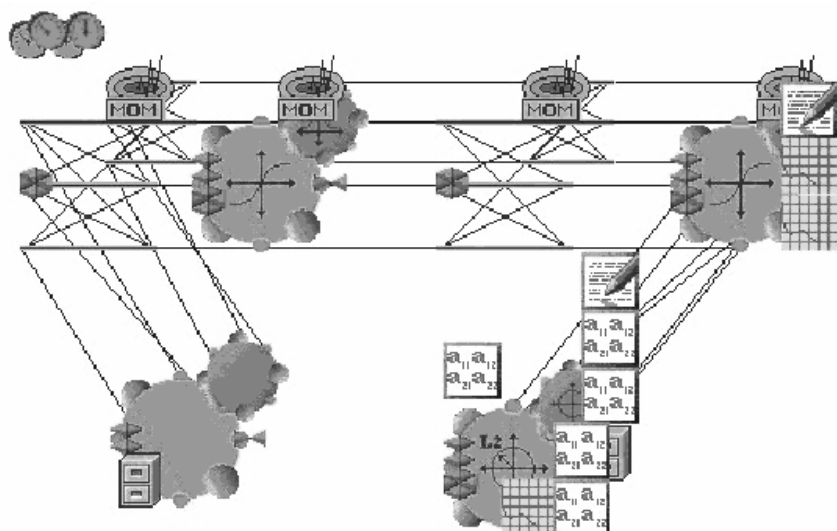


Figura 2. Segunda red neural utilizada en el estudio para clasificar estilos de aprendizaje. La figura muestra, abajo a la izquierda, el sistema de entrada (numérico); arriba a la izquierda, la capa intermedia; arriba a la derecha, la capa de salida, y abajo a la derecha, la capa de comparación entre lo deseado y lo que se obtiene. El error se retropropaga hacia atrás para ajustar los pesos de asociación entre capas a través de un algoritmo de aprendizaje MOM (minimización de errores al cuadrado).



Participantes

Para la construcción de la red neural participaron 67 estudiantes de la Facultad de Psicología de la Universidad Autónoma de Nuevo León, a quienes se aplicaron cinco inventarios de estilos cognitivos y de aprendizaje. La población se constituyó de 50% de estudiantes de maestría, 30% de licenciatura y 20% de doctorado. El 55% de los participantes estuvo constituido por mujeres.

Instrumentos

Para construir la red neural se utilizó el software Neurosolution 4 (red neural gráfica), que permite utilizar un categorizador para extraer los factores de los estilos cognitivos y de aprendizaje y predecir con distintos márgenes de error. Para medir los estilos cognitivos y de aprendizaje se utilizaron los siguientes inventarios:

Gregorc. El delineador de estilos de Gregorc consta de 15 preguntas con cuatro incisos cada una; mide los estilos concreto secuencial, abstracto secuencial, abstracto al azar y concreto al azar.

Kolb LSI. Utiliza 48 preguntas que se califican del 4 al 1 en función de qué tanto se asemejan a cómo es uno, y asimismo mide los estilos acomodador, divergente, asimilador y convergente.

Felder ILS. Instrumento con 44 preguntas con dos opciones de respuesta; mide los estilos activo-reflexivo, sensitivo-intuitivo, visual-verbal y secuencial-global.

Grasha. Utiliza 60 preguntas con dos opciones de respuesta; mide los estilos independiente-apático, colaborador-dependiente y competitivo-participativo.

Keirsey. Utiliza 70 preguntas con dos opciones de respuesta; mide los estilos extrovertido-introvertido, intuitivo-sensitivo, pensamiento-sentimiento y juicio-percepción, a la vez que proporciona un subtipo entre abstractos y concretos.

Las áreas y aspectos que miden los instrumentos anteriores se pueden observar en la siguiente matriz:

Autor	Teoría	Inventario	Procesamiento cognitivo	Percepción	Personalidad	Factores sociales
Gregorc	Preferencias de aprendizaje	Style Delineator	X			
Kolb	Estilos de aprendizaje	Learning Styles Inventory	X	X		
Felder	Estilos de aprendizaje	Index of Learning Styles	X	X		
Grasha	Estilos de interacción	GRSLSS			X	X
Keirsey	Temperamentos	Character Sorter	X	X	X	X

Procedimiento

Para construir la red neural, se estableció una etapa de aprendizaje de estilos y una etapa de prueba de reconocimiento de estilos. En la primera etapa se aplicaron los cinco inventarios a los participantes para obtener los índices de los diferentes estilos, y, después, se procedió a codificar los resultados de los inventarios en un vector por sujeto;

dicho vector tenía incluida la información del estilo del participante en las diferentes pruebas; esto es, hubo un vector de cinco índices de estilo, a razón de uno por cada inventario.

