

Clasificación de patrones cardiacos utilizando redes neuronales

Eduardo Rivera*

Francisco Antonio Rodríguez Campos

Jonathan Rodríguez

Resumen

Existen diferentes topologías de redes neuronales artificiales que pueden utilizarse en diferentes áreas. Una de las más utilizadas es la ART (Adaptive Resonance Theory), que tiene la capacidad de rápido aprendizaje, adaptabilidad a señales con cierto grado de parecido y retención de los patrones aprendidos. En el siguiente artículo se muestra el algoritmo de redes ART y una aplicación en reconocimiento usando esta topología, haciendo énfasis en el problema de procesamiento de las señales y cómo se resolvió en una aplicación específica para mejorar la capacidad de reconocimiento de una señal.

1. Introducción

El reconocimiento de patrones cardiacos es realizado de manera cualitativa por los médicos especialistas y, en los últimos años, ciertos fabricantes de equipo relacionado con la adquisición y monitoreo de la señal electrocardiográfica han incluido en éstos inteligencia artificial, que no es más que algoritmos de sistemas expertos, los cuales son capaces, en alguna manera, de cuantificar un patrón a través de comparaciones sucesivas, con lo que se tiene la limitante de que no se podrá tener un comportamiento dinámico del algoritmo, es decir que no se puede adaptar a cierto tipo de señales.

Un nuevo paso en inteligencia artificial ha sido el concepto de redes neuronales, en las cuales se ha buscado emular la forma de trabajo de las neuronas humanas de tal manera que se aprovechen las características de procesamiento que poseen las redes de neuronas del sistema nervioso.

En este artículo se presentará el tipo de red basada en la teoría de resonancia adaptativa (ART), para clasificar los datos provenientes de la parametrización de las señales electrocardiográficas.

2. Teoría de resonancia adaptativa (ART)

Las redes ART, en contraste a las demás arquitecturas de redes neuronales, posee un proceso de aprendizaje muy rápido, requiriendo solamente una señal de entrada para definir una categoría, no siendo necesario más que esta señal para que la red tenga la capacidad de discriminar o discernir los vectores de entrada, además de que este tipo de red neuronal tiene la capacidad de estar en un aprendizaje constante, por lo que quedará la posibilidad de actualizar las categorías, dependiendo de las restricciones que se definan en el diseño de la red. Es debido a esto que se utiliza esta topología para la clasificación de los patrones cardiacos; el comportamiento de este tipo de red se explicará a continuación.

La teoría de resonancia adaptativa (ART) fue introducida por Grossberg [1991] en 1976, la cual está compuesta principalmente por dos capas.

La primera capa consiste de un número de neuronas igual al número de entradas. La segunda contiene un número de neuronas igual al número de salidas (figura 1).

* Docentes de las Escuelas de Ingeniería Electrónica y Biomedica, Universidad Don Bosco.

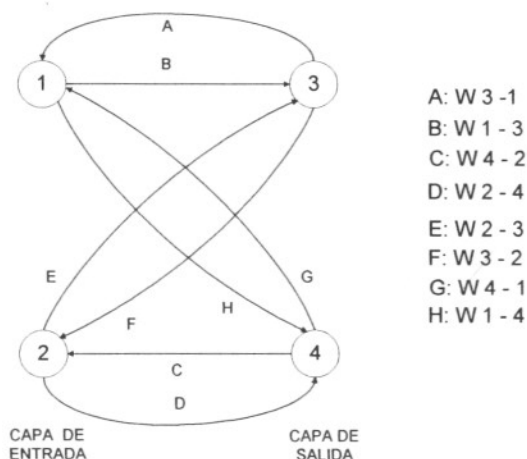


Figura 1: Estructura de una red ART

La característica principal de las redes ART es que cada neurona de entrada está conectada a cada neurona de salida y viceversa. Este peculiar arreglo proporciona características muy especiales a la red [Grossberg 1991]:

- Aprendizaje en línea, la red se encuentra en un constante aprendizaje, basándose en las señales de entrada.
- Plasticidad de aprendizaje, capacidad de aprender nuevos patrones.
- Estabilidad del aprendizaje, capacidad de retener patrones previamente aprendidos.

