

Análisis de Electrocardiogramas Con Redes Neuronales Artificiales

José Dante Cortéz Guachalla

Josecg7@gmail.com

RESUMEN

En este artículo se trata de una aplicación de la Inteligencia artificial utilizando redes neuronales en el área de la Medicina. Aquí, se intenta describir todos en las implicaciones de tecnologías para la predicción de enfermedades electrocardíacas, tomando en cuenta que el corazón tiene pulsaciones eléctricas, el corazón emite ondas que pueden ser interpretados a través de un Perceptrón multicapa, tomando puntos característicos y de esta manera comparar los pulsos para determinar el ritmo cardíaco y enfermedad que padece una persona

PALABRAS CLAVE

Electrocardíacas, perceptrón multicapa, ritmo cardíaco, inteligencia artificial.

6. INTRODUCCION

La posibilidad de una predicción automática y exacta de las fallas del corazón a partir del análisis de electrocardiogramas (ECG) podría ser una parte importante en la medicina, ya que algunas veces los cardiólogos pueden identificar enfermedades y predecir eventos catastróficos, pero no siempre tienen éxito. Sin embargo, los ECG son el resultado de sistemas dinámicos no lineales y complejos, los cuales son considerados por muchos investigadores

como caóticos desde un punto de vista matemático. Las señales caóticas son extremadamente dependientes de las condiciones iniciales parecen aleatorias o con ruido, pero son el resultado de los sistemas determinísticos cerrados. Por esta razón la predicción automática de ECG es un verdadero reto

7. MARCO TEORICO

7.1 Redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales poseen una extensa aplicabilidad en el área de la medicina, en cuanto a control, prevención y monitoreo entre otras. La gran ventaja ofrecida por éstas, es su alta rapidez de respuesta, una vez hayan «aprendido». La analogía que existe entre las redes neuronales biológicas y las artificiales, da mayor claridad de su funcionamiento y da bases para pensar en cómo es posible que una red artificial pueda trabajar en la misma forma que lo hace una biológica y que además de esto produzca resultados importantes para el avance científico y tecnológico. Son muchos los tipos de redes utilizados en medicina para realizar diferentes desarrollos, para el reconocimiento de imágenes, diagnóstico de enfermedades, reconocimiento de la estructura proteica y demás. Por ejemplo cuando se habla de identificar ciertos patrones en señales que representan sistemas no lineales como en cardiología, se puede utilizar el perceptrón multicapa, backpropagation. Esta selección varía de acuerdo con el tipo de desarrollo que se desee realizar. La red neuronal backpropagation ha sido utilizada debido a su gran capacidad de

reconocimiento de patrones en entrenamiento supervisado, para análisis y diagnóstico de ECG (electrocardiograma).

El acercamiento del uso de sistemas basados en redes neuronales para el análisis y diagnóstico de señales biomédicas da fuerza a la idea de la interpretación automática de las mismas. Este proceso de automatización reduce la carga sobre el doctor, paramédicos o personal involucrado en situaciones de cuidado crítico. Algunos de los trabajos realizados analizan las señales tanto en el dominio del tiempo como en el de la frecuencia para lograr una mayor precisión. Una vez que se tienen los datos analizados del paciente y almacenados, se puede proceder a realizar los cuidados respectivos.

Otro ejemplo de la utilización de las redes neuronales artificiales se podría hacer con un perceptrón sencillo que determine qué síntomas se presentan (tos, dolor de cabeza) en la meningitis, neumonía y gripa. La forma en que el perceptrón aprende es sencilla, al tomar como pesos de entrada aleatorios números para cada enfermedad como 01 meningitis, 10 neumonía, 11 gripa, 00 ausencia de enfermedad (Figura 1). Las entradas serían tos 1 y dolor de cabeza 0. Con esto se calcularía un error que sería el *valor obtenido – el valor deseado*, que será la regla para cambiar los pesos hasta disminuir el error. Este ejemplo presenta un problema al utilizar el perceptrón, ya que si los valores caen por fuera de los establecidos para cada enfermedad, se podría quedar sin tratamiento al no presentar síntomas ya que el perceptrón de una capa hace separación lineal.

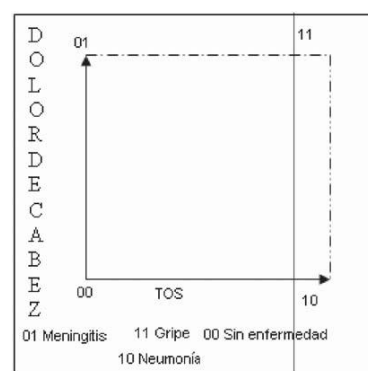


Figura 1.

8. SISTEMA ELÉCTRICO DEL CORAZON

El corazón humano es una bomba extraordinaria. La función del corazón es hacer circular (bombear) la sangre a todo el organismo para proporcionarle oxígeno y nutrientes y eliminar

los productos de desecho. El corazón es, explicándolo de forma sencilla, una bomba formada por tejido muscular. Como cualquier bomba, el corazón necesita una fuente de energía y oxígeno para poder funcionar. La acción de bombeo del corazón proviene de un sistema intrínseco de conducción eléctrica.

