

Identificación de Células Cervicales a través de Redes Neuronales Pulsantes.

Aldrin Barreto Flores ¹, Leopoldo Altamirano Robles ¹, Olga Pérez Chalini ²

¹ Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica.

Ciencias Computacionales. Luis Enrique Erro No. 1, Santa María Tonantzintla, Puebla, 51&216, 72000. México.

² Instituto Mexicano del Seguro Social. San Alejandro. Av. 10 Poniente 2721. Puebla, Puebla, 72090. México.

Resumen

La identificación de células cervicales ha sido un problema explorado a través de diversas técnicas computacionales, principalmente técnicas espaciales en imágenes y redes neuronales [1] [9]. En este trabajo se propone el uso de redes neuronales pulsantes para la generación de vectores de características a través del Modelo de Eckhorn en imágenes de células cervicales, lo cuál no ha sido reportado anteriormente en la literatura. Uno de los aspectos importantes de estas redes, es la propiedad de obtener diversas características de textura por medio de la generación de pulsos en las neuronas al momento de procesar la imagen. La cuantificación de estos pulsos en el tiempo [4] para cada una de las imágenes de las células permite la generación de vectores de características. Estos vectores se emplean en una red neuronal no supervisada basada en la arquitectura de Kohonen para poder determinar el grado de precisión en la clasificación de células normales y anormales.

Empleando un total de 10 características se tienen resultados preliminares, que han permitido tener un 86% de confiabilidad en un conjunto de muestras de 132 células a la hora de identificar células normales y anormales.

Palabras Claves: Reconocimiento de Patrones, Redes Neuronales Pulsantes, Cáncer Cérvico Uterino.

1. Introducción.

La búsqueda de métodos que permitan tener una mayor eficiencia en sistemas de reconocimiento en el área de la medicina (usando imágenes digitales médicas) es una labor continua que inició hace varias décadas [7]. Para el caso de imágenes de células cervicales, generalmente las soluciones propuestas han implicado el uso de técnicas espaciales como la Matriz de Co-ocurrencia para la caracterización de textura [1] y en algunos otros casos aspectos morfológicos [5] [8]. Así mismo, otras técnicas como la lógica difusa han permitido mejorar los vectores de características para la clasificación de las mismas; mientras que otras alternativas han propuesto el uso de características multiresolución o de frecuencia para determinar patrones más confiables [6].

Una de las principales desventajas de los métodos anteriores es la necesidad de etapas de pre-procesamiento de la imagen, debido a que generalmente se desea tener la mejor calidad posible al momento de analizar y procesar una imagen. El llevar a cabo

este tipo de procesamiento trae por consecuencia el aumento de parámetros a ser definidos, ya que normalmente no se realizan de forma automática.

Una manera de evitar este problema consiste en tener la mayor calidad posible en las imágenes celulares a la hora de digitalizar las imágenes de las células; esto se puede realizar a través de la aplicación de soluciones químicas a las muestras [1], lo que permite la separación de las células y la eliminación de elementos celulares no deseados y que degradan la calidad de las imágenes. Esta alternativa representa desafortunadamente un aumento en los costos económicos del proceso de diagnóstico por lo cual sólo en algunos países desarrollados es posible su uso.

En este trabajo se propone el uso de redes neuronales pulsantes para su evaluación en el reconocimiento de imágenes digitales de células cervicales. Estas redes neuronales tienen como su base el modelo de Eckhorn [3] y su principal característica es que permiten emular la forma en la cual funciona el sistema visual de algunos mamíferos. Estas redes neuronales permiten obtener características de bordes y textura de una manera intrínseca, sin necesidad de otros procesamientos en las imágenes (Matriz de co-ocurrencia, filtros de Sobel, etc). Estas características se obtienen por medio de la generación de pulsos en las neuronas a la hora de procesar las imágenes.

Las redes neuronales pulsantes se han aplicado en otras áreas de la medicina, tales como en el análisis de mamografías y tomografías con el objetivo de tener segmentaciones más exactas e identificación de algunas patologías [3]. En nuestro caso se plantea el uso de estas redes con el objetivo de tener un procesamiento rápido en la obtención de vectores de características a través de la cuantificación de pulsos en las neuronas de la red. El procesamiento se realiza en imágenes médicas de células cervicales obtenidas en condiciones que dificultan su identificación (sin ningún pre procesamiento especial químico), para posteriormente evaluar la propiedad de clasificación de las mismas por medio de una red neuronal no supervisada con la arquitectura de Kohonen [11].

2. Imágenes Digitales de Células.

El proceso de diagnóstico de cáncer cervico uterino (por medio de la prueba de Papanicolau) consiste en la observación directa de las células cervicales. Este proceso de revisión es efectuado por los cito-tecnólogos (personal capacitado para la inspección y diagnóstico celular) por medio de un microscopio óptico.

