



DESARROLLO DE UNA COMPUTADORA OPTO-ELECTRONICA PARA EL RECONOCIMIENTO DE PATRONES BIDIMENSIONALES POR TECNICAS NEUROCOMPUTACIONALES

W.W. Mayol Cuevas (UNAM) & E. Gómez Ramírez

Universidad La Salle
Laboratorio del Centro de Investigación

RESUMEN

El estudio de arquitecturas ópticas, en años recientes ha mostrado a éstas con claras ventajas sobre las arquitecturas convencionales (V.Newman), por características inherentes como son: procesamiento en paralelo, masiva interconectividad, entre otras; mismas que son comunes en sistemas o modelos como las redes neuronales, siendo entonces permisible una combinación de ambas ideas, consiguiendo un aumento significativo en sus cualidades. Se presenta el desarrollo e implementación de una neurocomputadora optoelectrónica con características asociativas para el reconocimiento de patrones en dos dimensiones, tanto en su simulación por computadora como su implementación física.

INTRODUCCION

La necesidad de encontrar formas más eficientes para resolver cierto tipo de tareas que involucren gran manejo de información, como el reconocimiento de patrones (Awwal, 1988), procesamiento de imágenes, etc., ha provocado la búsqueda de nuevas técnicas en orden de acelerar el procesamiento de datos; resaltando arquitecturas que si bien no eran del todo desconocidas -como es la computación óptica-, en años recientes han sido trabajadas con mayor intensidad.

La computación óptica consiste esencialmente en la manipulación de fotones en procesos semejantes a un manejo digital o analógico, obteniendo un incremento substancial en la velocidad con que se procesa; a su vez, tiene características inherentes que le dan su ventaja sobre las técnicas tradicionales (Ichioka, 1984):

- Por la naturaleza del fotón, tecnológicamente es más fácil el procesamiento en paralelo, que en arquitecturas con manejo de electrones.



- Los fotones en espacio libre tienen un comportamiento "homogéneo" y en cierta medida ordenado, a diferencia de los electrones que en estas condiciones provocan ciertas dificultades.

- La computación electrónica, está llegando a ciertos límites en su miniaturización, en tanto que en computación óptica se está todavía lejos de límites impuestos por la interacción del fotón.

- En ciertos casos (como los presentados en este trabajo), la misma arquitectura de procesamiento, es utilizable tanto para procesamiento de señales digitales como analógicas.

Por otro lado, las redes neuronales (o redes conexionistas), han presentado un gran potencial en tareas como el reconocimiento y clasificación de patrones; este tipo de modelos, consisten en bloques altamente interconectados, que realizan procesamiento de información mediante elementos simples (Rayón, 1990)(Lippman, 1984).

La interconexión masiva y la capacidad de la computación óptica de trabajar en paralelo, son las ventajas principales de este tipo de arquitectura, que son empleadas por modelos como las redes neuronales, lo que permite que dicha combinación aumente significativamente cualidades en ambos (Xiang, 1990)(Francis, 1990, 1991).

DESCRIPCION

En este trabajo se presenta la construcción de una red neuronal óptica de 64 nodos (8x8) con memorias auto y heteroasociativas (unidireccionales y bidireccionales) así como clasificadores de patrones (caracteres) en dos dimensiones.

La arquitectura de la red se divide en tres partes: patrón de entrada, matriz de interconexión de pesos (MIP) y matriz de fotosensores. (fig. 1)

PATRON DE ENTRADA

El modelo consiste esencialmente en presentar un patrón de entrada mediante una matriz de led's de 8x8 (fuente de luz coherente) y multiplicarlo por medio de métodos ópticos por la matriz de interconexión de pesos correspondiente (MIP), el resultado de esta operación para algunos casos, se retroalimenta consiguiendo así las iteraciones necesarias.

Como se observa en la fig. 1 del patrón de entrada representado en una matriz de led's de 8x8 es controlado por medio de una computadora PC y un circuito electrónico diseñado especialmente para guardar los diferentes patrones. La información a representar es enviada

por el puerto paralelo utilizando únicamente 6 bits de la siguiente forma:

BITS	FUNCION
2-5	información
1	reloj
6	clear

El diseño de este circuito fue hecho de manera que se pudiera configurar a un mayor número de neuronas (patrones de entrada) utilizando únicamente los mismos 6 bits.

