

# Modelo simplificado de CNN para el rápido procesamiento de imágenes binarias en estructuras programables

J. Ezequiel Molinar Solis, Felipe Gómez Castañeda,  
José A. Moreno Cadenas.  
Departamento de Ingeniería Eléctrica, Sección de  
Electrónica del Estado Sólido. Laboratorio de  
Sistemas VLSI CINVESTAV-IPN

## Resumen

En este artículo, se propone un modelo simplificado de CNN para imágenes binarias orientado a un sistema en tecnología VLSI que permite reducir el número de transistores utilizados por neurona en CNN programables, y por lo tanto, mejorar notablemente el tiempo de respuesta del sistema. Además del modelo, se presenta el diseño geométrico de un circuito integrado de 4x4 neuronas sobre tecnología CMOS de 1.2  $\mu$ m, así como algunos de los resultados de las simulaciones en PSpice en la ejecución de 4 tareas de procesamiento: removedor de ruido, detector de conectividad global, detector de bordes y extractor de sombras.

**Palabras clave:** red neuronal celular, mascarillas.

## 1. Introducción

Las *redes neuronales celulares* (CNN) han sido materia de estudio en los últimos años debido a su gran potencial de procesamiento en tiempo real. Su desarrollo en circuitos integrados ha sido posible debido a su estructura regular y sus conexiones limitadas a un "vecindario" definido, lo cual permite facilitar el enrutamiento entre neuronas y optimizar el área de silicio requerida. Sin embargo, en la actualidad no ha sido posible integrar arreglos neuronales grandes que permitan resolver problemas reales de visión: Con el propósito de superar este problema e integrar el mayor número de neuronas posible en un mismo circuito integrado, han existido propuestas que modifican la teoría original CNN propuesta por L. O. Chua y L. Yang [1], que permiten mejorar y facilitar la implementación de éstas en circuitos VLSI, tales como el caso del modelo de Rango Completo (*full signal range*) propuesto por Rodríguez-Vázquez *et al.* [2] y el recientemente propuesto por Paasio *et al.* [3].

En este artículo, se presenta un nuevo modelo de CNN capaz ejecutar diferentes tareas de procesamiento en imágenes binarias, el cual explota las características que estas tareas presentan de separabilidad lineal. El modelo permite realizar una neurona CNN con aproximadamente 50 transistores (casi la mitad que la reportada en [4]), en donde a diferencia de [5], absolutamente todas las señales son unipolares. El artículo está organizado de la manera siguiente: En la sección 2 se presenta el fundamento teórico del modelo. En la sección 3, el diseño eléctrico y geométrico (*layout*) de una neurona, y finalmente en la sección 4 se muestran algunos resultados de las simulaciones, así como en la sección 5 las conclusiones.

## 2. Fundamento teórico del modelo.

### 2.1 Tareas de procesamiento para imágenes binarias linealmente separables.

Desde su invención en 1988, muchos métodos de diseño y aprendizaje han sido propuestos para la CNN, de los cuales, la mayoría se enfoca a imágenes binarias. Particularmente en el trabajo presentado en [6], la técnica de diseño es reducida a resolver, mediante el método Simplex, un sistema de desigualdades lineales derivadas de unas consideraciones analíticas que involucran la condición inicial y de estado estable que estarán presentes en una neurona para cada tarea en particular. Si se toma en cuenta lo establecido como ec. (10) en [6]:

$$v_{k,l} = \begin{cases} v_{k,l}(0) = v_{k,l} & k = i, l = j \\ v_{k,l}(\infty) & k \neq i, l \neq j \end{cases} \quad (1)$$

el análisis de la dinámica de la neurona  $C(i,j)$  puede llevarse a cabo considerando que las salidas  $v_{k,l}$  y las entradas  $v_{u,v}$  de todas las demás neuronas  $C(k \neq i, l \neq j)$  del vecindario  $N_r(i,j)$  se encuentran en estado estable. Esta consideración puede ser válida si las salidas de las neuronas poseen una evolución monótona en el tiempo, esta característica la tienen la mayoría de las CNN para imágenes binarias a excepción de la tarea del detector de componentes conectados (CCD). Por lo que, considerando (1), puede hacerse un análisis sencillo de la variable de estado  $v_{xij}$  de la neurona  $C(i,j)$  (partiendo de la ecuación de estado normalizada) como se muestra a continuación:

$$\frac{dv_{xij}(t)}{dt} = -v_{xij}(t) + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} A(i,j;k,l)v_{k,l} + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} B(i,j;k,l)v_{u,v} + I_{ij} \quad (2)$$

esta ecuación puede ser reescrita como:

En este artículo, se presenta un nuevo modelo de CNN capaz ejecutar diferentes tareas de procesamiento en imágenes binarias, el cual explota las características que estas tareas presentan de separabilidad lineal. Este modelo permite realizar una neurona CNN con aproximadamente 50 transistores (casi la mitad que la reportada en [4]), en donde a diferencia de [5], absolutamente todas las señales son unipolares. El artículo está organizado de la manera siguiente: En la sección 2 se presenta el fundamento teórico del modelo. En la sección 3, el diseño eléctrico y geométrico (*layout*) de una neurona, y finalmente en la sección 4 se muestran algunos resultados de las simulaciones, así como en la sección 5 las conclusiones.