La búsqueda de anomalías en las células se basa principalmente en el análisis visual de diferentes atributos en el núcleo y citoplasma. Estos atributos comprenden la regularidad del núcleo, la relación núcleo / citoplasma, la distribución y textura de la cromatina que forma parte del núcleo, junto con otros elementos (poli-nuclearidad, inflamación, presencia de leucocitos, etc) que permiten determinar el estado en el que se encuentran las células.

Uno de los parámetros más importantes que permiten determinar el estado de una célula, se reflejan de manera principal en las características de la textura de la cromatina del núcleo, ya que es el lugar donde se empiezan a reflejar anomalías en el ADN de la célula. Por lo tanto la textura de la cromatina y de la célula en general, es uno de los parámetros importantes a considerar a la hora de determinar un diagnóstico.

Para la generación de imágenes de prueba se solicitó al personal encargado del área de diagnóstico la selección de dos láminas, una que contuviera células normales y otra que presentara células anormales (nivel NICIII).

Las láminas seleccionadas no tenían ningún tipo de tratamiento especial para la eliminación de tejido que pudiera ocluir información de las células, esto con el objetivo de determinar la robustez del método en imágenes cotidianas en una Institución de Salud Pública Mexicana.

El proceso de adquisición de imágenes comprendió la adaptación de una cámara digital de alta resolución (SONY DFW-SX900) al ocular de un microscopio óptico (con una lente de 40x) que se emplea para la observación de las láminas de tejido cervical. En la digitalización de las imágenes se empleó una tarjeta digitalizadora PCI Matrox-Meteor II-1394, junto con una computadora PC convencional. Las imágenes que se obtuvieron fueron en color de 16 bits y con una resolución de 1280 x 960 píxeles, ejemplos de estas imágenes se muestran en la Fig. 1.

A partir de estas imágenes (convertidas a escalas de grises) se procedió a la selección de manera manual de aquellas células que tuvieran características normales y anormales con el objetivo de determinar el conjunto de muestras a evaluar en la propuesta de este trabajo. Las diferencias entre células normales y anormales se aprecia al observar las Figs. 1a y 1b, por ejemplo en la Fig. 1a se puede observar una coloración muy fuerte y concentrada de la cromatina del núcleo que es bastante puntual, así mismo se aprecia una textura del citoplasma y del núcleo de manera uniforme. Para el caso de la Fig. 1b los núcleos son más grandes, además de presentar una distribución más dispersa de la cromatina del núcleo; en algunos casos el citoplasma es demasiado tenue o no se presenta en las células a diferencia de las células en la Fig. 1a. Ambas imágenes presentan diversos elementos celulares que dificultan la apreciación de características en las células, como por ejemplo leucocitos, flora bacteriana, etc.

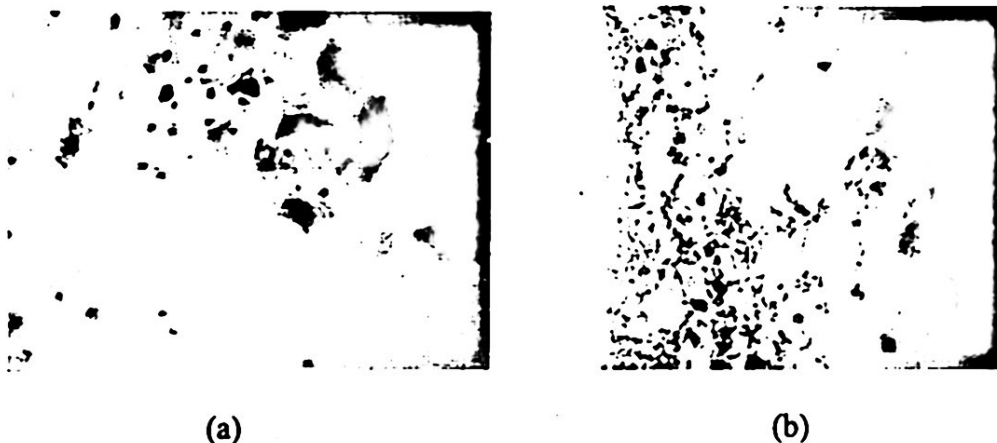


Fig. 1. Imágenes de células cervicales. (a) Células normales y (b) anormales (NICIII).