Con el bit de reloj se selecciona el grupo de leds (grupos de 4 leds) a los cuales se envía la información. En la figura 2 se puede observar el diagrama del circuito

La mecánica de procesamiento, se basa en la técnica conocida como shadow-casting (distribución de sombras), que dependiendo de los estados existentes en las entradas y en la MIP, se obtienen resultados en intensidades de luz en la matriz de fotosensores, que serán discriminados por un umbral predeterminado para establecer el resultado, que en ciertos casos será entregado como una nueva entrada al sistema.

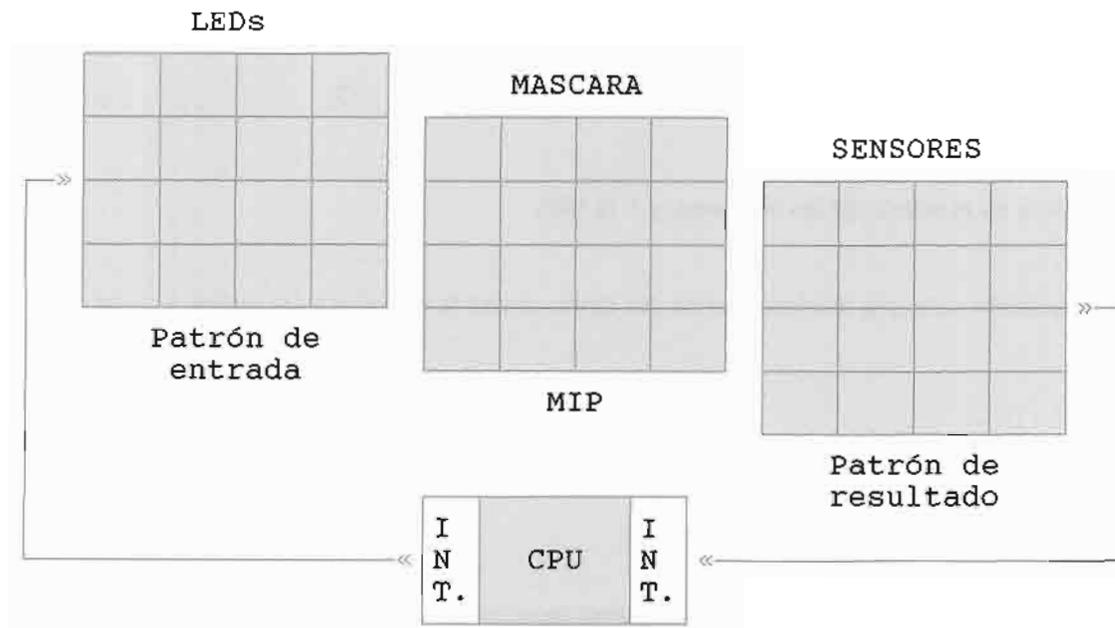


Fig.1. Red neuronal óptica (híbrida), con arreglo de LED's.



El estado de cada neurona, puede ser expresado por la siguiente ecuación:

$$v_i(n+1) = f \left[\sum_{j=1}^N T_{ij} v_j(n) \right], \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

Donde v_i es el estado de la i -ésima neurona, n es la n -ésima iteración, T_{ij} representa la conexión existente entre las neuronas i y j , y f es un operador no-lineal.

Como ejemplo, si las neuronas operan como una función de umbral, f puede describirse como:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq t \\ -1 & x < t \end{cases} \quad (2)$$

donde: t es el valor de umbral.