Se crearon dos redes neurales, una alimentada con los valores binarios de todos los puntajes obtenidos de los inventarios, incluidos los estilos principales, y una segunda red alimentada sólo con los valores numéricos de los estilos principales.

Por su parte, la primera red neural se instrumentó de la siguiente forma: Se construyó un sistema de tres capas de procesamiento, constituyéndose la primera capa de 175 elementos, la intermedia de 89 y la tercera de 175; la información se propagó de la entrada a la salida y retropropagó un error de aprendizaje hacia atrás con el propósito de lograr modificación sináptica que permitiera a la red converger en una solución ideal para el reconocimiento de estilos. La forma en cómo la red produce el error de reconocimiento ocurre a través de un comparador de la respuesta que da la red ante un estímulo contra una respuesta deseada. La regla de aprendizaje utilizada en la modificación sináptica fue mediante las constantes de aprendizaje de gradientes descendientes para minimizar error (NeuroDimensions, 2003). Para la construcción de la segunda red neural se utilizó el mismo procedimiento empleado en la primera, pero con diferencias en la cantidad de elementos, los cuales se redujeron a seis en las tres capas.

Una vez entrenadas las redes, se procedió a una etapa de prueba en la que se presentaron los estímulos para observar si las redes eran capaces de reconocer los estímulos aprendidos.

Para evaluar si la red era escalable, se procedió a presentar tres grupos de estímulos en cantidad creciente y a registrar el error de reconocimiento según el incremento de estímulos. Lo anterior se hizo para determinar si no era un *toy problem*, es decir, que sólo funcionara con cantidades pequeñas de demanda computacional.

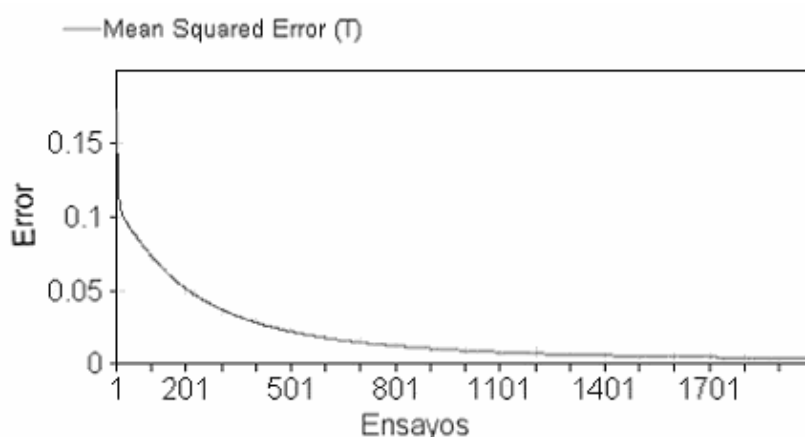
RESULTADOS

La Figura 3 muestra cómo la tasa de error de reconocimiento de la primera red, después de 2,000 presentaciones del grupo de estímulos, pasó de 0.16 a 0.0035, lo que indica que, al menos para cinco inventarios

de estilos, la red neural converge en una solución de reconocimiento de los índices de estilos y de todos los puntajes representados en cada vector de estímulo.

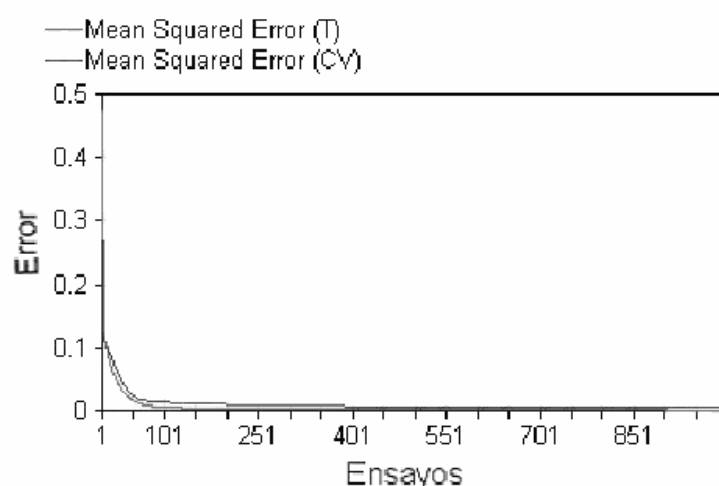
Figura 3. Error de reconocimiento de la primer red en la etapa de aprendizaje sobre los índices de estilos de aprendizaje de los estudiantes.