## 2. Fundamento teórico del modelo.

### 2.1 Tareas de procesamiento para imágenes binarias linealmente separables.

Desde su invención en 1988, muchos métodos de diseño y aprendizaje han sido propuestos para la CNN, de los cuales, la mayoría se enfoca a imágenes binarias. Particularmente en el trabajo presentado en [6], la técnica de diseño es reducida a resolver, mediante el método Simplex, un sistema de desigualdades lineales derivadas de unas consideraciones analíticas que involucran la condición inicial y de estado estable que estarán presentes en una neurona para cada tarea en particular. Si se toma en cuenta lo establecido como ec. (10) en [6]:

$$v_{k,l} = \begin{cases} v_{k,l}(0) = v_{k,l} & k = i, l = j \\ v_{k,l}(\infty) & k \neq i, l \neq j \end{cases} \quad (1)$$

el análisis de la dinámica de la neurona  $C(i,j)$  puede llevarse a cabo considerando que las salidas  $v_{k,l}$  y las entradas  $v_{ukl}$  de todas las demás neuronas  $C(k \neq i, l \neq j)$  del vecindario  $N_r(i,j)$  se encuentran en estado estable. Esta consideración puede ser válida si las salidas de las neuronas poseen una evolución monótonica en el tiempo, esta característica la tienen la mayoría de las CNN para imágenes binarias a excepción de la tarea del detector de componentes conectados (CCD). Por lo que, considerando (1), puede hacerse un análisis sencillo de la variable de estado  $v_{k,l}$  de la neurona  $C(i,j)$  (partiendo de la ecuación de estado normalizada) como se muestra a continuación:

$$\frac{dv_{k,l}(t)}{dt} = -v_{k,l}(t) + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} A(i,j:k,l)v_{k,l} + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} B(i,j:k,l)v_{ukl} + I_{ij} \quad (2)$$

esta ecuación puede ser reescrita como:

$$\frac{dv_{xij}}{dt} = -v_{xij} + a_o v_{yij} + k_1 \quad (3)$$

donde  $k_1$  está en la forma:

$$k_1 = \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)/C_y} A(k,l)v_{ykl} + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} B(i,j;k,l)v_{ukl} + I_{ij} \quad (4)$$

y por lo tanto siguiendo lo establecido en (1), sólo toma valores discretos.

La notación  $C(k,l) \in N_r(i,j)/C_y$  en (4), denota que se incluyen todas las neuronas del vecindario de  $C_y$  con excepción de ella misma, de tal forma que  $a_o$  en (3) es el elemento de la matriz de retroalimentación  $A(i,j;i,j)$  que corresponde a la salida de la neurona  $C_y$ . De ésta manera, las soluciones de la ecuación (3) para las dos regiones que componen la función de salida (*piecewise linear*) establecida para la CNN en [1], (figura 1 a)), esta dada por la siguiente tabla.

Tabla 1. Ecuación de estado y sus soluciones

Región	Ecuación de estado	Solución
$v_{yij} = v_{xij}$	$\frac{dv_{xij}}{dt} = -v_{xij} + a_o v_{xij} + k_1$	$v_{xij}(t) = \frac{k_1}{1 - a_o} + Ce^{(a_o - 1)t}$ (5)
$v_{yij} = \bullet 1$ $k_2 = k_1 \bullet a_o$	$\frac{dv_{xij}}{dt} = -v_{xij} + k_2$	$v_{xij}(t) = k_2 + Ce^{-t}$ (6)

De tal forma que las consideraciones analíticas del método de diseño en [6], se basan en restringir la ecuación de estado para cada tarea en particular a través de un sistema de desigualdades, donde la forma posible de cada desigualdad se muestra en la tabla 2.

Donde (A) y (B) son desigualdades que determinan el valor de  $k_2$  en (6) y por consiguiente la salida en estado estable.(C) y (D), son desigualdades necesarias para determinar el signo de la constante  $C$  en (5) asegurando la evolución de la neurona hacia un valor determinado.

Así que, tomando en cuenta (1) y la tabla 2, un problema de procesamiento para imágenes binarias puede establecerse como una lista de estados. En la tabla 3, se muestra un ejemplo de este planteamiento para la

tarea del removedor de ruido, el cual debe ser resuelto posteriormente mediante un método de optimización, en este caso el método Simplex.