3. Obtención de Parámetros a través de Redes Neuronales Pulsantes.

3.1 Redes Neuronales Pulsantes.

La teoría de redes neuronales pulsantes tiene como principal finalidad la emulación y el estudio del funcionamiento de la corteza visual en algunos mamíferos, como por ejemplo el gato. La principal virtud de esta teoría es la generación de modelos [3] que permiten obtener diferentes características de las imágenes por medio de la generación de pulsos en las neuronas. Este funcionamiento es similar a la manera en la cuál opera la corteza visual (en una forma muy reducida en capacidad), ya que diversos atributos obtenidos por la retina se van procesando y propagando (en el tiempo) a través de pulsos en el cerebro que permiten aprender y reconocer diferentes patrones. Algunos de estos atributos comprenden textura, bordes y regiones con características similares, entre muchos otros.

La característica pulsante de este tipo de redes se debe a que el disparo de cada neurona se encuentra condicionado a la superación de un umbral dinámico que se reduce con el tiempo (con la finalidad de que en algún momento en el tiempo todas las neuronas pulsen). Este umbral se compara con la contribución de las neuronas vecinas en un radio determinado, junto con la entrada del píxel de la imagen que corresponde a esa neurona. Por lo tanto si un conjunto de neuronas pulsan en un determinado momento, esto significa que las neuronas presentan contribuciones similares que se traducen en regiones de textura similares, bordes o diversos elementos de textura en la imagen.

Una característica interesante de las redes neuronales pulsantes es la ausencia de entrenamiento en comparación con otros esquemas de redes neuronales tradicionales; al mismo tiempo una desventaja de este método es la ausencia de un método de paro o un número fijo de ciclos que permitan estimar cuando se tienen resultados óptimos. Generalmente se estima de manera experimental el número de ciclos en base a los resultados que se van obteniendo.

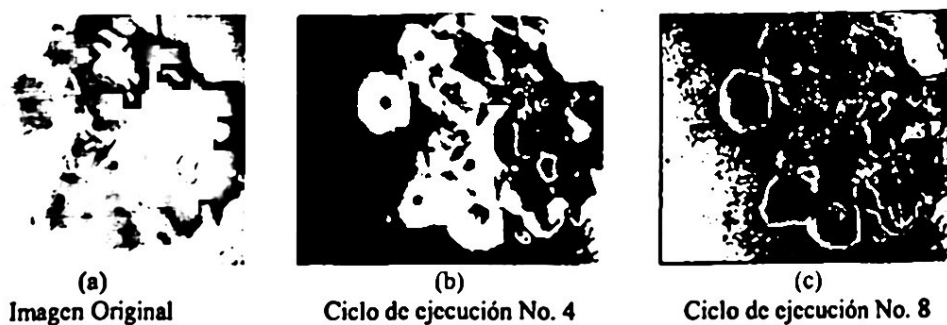


Fig. 2. Obtención de características de textura del citoplasma (b) y bordes (c) en imágenes de células cervicales.

Las imágenes de salida generadas por las redes neuronales pulsantes facilitan el manejo y el proceso de las diversas características en las imágenes ya que solo tendrán valores binarios. Cada una de las imágenes representa en realidad diversas características que encuentra la red neuronal pulsante, es decir un píxel en blanco

significa que la neurona (i,j) generó un pulso al superar el valor de su umbral establecido. Para el caso de un píxel negro su significado es que aún la neurona no ha logrado superar el umbral que tiene asignado, por lo cuál su estado no generará un pulso. Estos pulsos representan diversas características encontradas en las imágenes. En la Fig. 2 se muestra el procesamiento de una imagen de 752 x 608 píxeles en escala de grises de un conjunto de células normales. La Fig. 2a) representa la imagen original en donde cada píxel de esta imagen corresponde al estímulo de entrada de cada neurona. La Fig. 2b) muestra los pulsos que generan la imagen binaria y que representan la textura del citoplasma en la imagen, mientras que la Fig. 2c) representa la separación de los bordes celulares de la imagen.

Uno de los principales modelos de redes neuronales pulsantes es el propuesto por Eckhorn [3]. La estructura comprende una neurona por cada píxel y se alimenta de tres componentes de entrada: alimentación (F_{ij}) y enlaces (L_{ij}) entre neuronas vecinas, junto con el píxel (S_{ij}) de la imagen que corresponde al estímulo de la neurona.