249



La Figura 4 muestra los resultados producidos por la segunda red después de 1,000 ensayos con estímulos numéricos (no codificados a binario) de seis categorías principales de estilos; la red produce una tasa de error de 0.0014 al converger en una solución. Se observa que el problema de reconocimiento también converge en una solución.

Figura 4. Error de reconocimiento de la segunda red neural.



La Tabla 1 muestra las diferencias en error entre los estilos predichos por la segunda red y los que realmente obtuvieron los sujetos. Es importante mencionar aquí que la arquitectura de la red requiere una mayor cantidad de casos para mejorar el nivel de exactitud de la predicción.

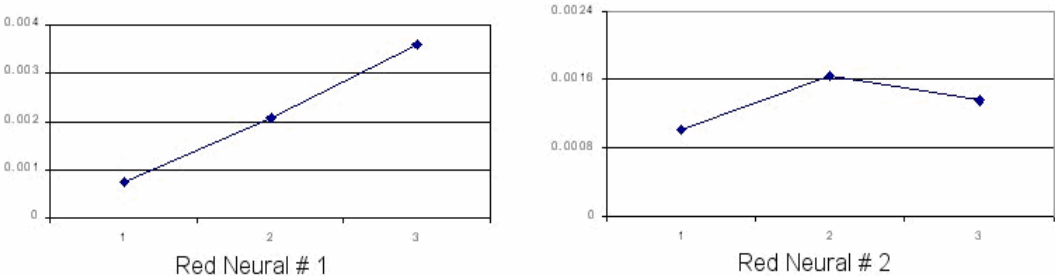
Tabla 1. Resultados de la segunda red entre la predicción y lo real para diferentes pruebas de estilos de aprendizaje.

Out KE	Des KE	Out T1	Des T1	Out TF	Des TF	Out TG	Des TG	Out TK	Des TK	Out TGA	Des TGA
6	6	3	3	4	5	7	7	1	2	2	2
10	9	2	2	14	13	3	3	2	2	5	5
6	5	3	4	17	17	2	2	1	1	2	2
6	6	3	3	15	14	5	5	3	3	5	5
3	3	2	2	10	10	5	5	3	3	2	2
6	6	3	3	2	2	3	3	3	3	2	2
2	2	1	1	20	20	4	5	1	1	2	2
10	11	3	3	16	17	4	3	4	4	5	5
6	6	3	3	14	14	3	3	4	4	5	5
6	6	3	3	2	2	2	2	4	4	6	6
5	5	3	4	2	2	7	6	1	1	3	3
3	3	2	2	13	12	3	3	1	1	5	5

Out = Predicho; **Des** = Deseado; **KE** = Tipos de Keirsey; **T1** = Subclasificación Keirsey; **TF** = Tipos de Felder; **TG** = Tipos Gregorc; **TK** = Tipos Kolb; **TGA** = Tipos Grasha.

La Figura 5 muestra el comportamiento de las redes neurales después del análisis de escalamiento cuando se entrenaron con un tercio, dos tercios y la totalidad de los estímulos. Se observa un incremento polinomial del error en el caso de la primera y un mantenimiento en el caso de la segunda.

Figura 5. Error de reconocimiento de las dos redes cuando se entrenan con un tercio, dos tercios y el total de casos.



DISCUSIÓN

251

Los resultados obtenidos por los dos tipos de redes permiten concluir que los inventarios utilizados en este estudio para medir los estilos poseen características en común que pueden ser relacionadas, categorizadas y predichas por una red neuronal con márgenes de error del orden de 0.003 o 0.001, según el tipo de arquitectura utilizado. También es importante señalar que se puede reducir el nivel de error al incrementar la cantidad de neuronas en la capa intermedia. Lo anterior fue lo que se instrumentó en la segunda red. Si se realiza la misma operación en la primera red, se reduce el error a 0.001 a pesar de que la información que se introduce es diferente y superior en número a la de la segunda red.