El término de "resonancia" se refiere al estado resonante de la red en el cual el vector prototipo de una categoría se equiparará al vector de entrada lo suficiente, para que el subsistema lo pueda catalogar dentro de una categoría de salida y retorne al inicio para recibir otro vector de entrada. La igualdad de vectores causa que la capa de entrada active el nodo correspondiente en la capa de salida.

La red ART utiliza un aprendizaje no supervisado de tipo competitivo. Las neuronas de la capa de salida compiten por activarse y sólo una de ellas permanece activa ante una determinada entrada a la red. Los pesos de las conexiones se ajustan en función de la neurona que haya resultado vencedora.

La selectividad de una señal entrante para ser catalogada dentro de un nodo de salida debe

estar dentro de un margen limitado por el parámetro de vigilancia " ρ ". El valor del parámetro se encuentra dentro de 0 y 1. Entre más cercano a 1 esté el parámetro más tendrá que ser la similitud del vector prototipo de una categoría con el vector de entrada para ser catalogado.

La red ART es capaz de crear su nodo de salida basándose en los patrones de entrada por medio de organización propia. Sólo cuando se ha llegado a un estado resonante la red es actualizada. La red es resonante sólo si el vector de entrada es similar al vector de una categoría o cuando se entrena por primera vez para cada categoría. La primera vez cualquier vector de entrada será resonante, el orden de salida dependerá del algoritmo que se implemente.

Para la aplicación presentada, se utilizará la topología ART2, la cual ha sido diseñada para el procesamiento de señales analógicas de entrada.

La red ART2 posee una estructura un tanto compleja, debido a que internamente las capas de entrada y salida poseen diferentes subcapas de tratamiento, como se muestra en la figura 2.

Estas subcapas se encargan de reducir el vector de entrada a su vector unitario en algunos casos. Como la red ART2 procesa señales analógicas, se deben reducir estos vectores a un vector unitario para poder clasificarlo en una categoría.

El proceso de clasificación se lleva a cabo mediante el vector resultante de entrada contra los pesos.

La figura 3 muestra el diagrama de flujo, el cual nos permite una mejor visualización del proceso del ART2.

El proceso de la ART2 es el siguiente:

La red consiste de dos partes F1 y F2. M número de neuronas de F1 y N el número de neuronas de salida. Las siguientes condiciones se deben cumplir para seleccionar los otros parámetros.

Las constantes a, b, c, d, e y θ son valores de ajuste para la red. Donde ρ es el parámetro