3.1 ¿Cómo late el corazón?

El impulso eléctrico se genera en el nódulo sinusal (también llamado nódulo sinoatrial o nódulo SA), que es una pequeña masa de tejido especializado localizada en el atrio derecho (la cavidad superior derecha) del corazón. El nódulo sinusal genera regularmente un impulso eléctrico (de 60 a 100 veces por minuto en condiciones normales). Ese estímulo eléctrico viaja a través de las vías de conducción (de forma parecida a como viaja la corriente eléctrica por los cables desde la central eléctrica hasta nuestras casas) y hace que las cavidades bajas del corazón se contraigan y bombeen la sangre hacia fuera. Los atrios derecho e izquierdo (las 2 cavidades superiores del corazón) son estimulados en primer lugar, y se contraen durante un breve período de tiempo antes de que lo hagan los ventrículos derecho e izquierdo (las 2 cavidades inferiores del corazón). El impulso eléctrico viaja desde el nódulo sinusal hasta el nódulo atrioventricular (su acrónimo en inglés es AV), donde se retrasan los impulsos durante un breve instante, y después continúa por la vía de conducción a través del haz de His hacia los ventrículos. El haz de His se divide en la rama derecha y en la rama izquierda, para proveer estímulo eléctrico a los dos ventrículos. En condiciones normales, mientras el impulso eléctrico se mueve por el corazón, éste se contrae entre 60 y 100 veces por minuto. Cada contracción de los ventrículos representa un latido. Los atrios se contraen una fracción de segundo antes que los ventrículos para que la sangre que contienen se vacíe en los ventrículos antes de que éstos se contraigan.

3.2- Electrocardiograma

(ECG/EKG, del alemán *Elektrokardiogramm*) es el gráfico que se obtiene con el electrocardiógrafo para medir la actividad eléctrica del corazón en forma de cinta gráfica continua. Es el instrumento principal de la electrofisiología cardíaca y tiene una función relevante en el cribado y diagnóstico de las enfermedades cardiovasculares, alteraciones metabólicas y la predisposición a una muerte súbita cardíaca. El nombre electrocardiograma está compuesto por *electro* que implica la actividad eléctrica, *cardio* del griego corazón y *grama*, también del griego, que significa escritura.

El electrocardiograma tiene la ventaja de ser un procedimiento médico con resultados disponibles inmediatamente, no es invasiva y es económica. En la escritura, se ha preferido el uso de *EKG* en vez de *ECG* por lo fácil que resulta confundir la *c* con una *e* del EEG.

El electrocardiograma es una prueba simple que permite representar gráficamente la actividad eléctrica del corazón

Esta actividad se detecta a través de una serie de electrodos conectados a la superficie externa del pecho del paciente

El electrocardiograma es indoloro y suele hacerse con el paciente estirado y tranquilo, excepto cuando se realiza durante

una prueba de esfuerzo. Sólo detecta alteraciones en el momento en que está en peligro de tener un infarto cardíaco, cuando su corazón puede estar en el proceso de un infarto o cuando ya ha tenido un previo infarto.

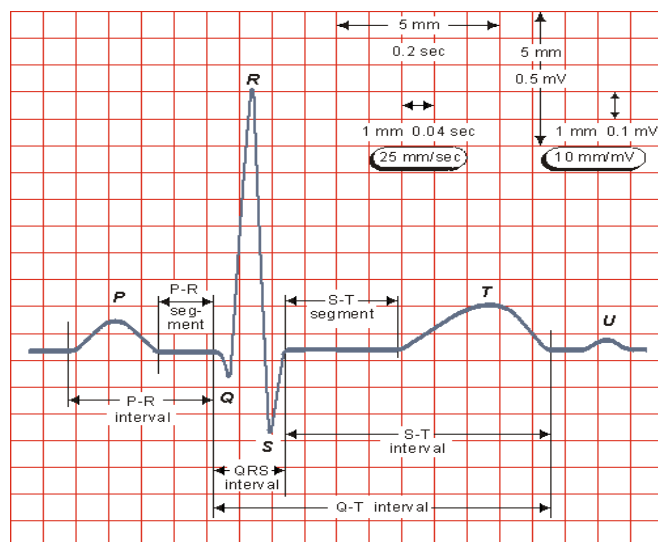


Figura 2

9. ONDAS DEL ECG

En algunos libros, se prefiere llamar ondas a los elementos gráficos de curso lento y deflexión a fenómenos de curso rápido. En un ECG normal, estas ondas siempre aparecen en el mismo orden.

- **Onda P:** Señala el inicio de la actividad auricular: despolarización de estas y propagación por el nodo sinoauricular.
- **Complejo o Deflexión QRS:** propagación del potencial de acción a ventrículos, señala el inicio de sus contracciones.
- **Onda T:** refleja el proceso de repolarización ventricular y es marcada antes de la relajación de los ventrículos.
- **Onda U:** visible en algunos casos y por lo general más visible en las derivaciones precordiales. Se desconoce su origen.