Nótese que el operador funcional de la ecuación (1) es un operador que depende del producto de la MIP por un vector que puede ser expresado para una dimensión como:

$$V(n+1) = f[TV(n)] \quad (3)$$

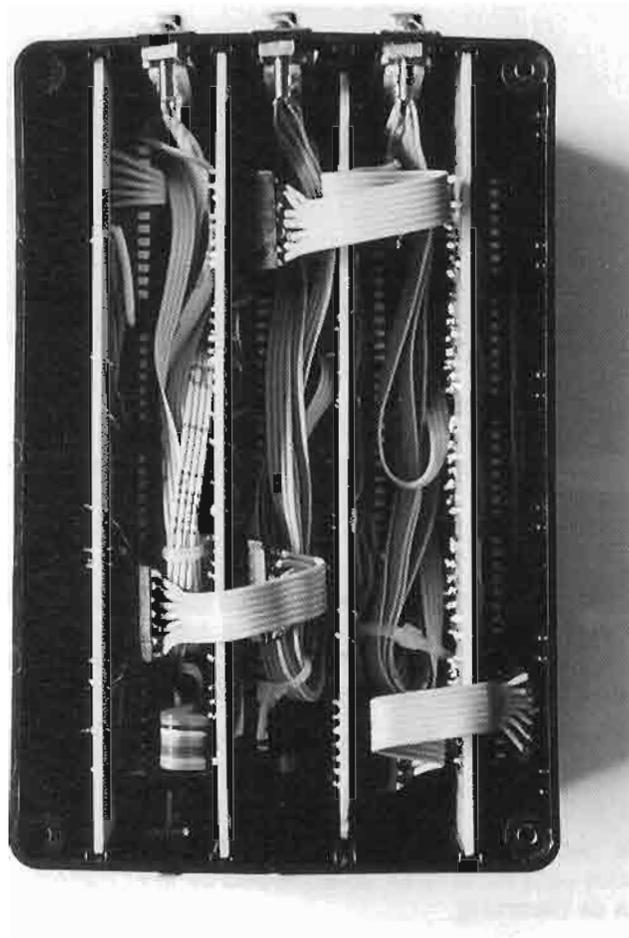
donde V es el estado de las neuronas, y T la MIP.

La ecuación para una red neuronal de dos dimensiones $N \times N$ puede ser definida como:

$$v_{ik}(n+1) = f \left[\sum_{l=1}^N \sum_{j=1}^N T_{lkij} v_{lj}(n) \right] \quad (4)$$

Donde v_{ik} representa el estado de la ik -ésima neurona en un espacio de $N \times N$ y T_{lkij} es una MIP de cuatro dimensiones que puede ser dividida en un arreglo de submatrices de dos dimensiones $T_{11ij}, T_{12ij}, \dots, T_{lkij}$, en donde cada una de estas submatrices, tiene un tamaño de $N \times N$.

Fig. 2. Interface controladora de la matriz de LEDs, via PC.





MATRIZ DE INTERCONEXION DE PESOS (MIP)

La matriz de interconexión de pesos, es aquella que se encuentra entre la matriz de entrada (o de LEDs) y la matriz de resultados (o sensores). La MIP posee los estados de los pesos de la red (en este caso se trabajaron estados binarios); como se explica en la ec.(4), la MIP es una matriz dividida en subceldas (fig. 3).

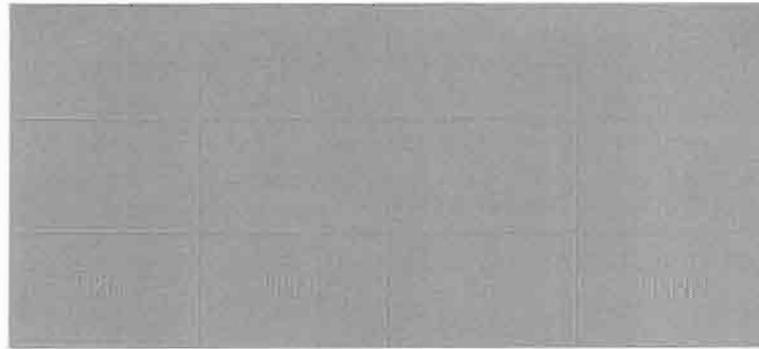


Fig. 3. Formato de una MIP de cuatro dimensiones dividida en subceldas.

Los estados que contiene la MIP son aquéllos que serán multiplicados por las entradas; cada nodo o LED de entrada, multiplica (ilumina) a toda la MIP, he aquí, como es que se representan las interconexiones en computación óptica, y nótese que el tamaño de la matriz no es relevante en la velocidad con que se procesa, puesto que esto se lleva a cabo en paralelo.

