

MARCADORES ANATOMICOS DEL VENTRICULO IZQUIERDO UTILIZANDO REDES NEURALES

MIGUEL VERA⁽¹⁾, ANTONIO BRAVO⁽²⁾

⁽¹⁾*Laboratorio de Física, Departamento de Ciencias, Universidad de Los Andes, Núcleo Táchira, San Cristóbal, Venezuela.*

⁽²⁾*Grupo de Bioingeniería, Decanato de Investigación, Universidad Nacional Experimental del Táchira, San Cristóbal, Venezuela.*

miguelvera@cantv.net

En el diseño de técnicas para obtener la forma ventricular izquierda, es necesario establecer una etapa previa a la detección, en la cual se define un conjunto inicial de puntos que se aproximan a la forma a identificar. Marcadores anatómicos del ventrículo izquierdo como el ápex y las regiones anterior y posterior a la válvula aórtica, pueden hacerse coincidir con tal aproximación inicial.

En este trabajo, se utilizan tres redes neurales para identificar de forma automática, los marcadores antes señalados. Las variables discriminantes para el entrenamiento de las redes, son matrices de 31x31 que contienen la forma de dichos marcadores. Las redes implantadas son de topología prealimentada, con tres capas ocultas, entrenadas con backpropagation y de configuración 961:31:7:2:1. El número de neuronas de las capas ocultas fue establecido por el *criterio de la raíz*.

Si las salidas de las redes indican el reconocimiento de alguno de los marcadores, se determinan unas *coordenadas* para ubicarlos sobre imágenes procesadas. Tales coordenadas pueden ser usadas para establecer un contorno aproximado, el cual puede ser usado para inicializar algún método de detección.

Palabras Claves: Marcadores Anatómicos, Redes Neurales, Backpropagation

1. INTRODUCCIÓN

La ventriculografía es una técnica utilizada para visualizar las cavidades cardiacas. Su objetivo principal, es definir el tamaño y la forma del ventrículo izquierdo, así como también visualizar la forma y la movilidad de estructuras asociadas con las válvulas del corazón. Extraer la forma ventricular, ha sido uno de los principales problemas encontrados al aplicar las técnicas de Procesamiento Digital de Imágenes a imágenes de las cavidades cardiacas [1].

Aunque en la actualidad se desarrollan esfuerzos para detectar automáticamente los contornos ventriculares no se ha encontrado aún, ningún método capaz de resolver este problema de manera satisfactoria, adicionalmente las técnicas existentes no han sido validadas clínicamente.

Muchos de los métodos o técnicas empleados para la obtención de los contornos ventriculares establecen dos etapas o fases de trabajo. Una primera fase o etapa previa a la detección, mediante la cual se define un conjunto de puntos que pueden ser utilizados para construir un contorno inicial y una segunda fase que busca optimizar el contorno obtenido en la etapa anterior. Muchos autores coinciden en que la solución al problema de generación automática de un contorno aproximado debe estar relacionada, con la aplicación de técnicas basadas en inteligencia artificial [1]. En tal sentido, en el presente trabajo se propone el uso de las redes neurales para identificar los marcadores anatómicos necesarios para establecer una representación de un contorno inicial sobre imágenes angiograficas del ventrículo izquierdo.

En el presente trabajo se establecen un conjunto de consideraciones tanto teóricas como prácticas que permiten realizar el diseño y la verificación del comportamiento de redes neurales (N.N), para la detección de tres marcadores anatómicos del corazón. A partir de imágenes angiográficas, se construyó un conjunto de variables discriminantes compuestas por matrices de tamaño 31x31 tanto de las zonas de interés del ventrículo izquierdo como de otras regiones anatómicas. Una vez obtenidas las mencionadas matrices, se configuraron las bases de datos que constituyen el conjunto de patrones de entrada para las fases de entrenamiento, validación y prueba de las N.N., las cuales son sometidas posteriormente, a los procesos de simulación, bootstrapping y adaptación, hasta obtener resultados aceptables.