Cada uno de estos componentes se encuentran en comunicación con las neuronas vecinas a través de los pesos sinápticos M_{jk}^n y W_{jk}^n . Estos pesos almacenan su estado anterior, pero con un factor exponencial negativo (α_L y α_F). Una representación de este modelo se muestra en la Fig. 3. Las ecuaciones que lo definen se muestran a continuación:

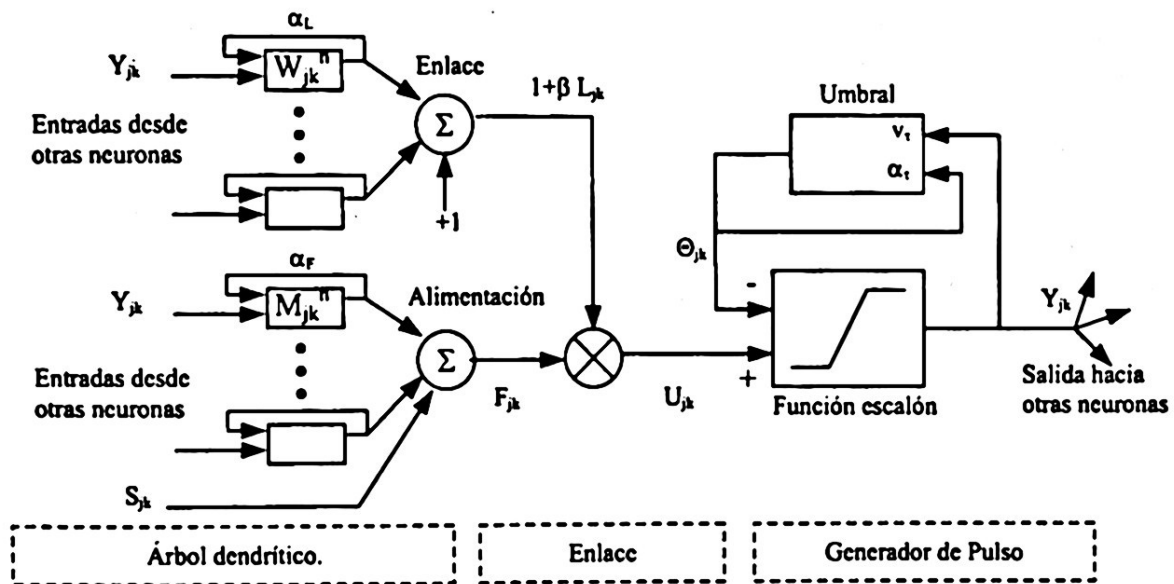


Fig. 3. Representación esquemática de un elemento en la red neuronal pulsante.

$$F_{ij}[n] = e^{\alpha} F_{ij}[n-1] + S_{ij} + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = e^{\alpha} L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (2)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n] (1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (3)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & U_{ij}[n] \Theta_{ij}[n-1] \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (4)$$

$$\Theta_{ij}[n] = e^{\alpha_0} \Theta_{ij}[n-1] + V_{\Theta} Y_{ij}[n] \quad (5)$$

El cálculo iterativo de cada una de las ecuaciones anteriores permite la generación de las imágenes binarias para cada uno de los ciclos de ejecución n . La ecuación (1) de la alimentación, corresponde a las entradas que se tienen en la neurona. Estas entradas contienen la versión anterior de la alimentación con un factor de decaimiento, el estímulo o píxel de entrada y la contribución de las neuronas vecinas que comparten sus entradas a la neurona en estudio. Para el caso de la ecuación 2 se omite el estímulo y su diferencia radica en que la contribución de las neuronas vecinas se obtiene de su salida. Los términos constantes V_F y V_L se emplean como constantes de normalización para evitar una saturación debida a los cambios en los pesos M_{jk}^n y W_{jk}^n . Estas ecuaciones corresponden al *árbol dendrítico* en la Fig. 3

El estado de estos dos grupos se combinan por medio de la ecuación (3), en donde la contribución del grupo de enlace se controla por medio de β . Esta unión permite obtener el estado interno de la neurona. Este proceso se muestra en la sección *enlace* de la Fig. 3.

La ecuación (4) permite evaluar el estado interno de la neurona con un umbral dinámico Θ_{ij} y es donde se decide si la neurona efectúa un pulso o no. La ecuación (5) ilustra el comportamiento dinámico del umbral, ya que cuando se genera un pulso, el umbral aumenta de manera significativa su valor. La neurona no volverá a disparar hasta que el umbral haya reducido su valor (exponencialmente) de manera importante. La constante V_{Θ} determina la amplitud en el aumento del umbral, una vez que la neurona dispara. Este proceso se muestra en la Fig. 3 en la sección *generador de pulso*.

3.2 Vectores de características.

El uso de redes neuronales pulsantes para la detección e identificación de objetos generalmente ha sido propuesto como elemento de pre-procesamiento a la hora de segmentar las imágenes en estudio. Un ejemplo de esto se presenta en [2] donde se hace uso de redes neuronales pulsantes para segmentación.