La forma de generar la MIP depende del algoritmo con que se esté trabajando. Se presentan dos métodos para dicha tarea: a) el modelo de Inter Pattern Association (IPA), y b) el método por distancia de Hamming.

a) Modelo de IPA:

Este método para generar la MIP, consiste en evaluar la relación de "píxeles" de las entradas y salidas deseadas v.g. Tab. 1 y 2, aplicando las ecuaciones correspondientes.



$$k_{ij} = \sum_{l=1}^M (D_{i,l} P'_{l,j}) \quad (7)$$

Donde d_i y d'_j son el número de patrones que poseen estado "1" en la i -ésima y j -ésima neurona de salida y entrada respectivamente. Nótese que en la ec.(5) y ec.(6), d_i y d'_j , se determinan sumando los elementos de la columna correspondiente de las tablas de relación (Tab. 1 y 2).

Entonces, la MIP se construye bajo los siguientes condicionales para K_{ij} ec.(7) :

- 1.- Si $K_{ij} = d_j$, la subcelda valdrá "1"
- 2.- Si $0 < K_{ij} < d_j$, la subcelda valdrá "0"
- 3.- Si $K_{ij} = 0$, $d_i \neq 0$ y $d'_j \neq 0$, la subcelda valdrá "-1"

En la fig. 5 se presenta un ejemplo de construcción de la MIP, para los patrones de la fig. 4, bajo el método de IPA.

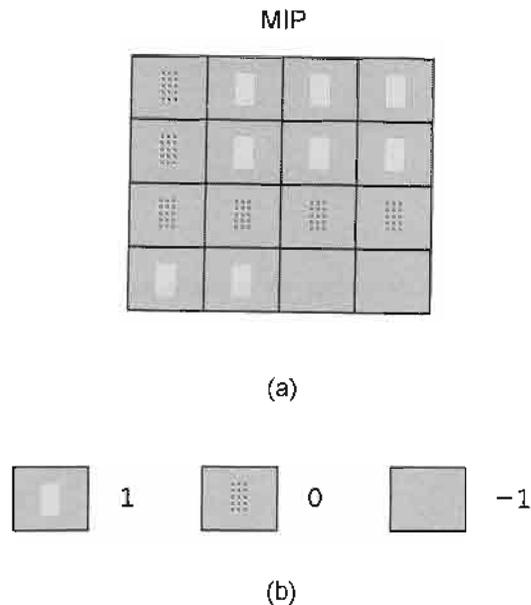


Fig. 5. Construcción de la MIP bajo el método de IPA, para tres estados. a) MIP heteroasociativa unidireccional. b) estados.

b) Método por distancia de Hamming:

Este método consiste en una red clasificadora, que mediante la distancia de Hamming, se obtiene que tan parecido es un patrón con respecto a otro. El método de codificación empleado es el binario, como se muestra en la figura 3 y un ejemplo de codificación es el que se muestra en la fig. 4.

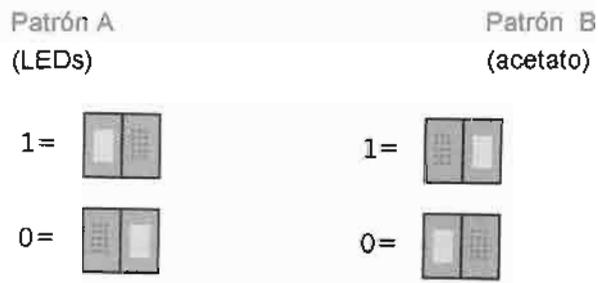


Fig. 5 Forma de codificar patrones binarios para obtener la distancia de Hamming existente entre ellos. =encendido/transparente y =apagado/opaco.