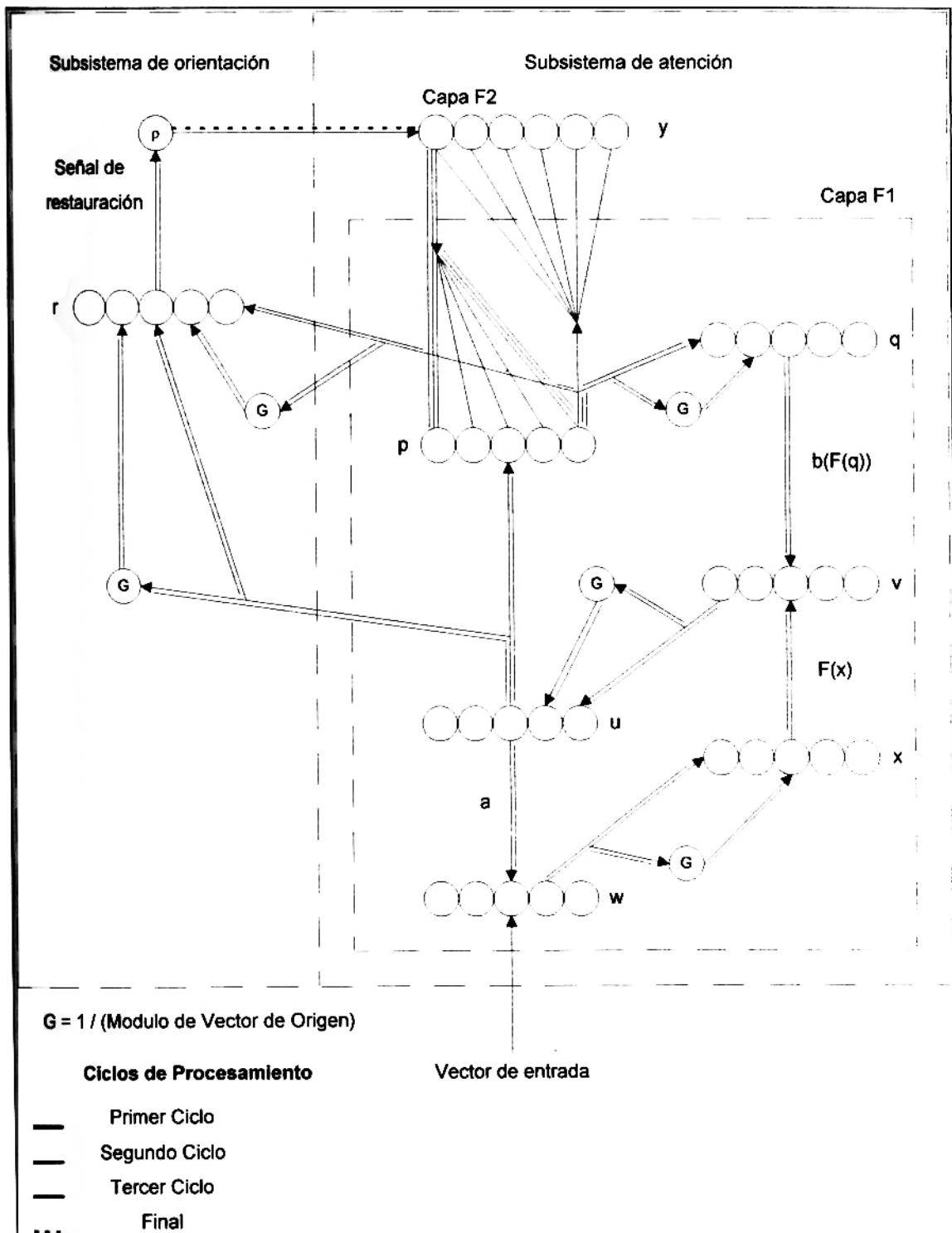


Figura 2. Diagrama de la topología de una red ART2.

de vigilancia y θ el mínimo valor de entrada análoga detectable.

$$a, b > 0$$

$$0 \leq d \leq 1$$

$$cd / (1 - d) \leq 1$$

$$0 \leq \theta \leq 1$$

$$0 \leq \rho \leq 1$$

$$e \ll 1$$

Todos los pesos descendentes tienen valores iniciales de cero.

$$Z_{ij}(0) = 0 \quad \text{Ec 1}$$

Todos los pesos ascendentes iniciales tienen el siguiente valor.

$$Z_{ji}(0) \leq 1 / ((1 - d) \sqrt{M}) \quad \text{Ec 2}$$

El procesamiento de la señal una vez se introduce el dato es:

- 1) Se ponen en cero los vectores de las capas y subcapas del sistema.

- 2) Se aplica el vector análogo de entrada I_i a la capa W de F1.

$$W_i = I_i + aU_i \quad \text{Ec 3}$$

- 3) W se propaga a la subcapa X.

$$X_i = W_i / (e + \|W\|) \quad \text{Ec 4}$$

El vector W se reduce a su vector unitario X si $e = 0$.

- 4) X se propaga a la capa V.

$$V_i = f(X_i) + bf(Q_i) \quad \text{Ec 5}$$

- 5) Se propaga a la subcapa U.

$$U_i = V_i / (e + \|V\|) \quad \text{Ec 6}$$

- 6) Se propaga hasta la subcapa P.

$$P_i = U_i + \delta Z_{ij} \quad \text{Ec 7}$$

- 7) P se propaga a la subcapa Q.

$$Q_i = P_i / (e + \|P\|) \quad \text{Ec 8}$$

- 8) Se repiten los pasos del 2 al 7 hasta que se estabilicen los datos. Generalmente dos veces es suficiente.