Tabla 2. Desigualdades para restringir a la ecuación de estado dada una salida deseada.

Salida deseada	Estado	Desigualdades para el Estado Estable ( $dv_{xij}/dt = 0$ )
$v_{vij} = +1$	$v_{xij} \leq +1$	$1 \leq \sum_{\alpha(k) \in N_x(i,j)} A(i,j:k,l) v_{y,kl} + \sum_{\alpha(k) \in N_y(i,j)} B(i,j:k,l) v_{u,kl} + I_{ij}$ (A)
$v_{vij} = -1$	$v_{xij} \geq -1$	$-1 \geq \sum_{\alpha(k) \in N_x(i,j)} A(i,j:k,l) v_{y,kl} + \sum_{\alpha(k) \in N_y(i,j)} B(i,j:k,l) v_{u,kl} + I_{ij}$ (B)
Salida deseada	Condición Inicial	Desigualdades para las Condiciones Iniciales
$v_{vij}(\bullet) = +1$	$v_{xij}(0) = -1$	$0 > -v_{xij}(0) + \sum_{\alpha(k) \in N_x(i,j)} A(i,j:k,l) v_{y,kl} + \sum_{\alpha(k) \in N_y(i,j)} B(i,j:k,l) v_{u,kl} + I_{ij}$ (C)
$v_{vij}(\bullet) = -1$	$v_{xij}(0) = +1$	$0 < -v_{xij}(0) + \sum_{\alpha(k) \in N_x(i,j)} A(i,j:k,l) v_{y,kl} + \sum_{\alpha(k) \in N_y(i,j)} B(i,j:k,l) v_{u,kl} + I_{ij}$ (D)

Como puede observarse en la tabla 3, todas las desigualdades se encuentran en una de las formas: ( $\bullet \leq$ ), ( $\bullet \geq$ ), ( $> -1$ ) y ( $< -1$ ). Matemáticamente es posible reducir la región solución de aquellas para la condición inicial ( $> -1$ ) y ( $< -1$ ), en dos unidades, de manera que todas las desigualdades se lleven a las dos únicas formas ( $\bullet \leq$ ) y ( $\bullet \geq$ ) sin modificar el objetivo de restricción de cada desigualdad más que en su región solución. Es necesario mencionar que para este nuevo planteamiento, cualquier solución matemática implica que el original establecido en ( $\bullet \leq$ ), ( $\bullet \geq$ ), ( $> -1$ ) y ( $< -1$ ) se cumple también, pero que por el contrario de éste, las salidas pueden agruparse en dos grupos diferentes: en ( $\bullet \leq$ ) para todos los casos de salida negra y ( $\bullet \geq$ ) para todos aquellos de salida blanca. Las soluciones matemáticas obtenidas para este nuevo planteamiento, sugieren la existencia de un hiperplano mediante el cual es posible separar los casos de salidas opuestas. Esta característica de separabilidad lineal fue comprobada para los cuatro casos de procesamiento que abarca este trabajo: removedor de ruido, extractor de bordes, extractor de sombras y detector de conectividad global.

Tabla 3. Planteamiento para la obtención de las desigualdades del removedor de ruido.

CASO	Pixel de Entrada $v_{xy}$	Pixel de Salida $v'_{xy}$	Neuronas del vecindario $C_{kl} \quad k \neq i, l \neq j$		Desigualdades
			No. de Negros	No. de Blancos	
(1)	Negro (+1)	Blanco(-1)	0	4	$-a_0 - 4a + b_0 + I \leq -1 \text{ B)}$
					$a_0 - 4a + b_0 + I < 1 \text{ D)}$
			0	3	$-a_0 - 3a + b_0 + I \leq -1 \text{ B)}$
					$a_0 - 3a + b_0 + I < 1 \text{ D)}$
(2)	Negro (+1)	Negro (+1)	1	3	$a_0 - 2a + b_0 + I \geq 1 \text{ A)}$
			1	2	$a_0 - a + b_0 + I \geq 1 \text{ A)}$
			2	2	$a_0 + b_0 + I \geq 1 \text{ A)}$
			2	1	$a_0 + a + b_0 + I \geq 1 \text{ A)}$
			3	1	$a_0 + 2a + b_0 + I \geq 1 \text{ A)}$
			3	0	$a_0 + 3a + b_0 + I \geq 1 \text{ A)}$
(3)	Blanco(-1)	Blanco(-1)	4	0	$a_0 + 4a + b_0 + I \geq 1 \text{ A)}$
			0	4	$-a_0 - 4a - b_0 + I \leq -1 \text{ B)}$
			0	3	$-a_0 - 3a - b_0 + I \leq -1 \text{ B)}$
			1	3	$-a_0 - 2a - b_0 + I \leq -1 \text{ B)}$
			1	2	$-a_0 - a - b_0 + I \leq -1 \text{ B)}$
			2	2	$-a_0 - b_0 + I \leq -1 \text{ B)}$
			2	1	$-a_0 + a - b_0 + I \leq -1 \text{ B)}$
(4)	Blanco(-1)	Negro (+1)	3	0	$a_0 + 3a - b_0 + I \geq 1 \text{ A)}$
					$-a_0 + 3a - b_0 + I > -1 \text{ C)}$
			4	0	$a_0 + 4a - b_0 + I \geq 1 \text{ A)}$
					$-a_0 + 4a - b_0 + I > -1 \text{ C)}$
Condición para Estabilidad					$a_0 > 1$