El incremento polinomial del error en el caso de la primera y un mantenimiento en el caso de la segunda significan una demanda lineal de recursos computacional de poco costo; esto es, se evita un comportamiento exponencial y se coloca el problema de reconocer estilos de aprendizaje fuera de la categoría no polinomial. Lo anterior implica que un sistema clasificador de estilos utilizando una red neural podrá ser eficiente sin importar la cantidad de sujetos a los que se requiera predecir su estilo.

Estos resultados son de relevancia y utilidad práctica dentro del área de la educación a distancia asistida por plataformas de Internet. En específico, este tipo de redes neurales permite pensar en la posibilidad de poner en práctica un sistema de enseñanza virtual en función del estilo cognitivo y de aprendizaje del usuario. Por ejemplo, el sistema de enseñanza reconoce primero el estilo del estudiante, lo que a su vez hace posible modificar un diseño instruccional centrado en el alumno, facilitando así su aprendizaje. Mientras más estudiantes se utilicen en la etapa de entrenamiento de la red, ésta será mejor para clasificarlos y predecir su estilo. La clave radica en tener una cantidad masiva de ejemplares particulares de estilos en la etapa de aprendizaje en los niveles nacional e intercultural. El objetivo de ello sería que la red convergiera en un patrón de generalización a muestras masivas.

El sistema está en su fase de desarrollo actualmente y se planea realizar una aplicación de inventarios más extensa para mejorar sus capacidades predictivas. Asimismo, se están realizando estudios sobre la manera en que el aprendizaje significativo, medido en forma cognitiva, se relaciona con los estilos cognitivos y de aprendizaje. A este respecto, se sugiere que, antes de tener una conclusión definitiva

sobre la forma que se relaciona un estilo al aprendizaje significativo, es esencial determinar si existe un patrón de estilo general que se derive del uso de diferentes inventarios y modelos de estilos. De esta forma, el uso de una red neural se vuelve central ya que aprende por variedad de estilos y cantidad de ejemplares; mientras mayor sea el número de ambos, la pregunta de si existe un esquema general de estilo cognitivo podrá ser contestada. En particular, se puede ver si la inclusión de nuevos inventarios de estilos incrementa o deteriora el rendimiento predictivo de la red. Se asume que si la inclusión de un nuevo inventario evita dramáticamente que la red converja en una solución (error mínimo), entonces dicho inventario es incompatible con la variabilidad reportada por los otros inventarios. En otras palabras, no es compatible con un esquema general promovido por el resto de los autores considerados.

REFERENCIAS

- Allport, G.W. (1937). *Personality: a psychological interpretation*. New York: Holt & Co.
- Bartlett, F.C. (1932). *Remembering: a study in experimental and social psychology*. Cambridge, MA: Cambridge University Press.
- Bokoros, M.A. y Golsdtein, M.B. (1992). Common factors in five measures of cognitive styles. *Current Psychology*, 11(2), 99-110.
- Dunn, R., Beaudry, J. y Klavas, A. (1989). Survey of research on learning styles. *Educational Leadership*, 46, 50-58.
- Dunn, R. y Dunn, K. (1992). *Teaching elementary students through their individual learning styles*. Boston: Allyn & Bacon.
- Dunn, R. y Dunn, K. (1993). *Teaching secondary students through their individual learning styles: Practical approaches for grades 7-12*. Boston: Allyn & Bacon.
- Dunn, R. y Dunn, K. (1999). *The complete guide to the learning styles in service system*. Boston: Allyn & Bacon.
- Entwistle, N.J. y Tait, H. (1994). *The revised approaches to studying inventory*. Edinburgh: Centre for Research into Learning and Instruction of the University of Edinburgh.
- Garson, G.D. (1991). A comparison of neural network and expert systems algorithms with common multivariate procedures for analysis of social science data. *Social Science Computer Review*, 9, 399-434.
- Grasha, A.F. y Yangarber-Hicks, N. (2000). Integrating teaching styles and learning styles with instructional technology. *College Teaching*, 48, 2-12.