2. REDES NEURALES ARTIFICIALES

Existe una gran variedad de clasificaciones que intentan agrupar las diversas topologías generadas por las redes neurales artificiales. Sin embargo, de manera muy general, se pueden identificar tres clases de arquitecturas para las N.N. [2].

Redes de una sola capa, con alimentación hacia adelante: También conocidas como Perceptrones. Es una red acíclica, la cual transmite la “información” estrictamente, desde la entrada hacia la salida. A pesar de que ésta configuración posee capa de entrada y de salida, se dice que es de una sola capa porque la única que realiza operaciones de cálculo es la de salida.

Redes Multicapa prealimentadas: Conocidas como Perceptrones Multicapa (MLP). Se caracterizan por presentar una o más capas comprendidas entre la capa de entrada y la de salida, conocidas con el nombre de “capas ocultas”. Se dice que son alimentadas hacia adelante porque la información de salida de una capa constituye secuencialmente la data de entrada de la siguiente, obteniéndose en la capa de salida la respuesta integral de la red.

Redes Recurrentes: Una red neural recurrente se distingue de una red alimentada hacia delante porque posee al menos un camino de retroalimentación. El término retroalimentación se refiere a una situación en la cual la información de salida, de por lo menos una neurona, es aplicada a su propia entrada. Esto ocasiona un profundo impacto en la capacidad de aprendizaje de la red y por ende en su desenvolvimiento. Si se supone además que la red posee unidades no-lineales los caminos de retroalimentación constituyen elementos de retardo, haciendo que la red asuma un comportamiento dinámico no-lineal.

3. METODOLOGIA

Las variables discriminantes son obtenidas a partir de secuencias de imágenes dinámicas del corazón en formato DICOM facilitadas por el Centro Clínico Caracas, correspondiente a seis pacientes y de imágenes del pulmón, riñón y fetos obtenidas de forma libre en internet. Usando la secuencia de imágenes cardiacas en formato RAW de uno de los pacientes, se aplicó un proceso manual, para extraer un conjunto de subimágenes de tamaño 31x31, contentivas de los marcadores anatómicos más importantes al momento de caracterizar el ventrículo izquierdo. La asociación americana del corazón (AHA), define quince clases anatómicas de importancia para el establecimiento del contorno ventricular. Gérard Olivier puntualiza que de esas 15 regiones, las realmente claves son el Apex (AP), el lado anterior de la Válvula Aortica (VA) y el lado posterior de la Válvula Aortica (VP) [3]. Las citadas subimágenes fueron convertidas en vectores normalizados de 961 componentes cada uno; estableciéndose una base de datos de 50 vectores para cada marcador anatómico reseñado. Aplicando un procedimiento similar, se generó una base de datos contentiva de 225 vectores de 961 componentes, obtenidos de las imágenes bajadas de internet.

Luego se procedió a generar las bases de datos necesarias para cada red neural, se configuró una matriz \mathbf{P} , de 180 vectores en relación 1:4, es decir, por cada vector (\mathbf{a}_i) que representa un marcador anatómico, se introducen cuatro vectores (\mathbf{I}_i) relativos a no marcadores, es decir, la estructura parcial de \mathbf{P} es la siguiente: $\mathbf{P}=[\mathbf{a}_1 \mathbf{I}_1 \mathbf{I}_2 \mathbf{I}_3 \mathbf{I}_4 \mathbf{a}_2 \mathbf{I}_5 \mathbf{I}_6 \mathbf{I}_7 \mathbf{I}_8 \mathbf{a}_3 \mathbf{I}_9 \mathbf{I}_{10} \mathbf{I}_{11} \mathbf{I}_{12} \dots]$. Con el objeto de indicarle a la red cuales vectores de \mathbf{P} constituyen no marcadores y cuales representan ápex, se construyó una matriz de 180 etiquetas \mathbf{t} , respetando la misma relación establecida para \mathbf{P} , asignándole el valor de “-1” a los vectores ápex y “1” a los vectores no ápex, por tanto la estructura parcial de \mathbf{t} es: $\mathbf{t}=[-1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \dots]$

Es importante señalar que para clasificar a un vector como no marcador se tomó en cuenta el grado de diferencia que existe entre el mencionado vector -establecido mediante histogramas- y los que representan marcadores. Las matrices \mathbf{P} y \mathbf{t} constituyen los patrones de entrenamiento, de nuestra red neural.