### 2.2. Función de salida escalón y la omisión del elemento de retroalimentación $a_0$ .

Dada la separabilidad lineal, la función de salida “piecewise linear”(figura 1 a)), propuesta en [1], puede ser modificada por una salida del tipo escalón (figura 1 b)). De manera que todas las desigualdades antes planteadas corresponderán ahora sólo al elemento  $k_2$  de (6) y el comportamiento de la variable de estado para todas las neuronas estará determinado por esta misma ecuación

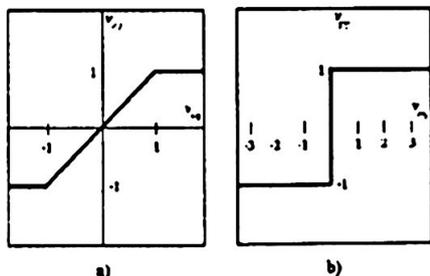


Figura 1. Funcion de salida

hacia los valores correspondientes para un pixel negro o uno blanco. Además, si se toma en cuenta el nuevo planteamiento propuesto con las desigualdades en la forma  $(\bullet \uparrow)$  y  $(\bullet \cdot 1)$  para el caso específico en negrillas de la tabla 3, se tiene ahora lo siguiente.

Caso particular de la tabla 3.

(4)	Blanco(-1)	Negro (+1)			
			4	0	$a_0 + 4a - b_0 + I \geq 1 \text{ (A)}$ $-a_0 + 4a - b_0 + I \geq 1 \text{ (C)}$

Puede observarse que ahora la desigualdad establecida para el estado estable (A) y la de la condición inicial (C) son iguales salvo por el signo del elemento central de la mascarilla (*template*) de retroalimentación  $a_0$ . Esta característica propia del nuevo planteamiento establece que independientemente de la propia salida de la neurona  $C(i,j)$ , las desigualdades ( $k_2$ ) tienen que satisfacer condición propia para un píxel negro. Esto conduce a que para en esta tarea, así como en las otras tres que abarca este trabajo, el elemento de retroalimentación  $a_0$  pueda ser omitido en todas las desigualdades. diferencia de la teoría original de Chua-Yang, donde dicho elemento siempre debe ser considerado e incluso debe cumplir con  $a_0 > 1$  para garantizar salida binaria [1], la solución matemática de este nuevo planteamiento con la función de salida escalón, comprueba que  $a_0$  puede ser omitido en algunas tareas de procesamiento incluyendo las cuatro estudiadas en este trabajo. Este hecho, es una parte fundamental del nuevo modelo de CNN propuesto, ya que permite reducir la cantidad de coeficientes por neurona.

### 2.3. La multiplicación puede reducirse a un caso de selección.

Una de las ventajas de sustituir la función de salida "piecewise linear" por una de tipo escalón, radica en que esta última puede ser realizada en hardware mediante estructuras más compactas, además, la ausencia de la región lineal en la función de salida permite sustituir los multiplicadores necesarios para las mascarillas en (2), por multiplexores analógicos como se muestra en la figura2.

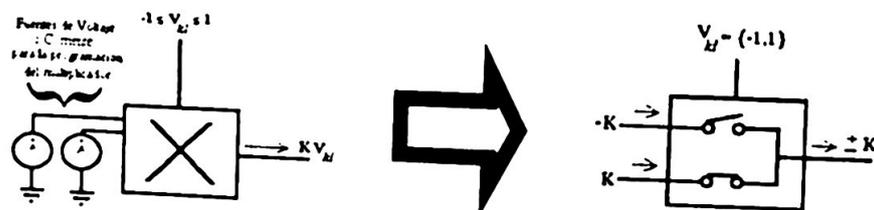


Figura 2. Los multiplicadores de cuatro cuadrantes pueden reducirse a un multiplexor analógico.