- 9) Se calcula la salida de la capa R.

$$R_i = (U_i + cP_i) / (e + \|U\| + c\|P\|) \quad \text{Ec 9}$$

- 10) Se propaga P hasta F2.

$$T_j = \sum_i P_i Z_{ji} \quad \text{para todas las filas} \quad \text{Ec 10}$$

- 11) Se selecciona el nodo ganador.

- 12) Se repiten los pasos 6 a 10.

- 13) Se modifican los pesos ascendentes de la unidad ganadora de F2.

$$Z_{ji} = U_i / (1 - d) \quad \text{Ec 11}$$

- 14) Se modifican los pesos descendentes de la unidad ganadora.

$$Z_{ij} = U_i / (1 - d) \quad \text{Ec 12}$$

- 15) Se elimina el vector de entrada y se ponen a cero los valores de capas y subcapas. Iniciando en el paso 1.

3. Preprocesado

La figura 4 muestra los tres diferentes anchos de banda que se utilizan en electrocardiografía.

Se utilizan tres anchos de banda elementales para la adquisición del biopotencial cardiaco.

Clínico: 0.05 a 100 Hz.

Monitoreo: 0.5 a 50 Hz.

Cardiotácometros: 12.5 a 21.5 Hz

Para la aplicación se utilizará el ancho de banda clínico, debido a que el electrocardiograma es una herramienta muy útil para el diagnóstico, pero el trazo por sí mismo no proporciona toda la información necesaria para realizar un diagnóstico.

Debido a que la señal ECG está formada por la suma de ondas bien diferenciadas, no es necesario el tener toda la señal (n cantidad de puntos de muestreo) para presentar a la red como entrada, sino que se puede generar una parametrización (figura 5) que contenga sólo las principales características y minimizar el número de entradas de la red.

A manera de evitar procesos innecesarios y optimizar recursos, inicialmente se trabajaría con una cantidad de 2000 entradas a la red, pero esto representaba, hasta cierto punto, subutilización de recursos; pensando en esto, se determinó con ayuda de un cardiólogo el