Desarrollando un procedimiento análogo y usando los vectores restantes, se diseñaron las matrices relativas a los patrones de validación, etiquetas para validación, prueba y etiquetas para prueba. La función de estas matrices es mejorar la capacidad de generalización y la convergencia de una red neural. El Neural Networks Toolbox User Guide 4.2 [4], presenta un estudio comparativo que establece los tipos de configuración y los algoritmos de aprendizaje que se comportan mejor en dos categorías: Representación de funciones y Reconocimiento de patrones; recomendando la configuración que se indica a continuación para la segunda categoría: redes multicapa prealimentadas, con funciones de transferencia sigmoidales y algoritmo de backpropagation resiliente. La ventaja de este tipo de configuración es que el

tiempo de entrenamiento se reduce considerablemente en relación con otros algoritmos y además se garantiza una buena velocidad de convergencia ya que el mencionado algoritmo se apoya en solo en el signo de la derivada. Utilizando el criterio de la raíz se estableció tanto el número de capas ocultas como el número de neuronas de cada capa [5]. A partir de la información obtenida, se diseñó una red neural preliminar con la siguiente configuración: **961:31:6:2:1**.

Posteriormente se efectuó, la fase de *entrenamiento* que consiste en presentar a la entrada de la red diseñada, el conjunto de patrones de entrenamiento mencionado anteriormente; después de lo cual se identificó cada uno de los vectores que reconocía dicha red como ápex, detectando que la misma se estaba equivocando, en un número grande de imágenes que eran no ápex. Luego se aplicó el proceso de *bootstrapping*, que consiste en presentarle a la red los vectores no marcadores que erróneamente estaba identificando como marcadores. Debido a esto, la relación 1:4 utilizada originalmente fue modificada por una relación 1:10; generándose así una nueva red, que reflejaba un mejor comportamiento que la anterior. Agotado el proceso de bootstrapping, se obtuvieron redes mejor entrenadas, pero que identificaban un número exagerado de vectores para cada zona de interés, entonces se procedió a modificar en una unidad el número de neuronas de la segunda capa escondida, incrementándose a siete dicho número y se aplicó el proceso de *adaptación*, donde de forma heurística se le presentaba a las redes mejoradas, un mismo conjunto de patrones de entrada hasta obtener una respuesta satisfactoria en la salida de cada red, en la que no se aprecian problemas de sobreentrenamiento.

Cumplidos los mencionados procesos, se obtuvo la red neural definitiva, con la configuración: **961:31:7:2:1**, la cual arrojó resultados aceptables. La figura 1 muestra un diagrama de bloques de la metodología descrita anteriormente.