Un estudio realizado por Johnson [10] propone otra manera de aprovechar las características de las redes neuronales en la identificación y caracterización de objetos. Johnson determinó una forma sencilla de convertir las imágenes binarias que representan los pulsos producidos por las neuronas en vectores de información. Su cálculo es para cada imagen binaria que se va produciendo en el momento en que las neuronas efectúan sus pulsos. El vector se ha denominado G (señal en el tiempo) y su obtención se muestra en la ecuación (6).

Este vector cuantifica en un instante del tiempo, la cantidad de neuronas que efectuaron pulsos.

$$G[n] = \sum_{ij} Y_{ij}[n] \quad (6)$$

Las redes neuronales pulsantes en cada ciclo de procesamiento generan imágenes binarias que representan características en las imágenes. Por ejemplo en la Fig. 2 se aprecian características de textura en el citoplasma y en los bordes de las células. También se puede apreciar que el valor $G[4]$ y $G[8]$ correspondiente a cada uno de estos ciclos difieren en su magnitud de manera importante, por lo tanto se propone la obtención de una firma o patrón para imágenes de células cervicales normales y anormales. Esto con el objetivo de valorar la propiedad de discriminación a través del cálculo de este vector.

En la generación de los vectores G para evaluar la identificación de células cervicales normales y anormales, se siguió el siguiente procedimiento:

- Segmentación manual de células normales y anormales de las imágenes muestra. Las imágenes que se obtuvieron abarcaron el núcleo y el citoplasma de la célula, ya que estos son los puntos de diagnóstico más importantes. Las imágenes analizadas fueron en escala de grises.
- Las imágenes de las células se procesaron por medio de una red neuronal pulsante usando valores de inicialización de variables y constantes empleados en el modelo de Eckhorn [3].
- Para la determinación del número de ciclos se seleccionó un total de 10, debido a que en un número mayor los resultados iniciales volvían a generarse sin proporcionar información adicional.
- A partir de cada una de las imágenes binarias producidas por la red se procedió a la generación del vector de información $G[n]$ con $n=10$.

Un ejemplo del procesamiento de una imagen de célula normal y anormal se muestra en la Fig. 4, donde también se ilustra el proceso anteriormente comentado.

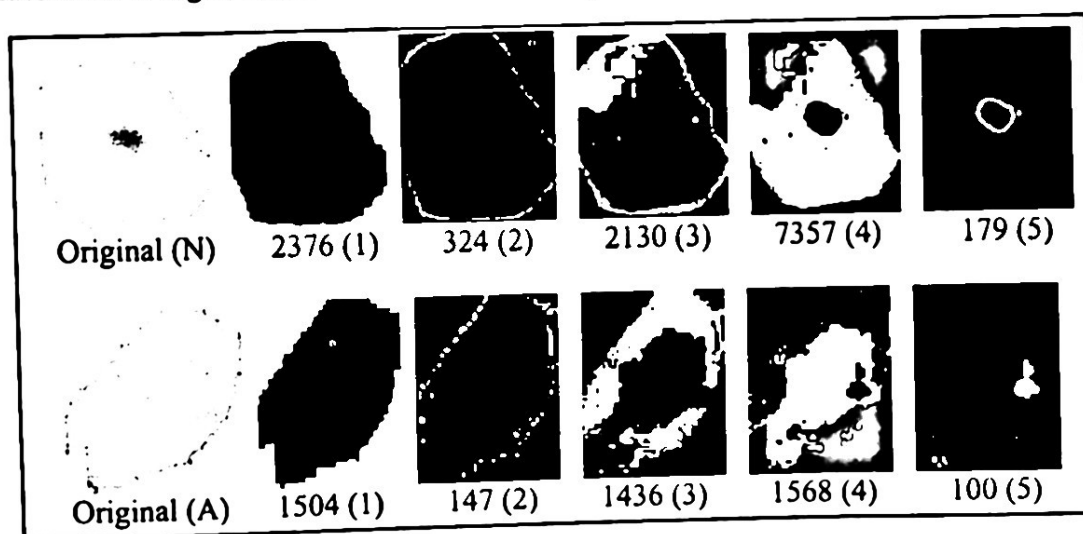


Fig. 4. Procesamiento de célula normal (N) y anormal (A) en una red neuronal pulsante. Los valores en la parte inferior de cada imagen corresponden al cálculo de G para 5 ciclos y el valor de la derecha corresponde al número de iteración o n .

Las imágenes binarias de la Fig. 4 ilustran la diferencia en el procesamiento, ya que por ejemplo en la célula normal (iteración 4) las neuronas correspondientes al citoplasma han generado pulsos debido a la regularidad de la textura; mientras que para el caso de la anormal la poca regularidad presente en su textura permite extraer solo partes parciales de su citoplasma generando diferencias importantes en el valor de $G[4]$. El mismo caso se presenta en la Iteración 3, donde la regularidad de la célula normal permite extraer su borde, mientras que en la célula anormal debido a su anomalía sólo se extraen partes parciales del mismo.