Dado que las variables  $v_{xij}$  y  $v_{yij}$  en el modelo Chua-Yang pueden cambiar en el intervalo  $[-1,1]$ , es necesario el empleo de multiplicadores de cuatro cuadrantes para la realización de los productos de la ecuación de estado. En el nuevo modelo, debido a que estas mismas variables sólo podrán tomar dos valores diferentes  $\{-1,1\}$ , es posible reducir la utilización de complejos multiplicadores por interruptores MOS, reduciendo notablemente el número de transistores.

## 2.4. Unipolaridad en las señales de corriente.

La característica propia de las CNN programables radica en que los valores de las mascarillas pueden ser cambiados mediante la modificación externa de parámetros eléctricos y así poder realizar diferentes tareas de procesamiento. En el propio caso en el que los coeficientes de dichas mascarillas son llevados a cabo mediante multiplexores analógicos (figura 2), dicha programación consiste en la posibilidad de cambiar la variable K en diferentes magnitudes y sentidos. Normalmente, en circuitos integrados con arquitectura CNN, las operaciones de las mascarillas son llevadas a cabo en modo de corriente ya que esto permite efectuar de manera sencilla la operación de suma mediante la Ley de Corrientes de Kirchoff (LCK), es decir, haciendo incidir los resultados de toda la mascarilla en modo corriente a un solo nodo.

Para poder llevar a cabo la programación de una CNN en modo de corriente mediante un multiplexor analógico, sería necesario la utilización de espejos de corriente bilaterales o fuentes de corriente ajustables que permitan cambiar la variable K en magnitud y sentido. Como es conocido, sería necesario la utilización de por lo menos cuatro transistores por cada coeficiente, además de los interruptores MOS del multiplexor. De esta manera, sería deseable un modelo que permitiera que todos los resultados de las operaciones de las mascarillas fueran siempre positivas, de tal forma que podría reducirse el número de transistores empleados por cada coeficiente mediante el uso de espejos de corriente sencillos.

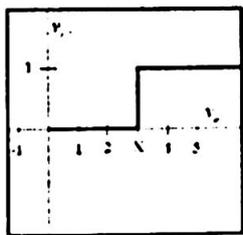


Figura 3. Función con desplazamiento.

Para lograr este objetivo en el nuevo modelo propuesto, la función escalón debe desplazarse al semiplano positivo, como se muestra en la figura 3 (cambiando la convención de valores extremos, ahora un "0" para píxeles blancos y "+1" para negros), de manera que se da lugar a que valores positivos de  $v_{xij}$  menores al punto de transición X correspondan a una salida en blanco y valores positivos mayores a X correspondan a una salida en negro.

De esta manera, los coeficientes de las mascarillas

también tienen que ser modificados, esto es, descomponer cada coeficiente dos variables de las cuales una representara el valor del coeficiente para entrada o salida negra y la otra para una blanca. El nuevo planteamiento el mismo caso del removedor de ruido con todas las consideraciones para nuevo modelo se muestran en la tabla 4.

Donde  $b_{OB}$  y  $n_{OB}$  son las dos nuevas variables que corresponden al coeficiente " $b_o$ " de la mascarilla de control para el caso de una entrada blanca y una negra respectivamente.  $n_A$  y  $b_A$  son las variables correspondientes a los coeficientes " $a$ " de la mascarilla de retroalimentación, y " $f$ " es una nueva variable que introducida y sustituye al umbral " $f$ " del modelo Chua-Yang y solo afecta aquellas neuronas de frontera (*frontera Dirichlet*).

Tabla 4. Removedor de Ruido para  $X=45$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & a & 0 \\ a & 0 & a \\ 0 & a & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & b_o & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, f$$

Desigualdades	Resultado para $n_{OB}=28.1$ $b_{OB}=1.8$ $n_A=12.5$ $b_A=2.2$ $f=7.8$
$n_{OB} + 4b_A < X$	37.0140
$n_{OB} + 3b_A + f < X$	42.6389
$n_{OB} + n_A + 3b_A > X$	47.3611
$n_{OB} + n_A + 2b_A + f > X$	52.9860
$n_{OB} + 2n_A + 2b_A > X$	57.7082
$n_{OB} + 2n_A + b_A + f > X$	63.3331
$n_{OB} + 3n_A + b_A > X$	68.0553
$n_{OB} + n_A + f > X$	73.6802
$n_{OB} + 3n_A + f > X$	78.4023
$b_{OB} + 4b_A < X$	10.6949
$b_{OB} + 3b_A + f < X$	16.3198
$b_{OB} + n_A + 3b_A < X$	21.0420
$b_{OB} + n_A + 2b_A + f < X$	26.6669
$b_{OB} + 2n_A + 2b_A < X$	31.3891
$b_{OB} + 2n_A + b_A + f < X$	37.0140
$b_{OB} + 3n_A + b_A < X$	41.7362
$b_{OB} + 3n_A + f > X$	47.3611
$b_{OB} + 4n_A > X$	52.0833