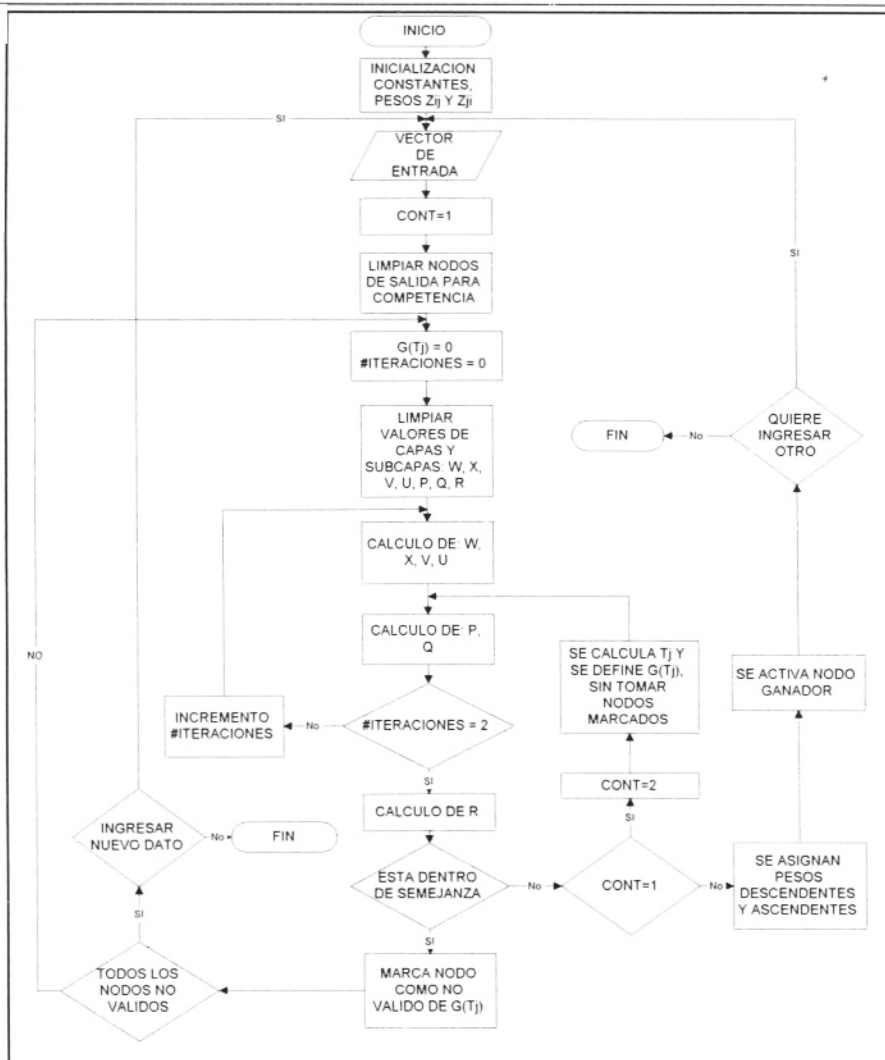


Figura 3. Diagrama de flujo del proceso de una red ART.

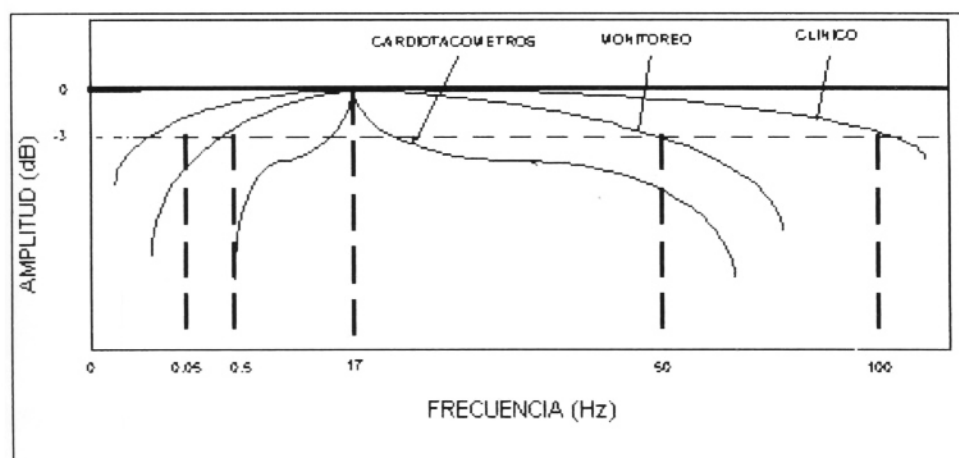


Figura 4. Ancho de banda de la señal ECG.

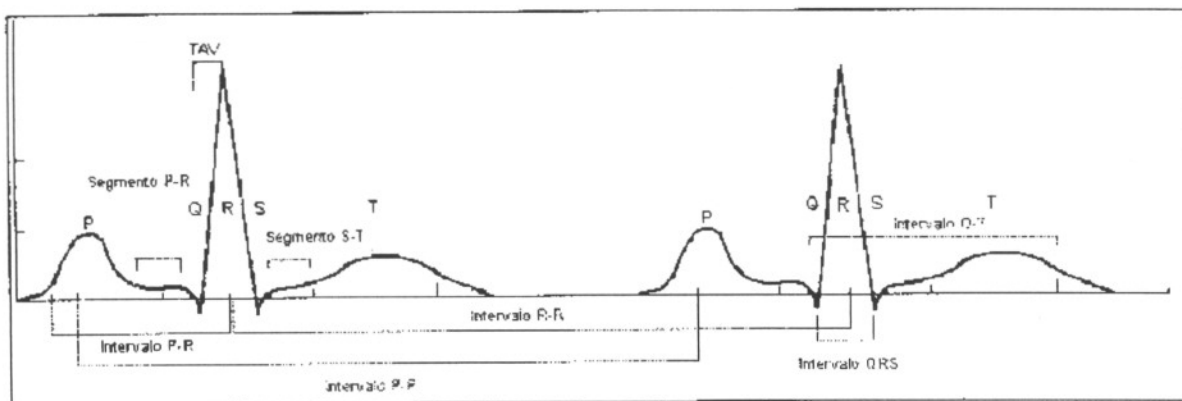


Figura 5. Parámetros señal de ECG.