Estas características se cuantifican a través del vector G observándose diferencias importantes en su magnitud para cada iteración como se muestra en la gráfica de la Fig. 5. Debido a la escala seleccionada, en las últimas iteraciones no se logra apreciar la diferencia de magnitudes entre los vectores. La diferencia en magnitud se debe a que en las últimas iteraciones las neuronas que efectúan pulsos son aquellas referentes a los núcleos de las células, por lo cual su valor es mucho menor con respecto a los pulsos iniciales de la red neuronal. La Tabla 1 muestra valores numéricos donde se aprecian estas diferencias.

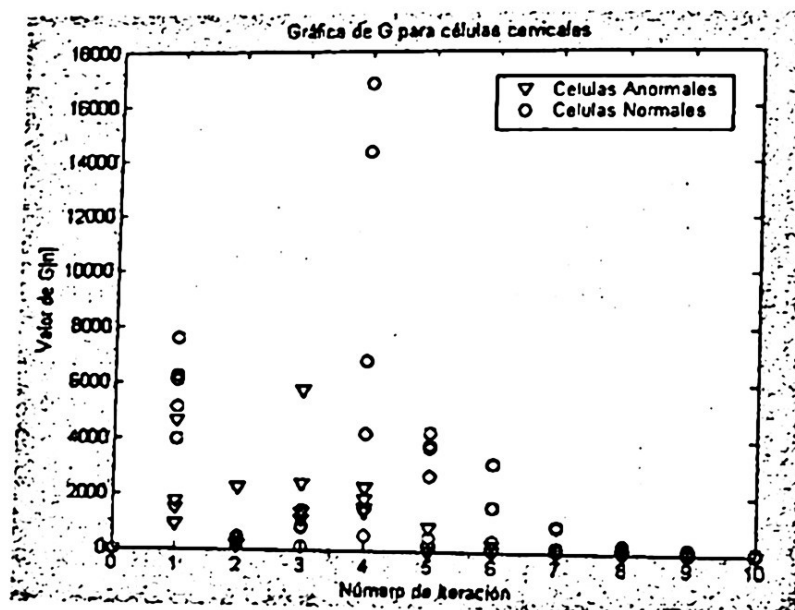


Fig. 5. Gráfica de G en una muestra de células cervicales.

Tabla 1. Ejemplos de vectores de características a partir de los valores de G (sin normalizar).

No de Iteración	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Célula										
Anormal	1504	147	1436	1568	100	2	1	0	0	0
Anormal	1169	830	921	758	7	0	0	0	0	0
Anormal	1232	520	2297	131	0	0	0	0	0	0
Anormal	1240	68	197	1309	1018	62	0	0	0	0
Normal	2376	324	2130	7357	179	130	125	48	0	0
Normal	5602	464	2269	10846	1450	210	195	153	1	0
Normal	3961	72	141	969	2656	1097	458	143	88	83
Normal	3264	361	734	6558	5472	671	84	77	41	0

4. Clasificación.

La Tabla No 1 contiene los vectores de información para cada una de las células normales y anormales que se obtuvieron mediante el uso de redes neuronales pulsantes en la sección anterior. Estos valores permiten determinar características de citoplasma y núcleo, las cuáles se pueden apreciar con ayuda de la Fig. 4 y la Tabla No 1. En la Tabla No 1 se observa que los primeros valores de las iteraciones indican magnitudes muy grandes. Esto se debe a que en estas etapas las neuronas pulsantes con respecto a tonalidades suaves, que corresponden al citoplasma abundante que existe en células normales y al poco citoplasma en las anormales. Así mismo se puede apreciar en las últimas iteraciones de los valores de la Tabla No 1, que las neuronas se encargan de analizar los núcleos correspondientes a las células. Las redes neuronales pulsantes muestran un comportamiento interesante, ya que mientras en células normales los últimos valores representan un análisis de textura del núcleo, en las células anormales la totalidad del núcleo se obtiene en iteraciones más tempranas. Esto se debe que el tamaño y textura del núcleo ha cambiado con respecto a una célula normal.

El análisis de los pulsos de las neuronas a través de la ecuación (6) permite la generación de características correspondientes al citoplasma y al núcleo de la célula.

Para evaluar la generalización del vector de información en un conjunto de muestras normales y anormales se propuso el uso de la arquitectura de clasificación del modelo de Kohonen [11]. Esta arquitectura se seleccionó por su característica de aprendizaje competitivo y por emplear un esquema de centros de clases que cubren las diversas variantes que pudieran tener las células cervicales.