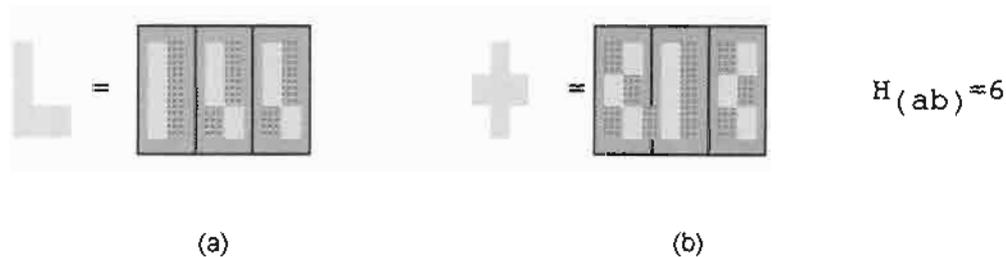


Fig.6 Ejemplo de obtención de la distancia de Hamming entre dos matrices. a)Patrón A codificado. b)Patrón B codificado. =encendido/transparente y =apagado/opaco.

Una vez dispuestos los dos patrones interactuantes en los LEDs y en el acetato, codificados adecuadamente, el resultado será entregado en el punto central de la matriz resultante, dado por la ec.(8).

$$z = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{ij} \quad (8)$$

Donde z es el resultado de la operación de distancia de Hamming, con valores enteros de 0 hasta n (número de elementos de la matriz de LEDs), donde 0 significa que no existe diferencia entre los patrones y cada número entero en intensidades de luz, es aproximadamente



la intensidad de un LED encendido con el que se esté trabajando; a_{ij} y b_{ij} son los estados binarios existentes en la matriz de LEDs (patrón A) y en el acetato (patrón B) respectivamente.

Para generar una red clasificadora de patrones en dos dimensiones, se colocan codificados en el acetato (MIP) los patrones deseados, siguiendo el mismo esquema que en la fig.3, y si se aplicano diferentes umbrales a las intensidades recibidas, se obtiene a que ceida de la MIP pertenece el patrón dado en la matriz de LEDs.

MATRIZ DE FOTOSENSORES

Una vez que se realizan las operaciones de forma óptica, los resultados que se obtienen, son intensidades de luz que están en relación con los estados existentes en el patrón de entrada y la MIP; y que indican la coincidencia entre estas matrices. Estas intensidades deben de ser discriminadas para obtener el resultado final, esto se lleva a cabo mediante fotosensores, que poseen un umbral predeterminado. Estos datos se envían a la computadora, como valores discretos (1, 0), para su posterior procesamiento, que de acuerdo con la arquitectura podrían ser entregados a la matriz de LEDs como nuevo patrón de entrada.

RESULTADOS

A continuación se presentan algunos ejemplos de los resultados obtenidos:

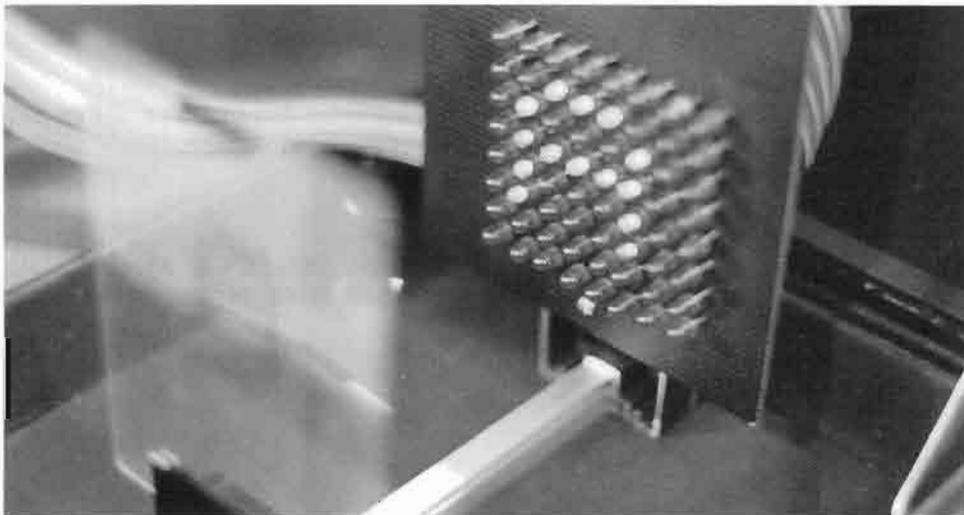
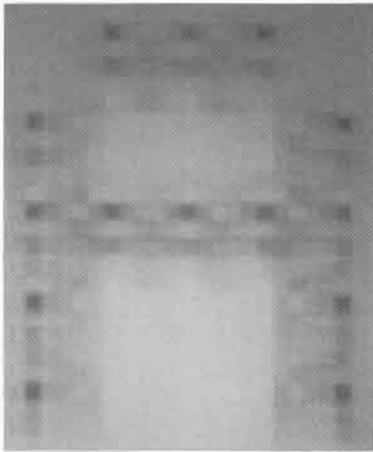
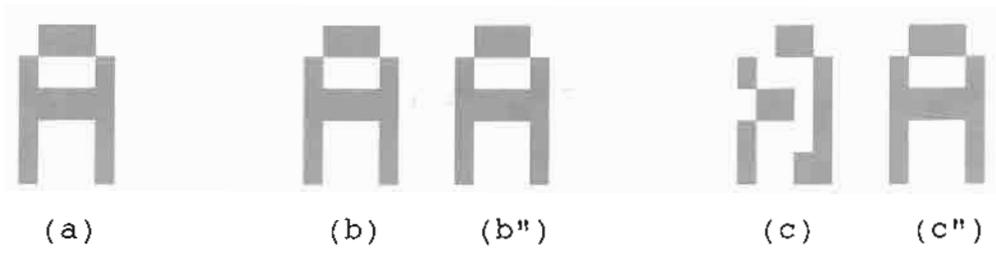
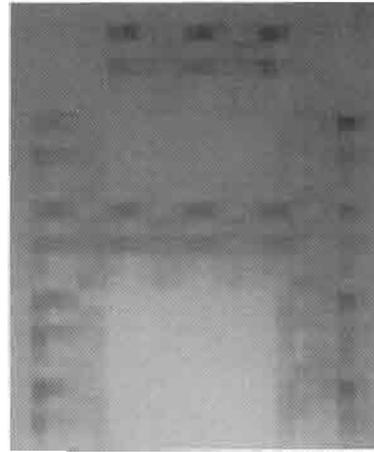


Foto 1 Red neuronal óptica de 64 neuronas (8X8).

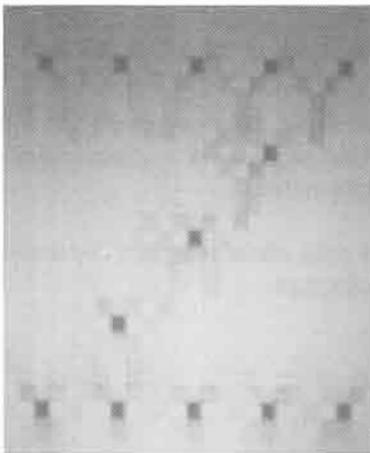
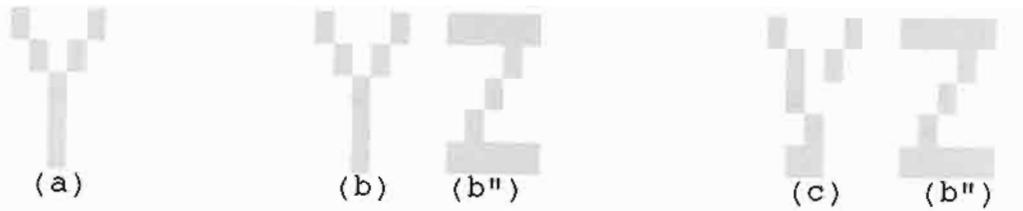


(b)



(c)

Fot. 2 MIP auto-asociativa. a) Patrón almacenado. b, b' y b'') entrada sin distorsión, interpaso y salida. c, c' y c'') entrada con distorsión, interpaso y salida.