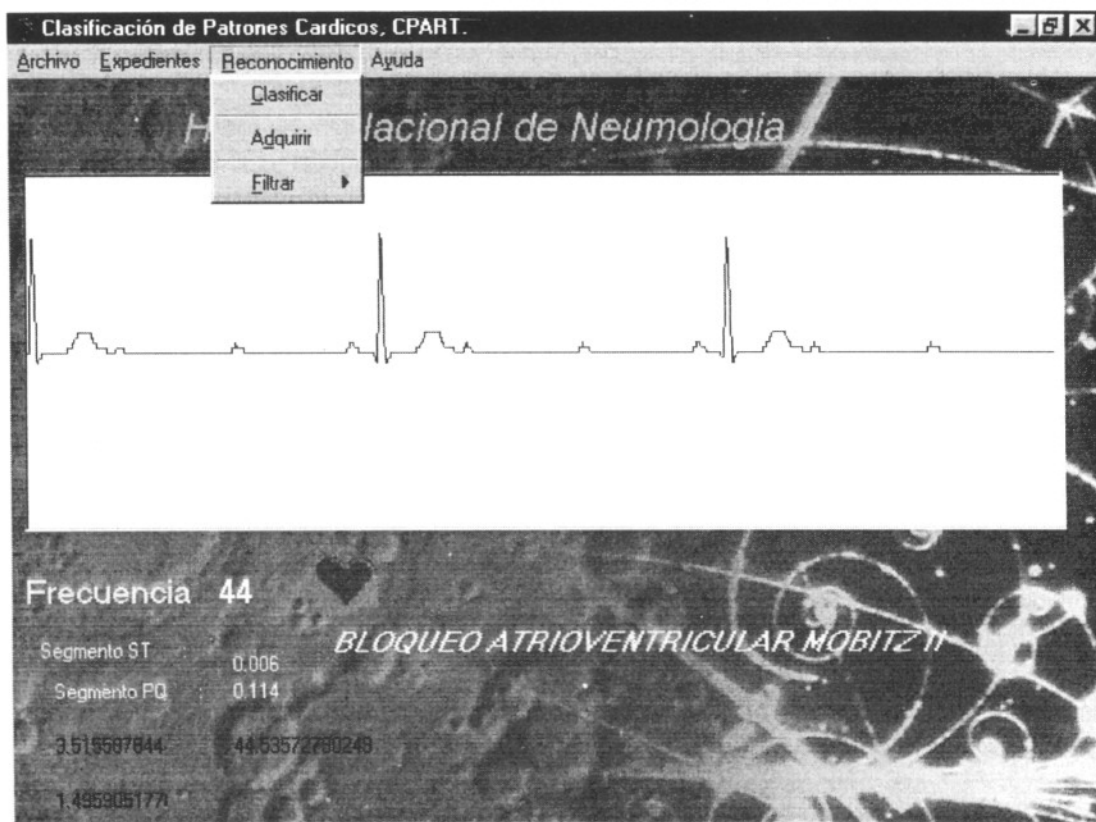


Figura 6. Pantalla principal de la aplicación.

disminuir el número de entradas a 14, basándose en los parámetros que el tomaba en cuenta en su diagnóstico, realizando pruebas con la señal completa y con la señal preprocesada, se determinó que el proceso de discriminación no presentaba errores significativos.

4. Aplicación

Como resultado de las bases teóricas descritas anteriormente, utilizando el lenguaje de programación Visual Basic y un adquisitor de datos con conexión serial, se obtuvo un sistema capaz de clasificar patrones de anomalías cardíacas, el cual se muestra en la figura 6. En dicha figura se observa la pantalla principal de la aplicación.

El sistema es capaz de reconocer señales cardíacas previamente aprendidas. Dichas señales pueden ser adquiridas o tomadas directamente de un archivo, ya que el programa tiene la capacidad de manejar una base de datos de señales y pacientes.

Al pedirle al sistema que clasifique una señal, se muestra un mensaje indicando a qué categoría pertenece el patrón de entrada, también son desplegados los principales parámetros, que fueron calculados en la etapa de preprocesado, que indican información importante para el diagnóstico clínico.