La arquitectura de la red neuronal de Kohonen consistió en una entrada de 10 neuronas. Estas entradas corresponden a los vectores de características de las células que se encuentran en el vector G de cada célula procesada. Estos vectores fueron previamente normalizados con respecto a los máximos de cada ciclo pulsante n .

La última capa de Kohonen contiene dos neuronas de salida, una que representaba las células normales y otra que se encargaba de células anormales. Esta separación de clases se determinó en base al material obtenido en la sección 2.

En el entrenamiento de la red de Kohonen se emplearon un total de 50 células, las cuáles incluían 25 normales y 25 anormales. Esto permitió la generación de los centros de las clases para estos tipos de células cervicales por medio del vector G. A partir de estos centros se procedió a la validación de los patrones aprendidos por la red neuronal de Kohonen. Este proceso se efectuó a través de la presentación de un total de 82 células entre las que se encontraban células normales y anormales. Los resultados de esta clasificación se presentan en la siguiente sección.

5. Resultados.

Las pruebas de clasificación realizadas por medio de la red de Kohonen obtuvieron un total de 19 células clasificadas erróneamente. En este total se encontraron 12 falsos positivos (células normales clasificadas como cancerosas) y 7 falsos negativos (células cancerosas clasificadas como normales).

Estos resultados se obtuvieron al presentar en la entrada de la red de Kohonen el conjunto total de las características de las muestras de imágenes de células cervicales

obtenidas en la sección 3.2 (un total de 132 células). El porcentaje de exactitud en la clasificación de células cervicales normales y anormales fue de 86%.

La clasificación de las células se basó en los valores de textura de la imagen de las células, los cuales se obtuvieron por medio de la generación del vector G para cada imagen binaria producida al procesar la célula. Los valores del vector G permitieron cuantificar propiedades de regularidad o anomalías en los núcleos y citoplasmas celulares, reflejándose estas características de las células en el número de neuronas que generaron pulsos en un determinado ciclo de procesamiento.

El error de clasificación en las células se debió principalmente a que en algunas células las condiciones de iluminación a la hora de obtener las imágenes no fueron similares para todas. Esto ocasionó que algunas neuronas generaran pulsos en ciclos en los cuales no se esperaban, generando diferencias con respecto a los patrones originales.

Un factor importante a considerar, fue la presencia de algunas imágenes celulares que presentaban zonas de traslape del citoplasma, poli-nucleación, y elementos celulares no deseados sobre el núcleo y el citoplasma del núcleo. Estas imágenes (incluidas en el conjunto de validación) se probaron en el clasificador para probar la robustez del método a variaciones en las células. Los resultados mostraron que estos factores afectaron de manera más notoria la clasificación de células normales (12 de 19), ya que en el caso de anomalías se tuvieron menos errores (7 de 12). Esto es interesante debido a que es importante tener siempre un índice menor de falsos negativos.

El motivo por el cual se afectó más el comportamiento de los pulsos en las neuronas normales, se debe a que una célula normal presenta regularidad en el núcleo y su citoplasma; por lo cual la inclusión de otros elementos afecta esta regularidad produciendo que la neuronas generen pulsos que representan estas irregularidades. En células anormales este tipo de detalles, no afectan de manera importante debido a que las células presentan irregularidades en su citoplasma y núcleo.

En la Fig. 6 se muestra la diferencia en la generación del vector de información debido a problemas de iluminación en las imágenes. La diferencia en los valores se pueden comparar con respecto a los mostrados en la Tabla No. 1, en donde para el caso de células anormales los últimos ciclos no presentaban neuronas que generaran pulsos en sus salidas. Esta diferencia en los vectores tiene su fundamento en la manera en la cual operan las neuronas de la red neuronal pulsante. El aumento o disminución en los valores de grises permitirá que las neuronas aceleren o retarden sus pulsos en base a los umbrales dinámicos de cada una. Por lo tanto esto genera cambios en la cantidad de neuronas que se disparan en un determinado tiempo n , como se observa en los vectores de la Fig. 6 con los de la Tabla 1.

$$\begin{aligned} G_1[n] &= [1003, 39, 59, 718, 1632, 743, 320, 201, 179, 6] \\ G_2[n] &= [6442, 50, 40, 231, 1432, 1058, 1094, 520, 340, 174] \\ G_3[n] &= [670, 12, 5, 18, 79, 306, 896, 425, 310, 31] \end{aligned}$$

Fig. 6. Valores de G para imágenes de células anormales, las cuáles presentan diferencias en las condiciones de iluminación a la hora de su obtención.