## 2.5. Modelo CNN simplificado.

Este nuevo planteamiento ha encontrado solución matemática satisfactoria en las cuatro tareas de procesamiento tratadas en este trabajo, de las cuales todas utilizan los elementos no centrales de la mascarilla de retroalimentación ( $A$ ) y el elemento central de la mascarilla de control ( $b_o$ ),  $a$

excepción de la tarea del extractor de bordes que utiliza tanto los elementos no centrales como el central de la mascarilla de control ( $B$ ). Esta característica se debe a que esencialmente existen 2 tipos de tareas: Aquellas donde es necesario la propagación de información entre neuronas y aquellas donde sólo se procesa la información inicial. Aunque no existe un método o regla que defina cual mascarilla a utilizar, mediante la práctica es conocido que en la mayoría de las tareas binarias, siempre se utiliza una sola mascarilla, ya sea la de control o la de retroalimentación [7]. Esta observación da pie al hecho de que en lugar de implementar los 19 coeficientes necesarios para las dos mascarillas (de la cual sólo una de ellas se utiliza en realidad) y el umbral, pueda crearse una sola matriz que pueda ser utilizada de manera multiplexada mediante una señal de selección que determine su funcionamiento, ya sea como mascarilla de control o de retroalimentación, lo cual permitiría reducir aún más el número de transistores por neurona. Así que basándose en las modificaciones expuestas para el modelo original CNN, el modelo simplificado puede ser expresado mediante las siguientes ecuaciones:

$$\text{ecuación de estado normalizada: } \frac{dv_{xij}}{dt} = -v_{xij} + k_3 \quad (7)$$

donde

$$k_3 = b_o \cdot \bar{v}_{uij} + n_o \cdot v_{uij} + \sum_{C(k,l) \in Nr(i,j) \setminus C_U} (b_{kl} \cdot \bar{v}_{kl} + n_{kl} \cdot v_{kl}) + f \quad (8)$$

En esta expresión,  $b_o$ ,  $n_o$ ,  $b_{kl}$  y  $n_{kl}$  representan los coeficientes de las mascarillas ( $A$  o  $B$ ), la variable  $v_{kl}$  estará constituida por las salidas de la demás neuronas  $v_{ykl}$  en el caso de que se requieran utilizar elementos no centrales de la mascarilla  $A$  o por  $v_{ukl}$  en el caso de elementos no centrales de la mascarilla  $B$ . Este posible cambio de la señal como será visto en el modelo eléctrico, se lleva a cabo mediante la utilización de un multiplexor digital de dos entradas. Puesto que ahora sólo existirán dos valores posibles para las entradas  $v_{uy}$  y las salidas  $v_{yj}$  correspondiendo a los valores lógicos  $\{0,1\}$  (figura 4), los elementos  $v_{ij}$  y  $\bar{v}_{kl}$  de la expresión (8) representan los complementos lógicos de dichas variables respectivamente.

La solución de la ecuación (7) esta dada en la forma:

$$v_{xij} = k_3 + Ce^{-t} \quad (9)$$

La función de salida escalón con desplazamiento:

$$v_{yij} = F(v_{xij}) = \begin{cases} 0 & v_{xij} < X \\ 1 & v_{xij} \geq X \end{cases} \quad (10)$$

Y finalmente, las condiciones iniciales que se deben satisfacer:

$$v_{ykl} = \begin{cases} v_{yjl} & k = i, l = j \\ v_{ykl}(\infty) & k \neq i, l \neq j \end{cases}$$

### 3. Diseño eléctrico y geométrico.

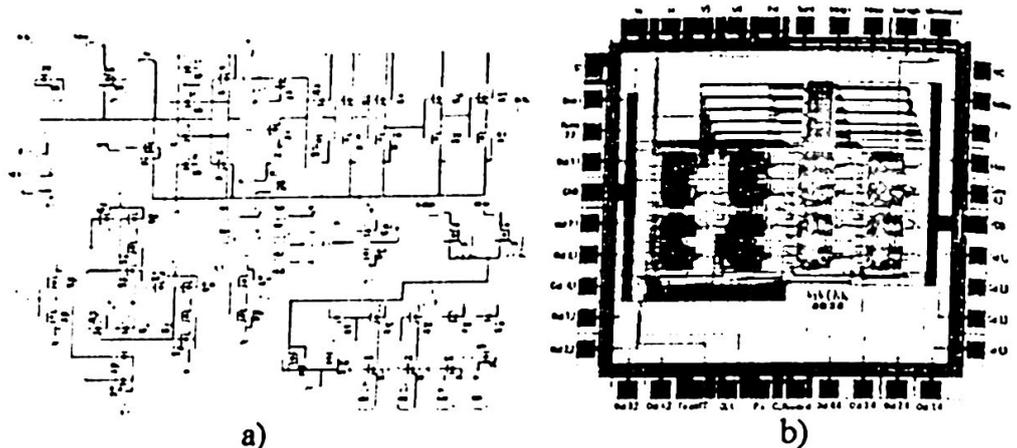


Figura 4. Una neurona del modelo simplificado. a) Diseño eléctrico. b) Diseño geométrico.