- Greenwood, G.W. (2001). Finding solutions to NP problems: Philosophical differences between quantum and evolutionary search algorithms. *Proceedings CEC2001*, 815-822.
- Grigerenko, E.L. y Sternberg, R.J. (1995). Thinking styles. En D.H. Saklofske y M. Zeidner (Eds): *International Handbook of Personality and Intelligence* (pp. 205-230). New York: Plenum Press.
- Hair, J.F., Anderson, R.E., Tatham, R.L. y Black, W.C. (1998). *Multivariate data analysis*. (5th ed.). New Jersey: Prentice Hall.
- Hemaspandra, L.A. y Ogihara, M. (2002). *The complexity theory companion*. New York: Springer-Verlag.
- Honey, P. y Mumford, A. (1992). *The Manual of Learning Styles*. Maidenhead, UK: Peter Honey.
- Huang, W.Y. y Lippmann, R.P. (1987). Comparisons between neural nets and conventional classifiers. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, I, 485-494.
- James, W. (1890). *The Principles of Psychology*, vol. 2. London: MacMillan.
- Kay, J. W. y Titterington, D. M. (2000). *Statistics and neural networks: Recent advances at the interface*. Oxford: Oxford University Press.
- Kiely, M.L. (2005). Meta-analysis of experimental research based on the Dunn and Dunn model. *The Journal of Educational Research*, 98(3), 176-184.
- Kolb, D.A. (1984). *Experiential learning*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Kolb, A.Y. y Kolb, D.A. (2005). Learning styles and learning spaces: Enhancing learning in higher education. *Academy of Management Learning and Education*, 4(2), 193-212.
- López R., E.O. (2001). La variabilidad cognitiva humana: un enfoque cognitivo de las diferentes formas de inteligencia, emoción y aprendizaje en los individuos. En: E. O. López R. (Ed.): *Los procesos cognitivos en la enseñanza y el aprendizaje: El caso de la psicología cognitiva en el aula escolar*. México: Trillas.
- Martinsen, O. (1994). *Cognitive style and insight*. Ph.D. thesis. Bergen (Norway): Faculty of Psychology.
- Moore, M.G. y Anderson. W. (2003). *Handbook of distance education*. Chicago: Lawrence Erlbaum Associates.
- Murray-Harvey, R. (1994). Learning styles and approaches to learning: Distinguishing between concepts and instruments. *British Journal of Educational Psychology*, 64, 373-388.
- NeuroDimensions (2003, Febrero). *Neurosolutions versión 4.30* [Documento www]. Disponible en línea: <http://www.nd.com>.
- Rayner, S. y Riding, R. (1997). Towards a categorization of cognitive styles and learning styles. *Educational Psychology*, 17(1-2), 5-24.

- Riding, R.J. y Cheema, I. (1991). Cognitive styles-an overview and integration. *Educational Psychology*, (11), 193-215.
- Riechmann, S.W. y Grasha, A.F. (1974). A rational approach to developing and assessing the construct validity of a student learning styles scale instrument. *Journal of Psychology*, 87, 213-223.
- Sadler-Smith, E. (1997). Learning style: Frameworks and instruments. *Educational Psychology*, 17(1-2), 51-64.
- Terrell, S. T. (2005). Supporting different learning styles in an online learning environment: Does it really matter in the long run? *Online Journal of Distance Learning Administration*, 8(2) [Documento www]. Disponible en línea: <http://www.westga.edu/~distance/ojdla/summer82/terrell82.htm>
- Vernon, P.E. (1973). Multivariate approaches to the study of cognitive styles. En J. R. Royce (Ed.): *Multivariate analysis and psychological theory* (pp. 125-148). London: Academic Press.
- Wegener, I. (2005). *Complexity theory*. New York: Springer Verlag.
- White, H. (1994). Parametric statistical estimation with artificial neural networks. En P. Smolensky, M. C. Mozer y D.E. Rumelhart (Eds.): *Mathematical perspectives on neural networks*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Witkin, H.A. y Goodenough, D.R. (1981). *Cognitive styles: Essence and origins*. New York: International Universities Press.
- Witkin, H.A., Moore, C.A., Goodenough, D.R. y Cox, P.W. (1977). Field-dependent and field-independent cognitive styles and their educational implications. *Review of Educational Research*, 47, 1-64.