6. Conclusiones.

En este trabajo se presentó el uso de las redes neuronales pulsantes por medio del modelo de Eckhorn [3], con el objetivo de identificar células cervicales en dos clases: normales y anormales. Una de las propiedades de las redes neuronales es la propiedad de la obtención de características similares de textura, bordes y regiones con valores de grises similares. Este tipo de arquitecturas emplea una neurona para cada píxel de la imagen en análisis.

Las redes neuronales efectúan disparos o pulsos con respecto a un umbral dinámico que se compara con la contribución de las neuronas vecinas dentro de un radio predeterminado. Esto permite la obtención de características de textura en el núcleo y citoplasma de las células en estudio, de manera dinámica en el tiempo. Cada uno de los pulsos generados en las neuronas se cuantifican en el tiempo a través de un vector de información $G[n]$. A través del cálculo del vector G para cada una de las células se procedió al entrenamiento y validación de una arquitectura de reconocimiento de Kohonen. Esta red de identificación obtuvo un 86% de exactitud en la clasificación de los dos tipos de clases.

Los resultados preliminares obtenidos permiten establecer que a través de la cuantificación de los pulsos por medio del vector G , es posible tener una caracterización de células cervicales. El modelo de Eckhorn funciona de manera adecuada aún a pesar de que las imágenes que se tuvieron como muestras presentaban problemas de iluminación y bajo contraste. A pesar de las fallas de reconocimiento (19 células) el cálculo de los pulsos en las neuronas presenta menores errores en la identificación de células anormales, lo cual es un punto importante en la búsqueda de métodos que reduzcan el porcentaje de falsos negativos.

Como trabajo futuro se propone el análisis de las regiones producidas por los pulsos en cada ciclo de ejecución de las células con el objetivo de agregar características de morfología y espaciales del núcleo y citoplasma. También se plantea evaluar la distancia que existe entre la repetición de los patrones de G (usando ciclos de ejecución elevados) con el objetivo de reducir el porcentaje de error, adicionando esta característica a los vectores de aprendizaje.

En la búsqueda de aumentar el porcentaje de eficiencia se pretende ampliar el tamaño de las muestras, así como también el análisis y prueba de otras arquitecturas de redes neuronales, tales como Hopfield y ART. Así mismo se plantea la normalización de la iluminación para tener una mayor uniformidad a la hora de la obtención de las imágenes celulares.

Finalmente se considera que este tipo de redes neuronales pulsantes representa una alternativa interesante en el tratamiento de imágenes médicas desde el punto de vista de la obtención de características y la segmentación. Uno de sus puntos más favorables es la ausencia de técnicas de pre-procesamiento, ya que a partir de las imágenes binarias producidas por la red es posible obtener diversos elementos importantes en las imágenes en estudio. Su estudio y aplicación en un conjunto pequeño de muestras médicas de células cervicales permite comprobar lo anteriormente comentado con buenas perspectivas de resultados favorables en conjuntos de muestras mucho mas amplios.

Referencias

- [1] R. F. Walker, P. Jackway, B. Lovell and I. D. Longstaff (1994). Classification of Cervical Cell Nuclei Using Morphological Segmentation and Textural Feature Extraction. *Second Australian and New Zealand Conference on Intelligent Information Systems*.
- [2] H. S. Ranganath and G. kuntimad (1999). Object Detection Using Pulse Coupled Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10, 615-620.
- [3] T. Lindblad and J. M. Kinser (1998). *Image Processing using Pulse-Coupled Neural Networks*. Springer-Verlag London.
- [4] T. Lindblad and J. M. Kinser (1999). Inherent Features of Wavelets and Pulse Coupled Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10, 607-614.
- [5] C. Di Ruberto, A. Dempster, S. Khan and B. Jarra (2002). Analysis of Infected Blood Cell Images Using Morphological Operators. *Image and Vision Computing*, 20, 113-146.
- [6] F. Arman and J.A. Pearce (1990). Unsupervised Classification of Cell Images Using Pyramid Node Linking. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 37, 647-650.
- [7] J. S. Duncan and N. Ayache (2000). Medical Image Analysis: Progress Over Two Decades and The Challenges Ahead. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22, 85-105.
- [8] J. P. Thiran, and B. Macq (1996). Morphological Feature Extraction for The Classification of Digital Images of Cancerous Tissues. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 43, 1011-1020.
- [9] K.Tumer, N. Ramanujam, J. Ghosh and R. Richards-Kortum (1998). Ensembles of radial basis function networks for spectroscopic detection of cervical precancer. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 45, 953-961.
- [10] J. L. Johnson (1994). The Signature of Images. *IEEE International Conference on Neural Nets*, Orlando.
- [11] A. S. Pandya and R. B. Macy (1996). *Pattern Recognition with Neural Networks in C++*. CRC Press, Inc.