El diseño eléctrico del arreglo de 4x4 se llevó a cabo mediante arquitectura de la neurona CNN de la figura 4 a). Se consideró una tecnología CMOS de 1.2  $\mu\text{m}$  con un voltaje de alimentación de 5V. El diseño consta de transistores por neurona, la cual está constituida básicamente de interruptores MOS, un multiplexor digital en base a compuertas *NAND*, espejos de corriente sencillos (coeficientes) y el comparador de corriente, el cual es llevado a cabo mediante una estructura con entrada en configuración seguidor-fuente. Como etapa de salida se considera un buffer de voltaje compuesto de una serie inversores en cascada para la rápida carga y descarga de capacitancias externas. El diseño geométrico del circuito integrado se muestra en la figura b), éste se realizó considerando dos niveles de polisilicio, dos metales y  $\text{pO}_2\text{N}$ , propios del proceso AMI ABN 1.2micron disponible a través de MOSIS. El área de una neurona individual es de 204  $\mu\text{m}$  X 166  $\mu\text{m}$ , con lo cual permitiría una densidad de 29.5 neuronas por milímetro cuadrado.

### 4. Simulaciones.

El arreglo programable de CNN 4x4 para imágenes binarias simulado a través de PSpice en la ejecución de las cuatro tareas de procesamiento. En la figura 5 se muestran algunos de los resultados de las simulaciones que prueban la funcionalidad del diseño, gran número de simulaciones se llevaron a cabo con el propósito de verificar el cumplimiento de la lista

estados de cada tarea en particular. En los oscilogramas correspondientes, se observa un primer pulso en el cual las condiciones iniciales son introducidas a la red, un segundo pulso en el cual la red es activada y las correspondientes transiciones de las salidas de las neuronas.