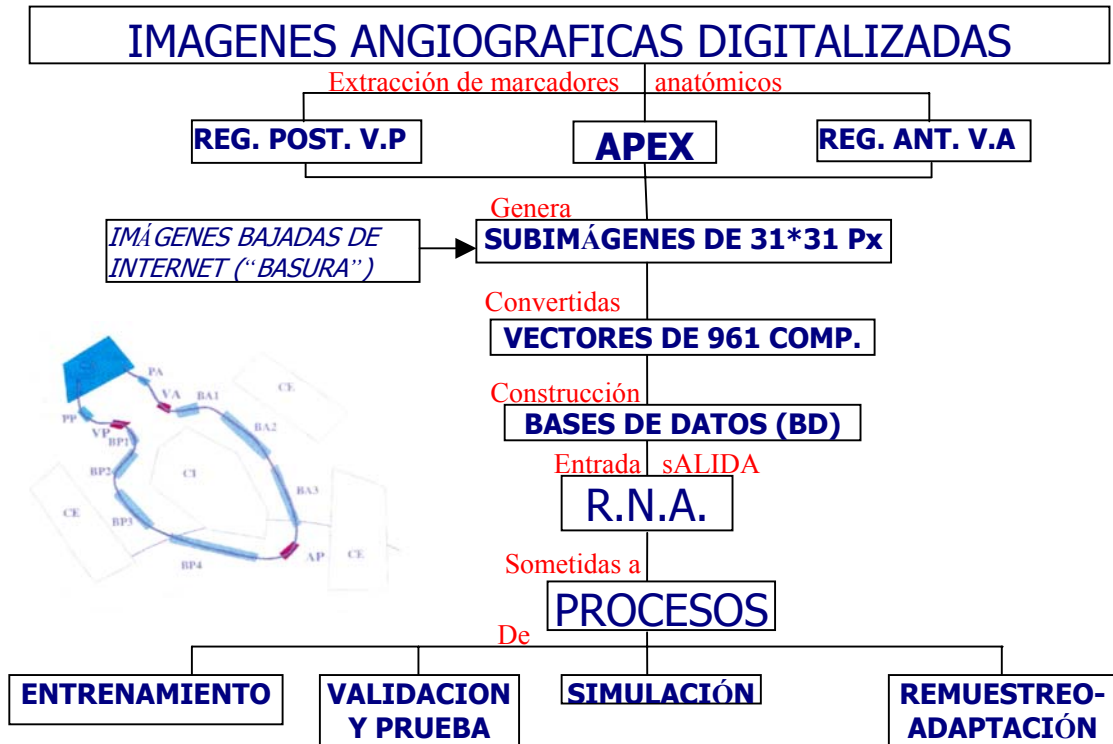


Figura 1. Diagrama de bloques del proceso seguido durante la investigación.

4. RESULTADOS

A la red diseñada se le presentaron un conjunto de imágenes con el objetivo de que las clasificara como marcador anatómico o no. Se observó que la red no presenta problemas de sobreentrenamiento. Aquellos patrones reconocidos como marcadores anatómicos son ubicados sobre la imagen con ayuda de cuadro de 31x31 píxel. Las coordenadas para la exacta ubicación del marcador anatómica están determinadas por el centroide de esta región cuadrada; obteniéndose los resultados que se muestran en la figura 2.

De un total de 21 imágenes presentadas, las redes empleadas desempeñaron un trabajo conjunto aceptable en las 15 imágenes remanentes, presentadas en la secuencia de imágenes de la figura 2.