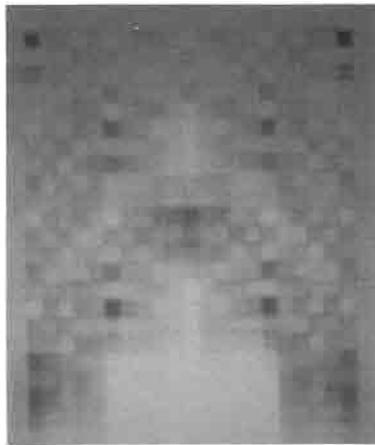
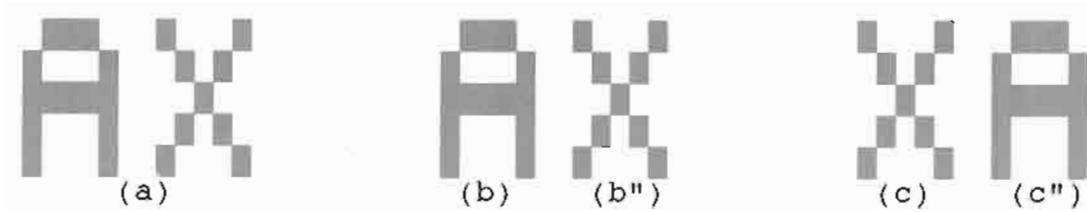


(b)

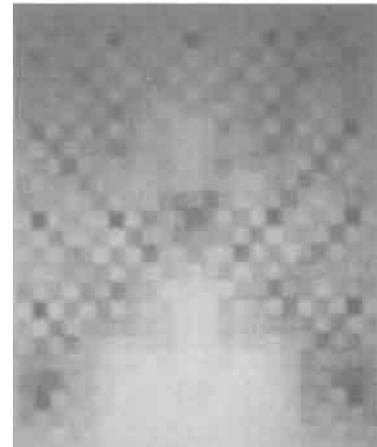


(c)

Fot. 3 MIP hetero asociativa unidireccional. a) patrón asociado con "z". b, b' y b'') entrada sin distorsión, interpaso y salida. c, c' y c'') entrada con distorsión, interpaso y salida.



(b')



(c')

Fot. 4 MIP hetero asociativa bidireccional. a) patrones almacenados. b,b' y b'') entrada, interpaso y salida. c, c' y c'') entrada, interpaso y salida.

CONCLUSIONES

Las técnicas de computación óptica, por sus características, principalmente velocidad y procesamiento en paralelo con gran cantidad de información, propicia la implementación de modelos como las redes neuronales, obteniendo ventajas significativas.

La búsqueda de métodos de codificación y algoritmos más eficientes para el paralelismo en óptica, mejorará las implementaciones en este tipo de arquitectura.

BIBLIOGRAFIA

- 1.- Lipman P. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Magazine. 1987.
- 2.- Ichioka Y.& Tanida J. Optical parallel logic gates using a shadow-casting system for optical digital computing. IEEE, Vol. 72 No.7. 1984.
- 3.- Francis T.,Taiwei L.& Xiangyang Y. Optical implementation of hetero association neural network with inter-pattern association model. Int. Journal of Optical Computing. 1990.
- 4.- Francis T. Taiwei L. & Xiang Y. Optical neural network with pocket sized liquid crystal televisions. Optical Society of America. 1990.
- 5.- Francis T. Taiwei L. Space-time sharing optical neural network. Optical Society of America. 1991.
- 6.- Xiang Y. Taiwei L.& Francis T. Compact optical neural network using cascaded liquid crystal television. Applied Optics. 1990.
- 7.- Figueroa J. Programa de investigación en computación óptica. Simposium Nacional de Computación: Tendencias de la computación en la década de los 90. IPN-CNC. 1991.
- 8.- Brenner K.,Huang A.& Streibl N. Digital optical computing with symbolic substitution. Applied Optics. 1986.
- 9.- Awwal A. & Karim M. Edge detection using polarization encoded optical shadow casting. Microwave and Optical Technology Letters.1988.
- 10.- González H.,Gómez E., et al. Neuromex II: una neurocomputadora experimental. MEXICON 89. 1989.
- 11.- Rayón P.& Gómez E. Construcción y análisis experimental de un nodo neuronal.XXXIII Congreso Nal. de Física. 1990.
- 12.- Gómez E. & Martínez G. Construcción de una neurocomputadora utilizando microcontroladores. XXXIV Congreso Nal. de Física. 1991.
- 13.- Wolfe, A. Optical computing is beginning to take on the glow of reality.Electronics Week, June 10. 1985.