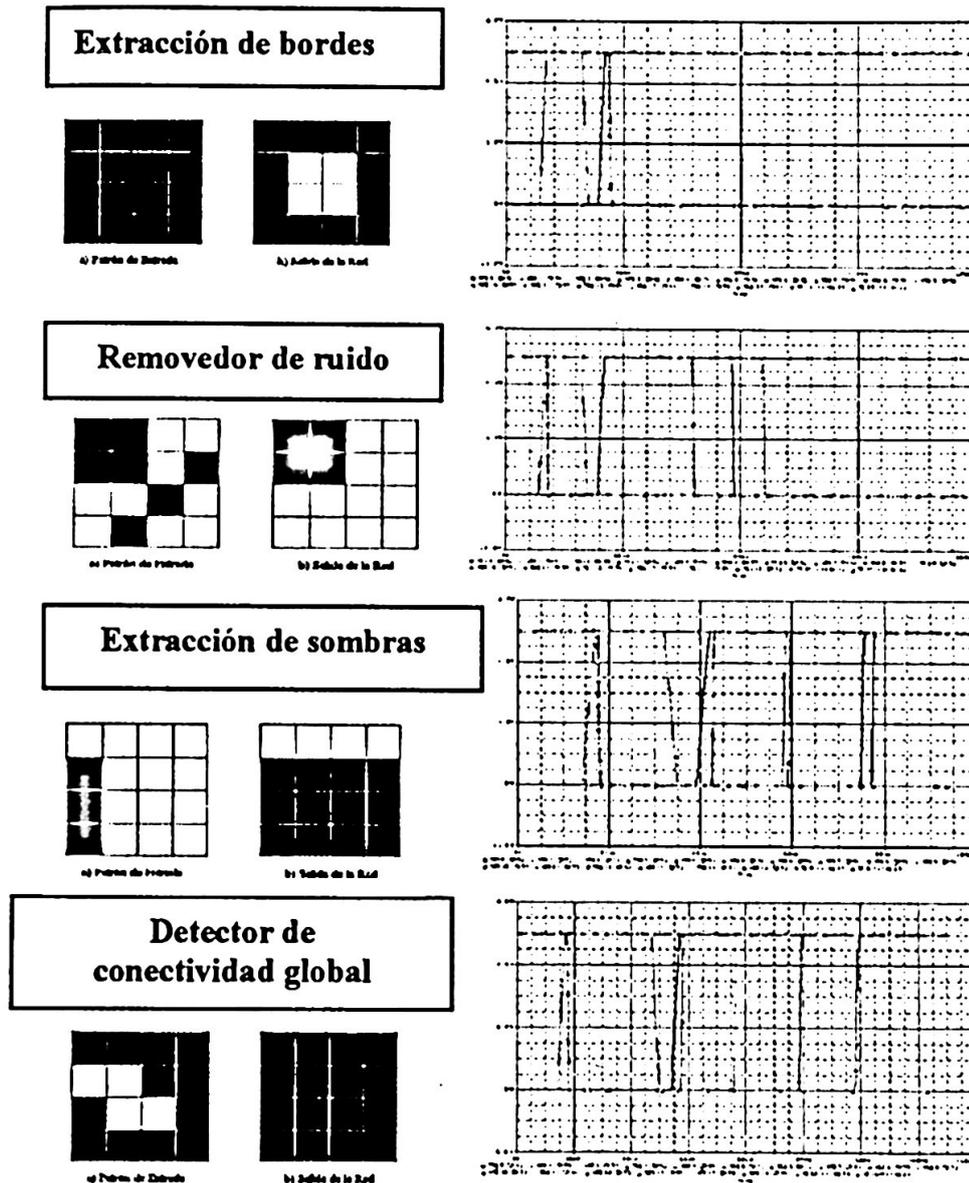


Figura 5. Resultados de las simulaciones para las diferentes tareas.

## 5. Conclusiones.

La CNN es una estructura que hoy en día representa ser una de las mejores alternativas para el procesamiento en tiempo real en imágenes, en este

trabajo se presenta un modelo simplificado que permite integrar un número mayor de neuronas en silicio (comparado con otros diseños similares en 1.2 $\mu$ m) y por lo tanto, arreglos mas densos de neuronas en futuras implementaciones. La salida en niveles de voltaje lógico CMOS representa una ventaja respecto a otras propuestas en modo corriente [8], ya que permite acoplamiento de este sistema con otros dispositivos lógicos convencionales la necesidad de interfaces A/D. El diseño muestra una velocidad de respuesta en el rango de 30 a 100ns, mejor a la obtenida en otras estructuras binarias programables [9-11], y podría mejorarse notablemente sobre tecnologías submicrométricas en los cuales se cuenta con un mayor número de niveles metalización.

## Referencias

- [1] Leon O. Chua and L. Yang, "Cellular Neural Networks: Theory" IEEE Trans. Circuits and Systems, vol. 35, pp 1257-1272, Oct. 1988.
- [2] Angel Rodriguez-Vazquez, Servando Espejo, Rafael Dominguez-Castro, Huertas and E. Sánchez-Sinencio, "Current Mode Techniques for Implementation of Continuous and Discrete-Time Cellular Neural Networks" IEEE Trans On Circuits and Systems II, vol. 40, no. 3, March 1993.
- [3] A. Paasio and K. Halonen, "A New Cell Output Nonlinearity for Dense Cellular Nonlinear Network Integration" IEEE Trans. On Circuits and Systems I, vol. no. 3 March 2001.
- [4] H. Harrer, J. A. Nossek, R. Stelz, "An Analog Implementation on Discrete-Time Cellular Neural Network" IEEE Trans. On Circuits and Systems, vol.3,no. 3, May 1992.
- [5] M. Anguita, F.J. Pelayo, E. Ros, D. Palomar and A. Prieto, "Focal-Plane and Multiple Chip VLSI Approaches to CNNs" Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 15, 263-275, 1998.
- [6] K. Nakai and A. Ushida, "Design Technique on Cellular Neural Network" Electronics and Communications in Japan, Part 3, vol. 78, no. 3, 1995.
- [7] ACE4K: System-Level Measurement versión 2 Instituto Microelectrónica de Sevilla –Centro Nacional de Microelectrónica.
- [8] Mancia Anguita, Francisco J. Pelayo, Alberto Prieto, and Julio Ortega. "Analog CMOS implementation of a discrete time CNN with programmable cloning templates" IEEE Trans. on circuits and systems II, vol 40. no. 3, march 1993.
- [9] P. Kinget and M. S. J. Steyaert, "A Programmable Analog Cellular Neural Network CMOS Chip for High Speed Image Processing" IEEE Journal of Solid State Circuits, vol. 30, no. 3, March 1995.
- [10] M. Anguita, F.J. Pelayo, E. Ros, D. Palomar and A. Prieto, "Focal-Plane and Multiple Chip VLSI Approaches to CNNs" Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 15, 263-275, 1998.
- [11] G. F. Dalla Betta, S. Graffi, Zs. M. Kovacs and G. Masetti, "CMOS Implementation of an Analogically Programmable Cellular Neural Network" IEEE Trans. on Circuits and Systems II, vol. 40, no. 3, March 1993