Adicionalmente, el sistema tiene incorporada la capacidad de asociar señales con las fichas de los pacientes existentes en la base de datos, así como generar reportes impresos de cada ficha de paciente y de las señales clasificadas.

Para validar el sistema, se realizaron pruebas preliminares con señales provenientes de un simulador de ECG, del cual se tomaron señales a diferentes frecuencias para entrenar la red. Una vez entrenada la red y comprobada su eficiencia, se procedió a adquirir señales de pacientes reales de la unidad de Cardiología del Hospital Nacional Rosales, aproximadamente unas 150 señales diferentes, con las que se

procedió a reconocer algunas de ellas, teniendo el problema que algunas de las señales presentaban demasiada interferencia, por lo que se perdía el patrón cardíaco, teniendo como resultado la implementación de filtros digitales para mejorarlas y rescatar algunas de ellas. Con estas señales ya mejoradas, se probó el sistema de nuevo, obteniendo un 75% de identificación de las señales, debido a que algunas de ellas pertenecían a topologías distintas de las señales de entrenamiento.

5. Conclusiones

El porcentaje de aceptación de la red mostró incremento en el reconocimiento al cambiar los parámetros de entrada a vectores unitarios, teniendo como resultado la independencia de las diferentes amplitudes que pueda tener una misma clase de patrón, proveniente de diferentes pacientes.

El sistema es flexible debido a que, aunque la aplicación está enfocada a patrones cardíacos, se puede utilizar el programa realizando ciertas modificaciones en el parametrizado para adaptarla a otro tipo de patrón de entrada (comunicaciones, finanzas, etc.)

Se realizaron pruebas preliminares con señales proporcionadas por un simulador de patrones ECG, las cuales se utilizaron como base del aprendizaje de la red, posteriormente se adquirieron señales de pacientes reales y la red las identificó con un porcentaje de aceptación del 75%, esto debido a que algunas de las señales adquiridas pertenecían a topologías diferentes a las entrenadas.

Debido a la baja frecuencia que presentan las señales ECG, no es necesario tener un sistema que adquiriera las muestras a gran velocidad, con lo que se reducen los costos de implementación. En caso de que el *software* se utilice en una aplicación distinta, se hace necesario verificar el tipo de señales a identificar, para determinar posibles cambios en el *hardware* que adquiere los datos.

Referencias

- Bronzino, Joseph. *The Biomedical Engineering Handbook*. First edition. IEEE-CRC press.
- Carola, Robert (1990). *Human Anatomy & Physiology*. Mc Graw Hill, E.U.A.
- Costales B. (1985). *Introducción al Lenguaje C*. Colección Ciencia Informática.
- Daskalov, Ivan K. (abril-1998). "Developments in ECG acquisition, preprocessing, parameter measurement, and recording". *IEEE, Engineering in Medicine and Biology Magazine*, pag. 50-58.
- De Graaff, Van (1995). *Concepts of Human Anatomy*. Win C. Brown Communications, Inc., Dubuque, IA. E.U.A.
- Fish, Louise (1986). *Advanced Arrhythmias, a practice workbook*. Resource Applications.
- Freeman, James A. y Skapura, David M. (1993). *Redes Neuronales (Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación)*. Addison-Wesley Iberoamericana, S. A., Delaware, E.U.A.
- Gail A. Carpenter, Stephen Grossberg (1991). *Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Networks*. A Bradford Book. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England.
- Herrera, Herbert Arnoldo (abril-1998). *Aplicación de Redes Nueronales al Pronóstico de Potencia Eléctrica*, tesis Universidad Centroamericana José Simeón Cañas.
- Hilera González, José Ramón y Martínez Hernando, Víctor José (1995). *Redes Neuronales Artificiales*. Addison-Wesley Iberoamericana, S. A., Wilmington, Delaware, E.U.A.. Edición RAMA.
- Lippman-Massie (1989). *Introduction to Electrocardiography*. Medical Year Book Publisher.
- Rao, Valluru B. (1995). *C++ Neural Networks and Fuzzy Logic*. Second edition. M and T Books.
- Tompkins, Willis (1993). *Biomedical Digital Signal Processing*. Prentice Hall.
- Varios (1994). *Diccionario de medicina*, Océano Mosby.