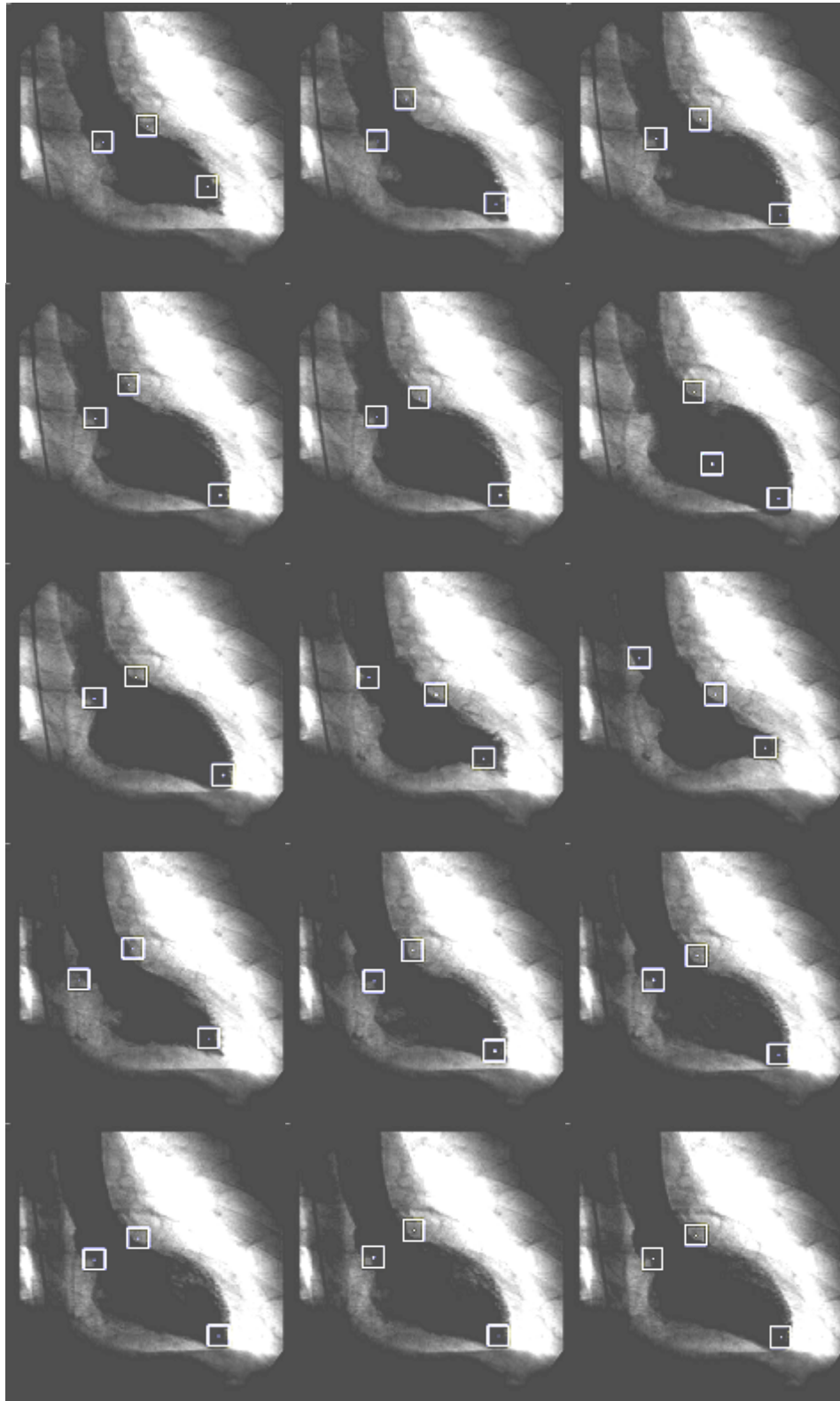


Figura 2. Secuencia de imágenes resaltando los marcadores anatómicos identificados

5. CONCLUSIONES

Las redes neurales generadas a lo largo de la presente investigación, identificaron los marcadores anatómicos primordiales, para la detección automática de los contornos ventriculares del corazón, a saber: la región del ápex y las regiones anterior y posterior a la válvula aórtica. Se verifica que tales patrones pueden ser identificados sin la necesidad de utilizar técnicas de preprocesamiento de los patrones de entrenamiento de cada red neural.

Los resultados obtenidos, permiten la construcción de aproximaciones iniciales de los contornos ventriculares los cuales pueden ser optimizados usando alguna técnica de detección de contornos, como por ejemplo, un Modelo de Cuerpos Deformables [6].

Agradecimiento

La realización de la presente investigación no hubiese sido posible sin el gran apoyo y respaldo brindado por el Centro Clínico Caracas, Universidad Nacional Experimental del Táchira y Universidad de los Andes Núcleo Táchira.

Referencias

- [1] Bankman I, "HandBook of Medical Images", Academic Press, San Diego, U.S.A, 2000.
- [2] Haykin S, "NEURAL NETWORKS. A Comprehensive Foundation", Prentice Hall, 2nd Edition, Usa, 1999.
- [3] Neural Networks toolbox Users Guide, Internet site address:
<http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/nnet/functionlist.html>
- [4] Olivier G, "Automatic Contour Detection by Ending Knowledge into Active Contour models", IEEE Workshop on Applications of Computer Vision Princeton, NJ, Usa, 1998.
- [5] Colina E, "Generalidades sobre Redes Neuronales". Universidad de los Andes, Mérida, Venezuela, 1995.
- [6] Bravo A, "Segmentación de Imágenes Ventriculográficas usando Modelos Deformables", Universidad de los Andes, Mérida, Venezuela, 1999.