Además de esas ondas resulta de interés clínico el análisis del ECG por segmentos o intervalos, hay tres intervalos: intervalo P-Q, segmento S-T e intervalo Q-T. Más adelante analizaremos algunas patologías relacionadas con anomalías en el ECG (figura 3).

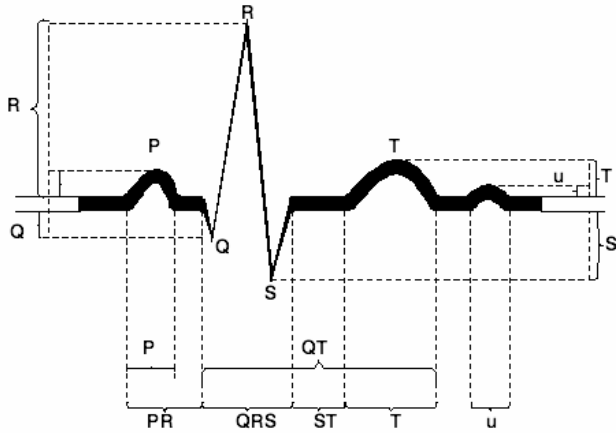


Figura 3

4.1 Separamiento lineal del electrocardiograma

Pero, para el desarrollo del sistema inteligente de reconocimiento de enfermedad coronaria (isquemia), se necesitó más que una red que hiciese separamiento lineal, una red capaz de hacer el reconocimiento no lineal, un modelo más complejo que el ejemplo anterior. (figura 4)

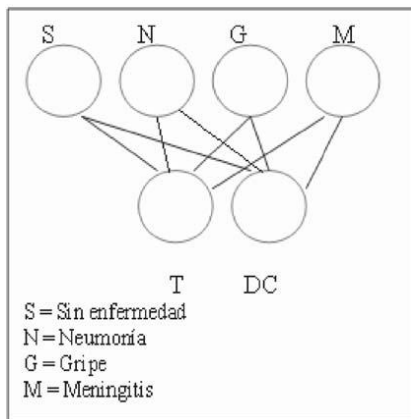


Figura 4

Inicialmente, se utilizó una red multicapa backpropagation:

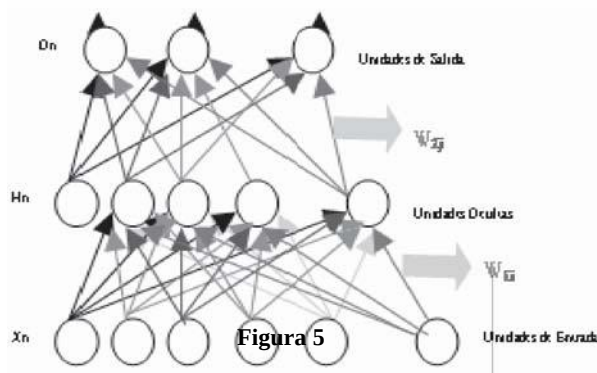


Figura 5

La red fue entrenada con señales electrocardiográficas con episodios de isquemia subendocárdica, subepicárdica y normales obtenidas de la base de datos del MIT BIH1. Se utilizó una sola derivación precordial (Figura 6).

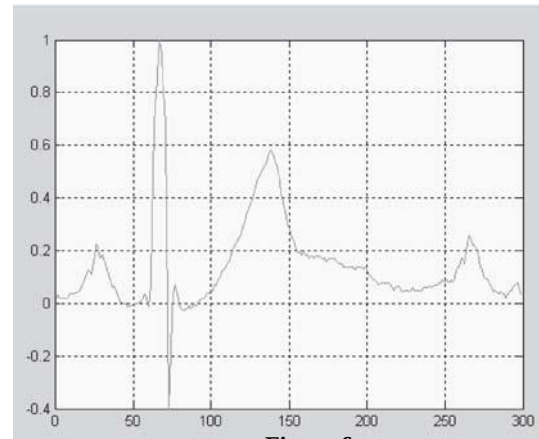


Figura 6

La arquitectura de la red utilizada fue la siguiente:

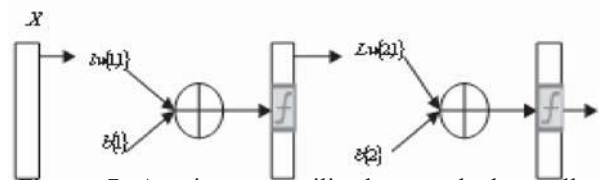


Figura 7 Arquitectura utilizada en el desarrollo del Análisis de Electrocardiogramas Con Redes Neuronales Artificiales

4.2 Red backpropagation

La red backpropagation, para poder realizar el reconocimiento adecuado de los episodios de isquemia, debió ser entrenada con señales libres de ruido o por lo menos con un bajo nivel de interferencia. Dentro de la etapa de aprendizaje de la red, ésta, debió actualizar sus pesos de acuerdo al error obtenido en cada época, este error debía disminuirse cada vez, esto, gracias al gradiente descendente, el cual busca el estado de mínimo error.

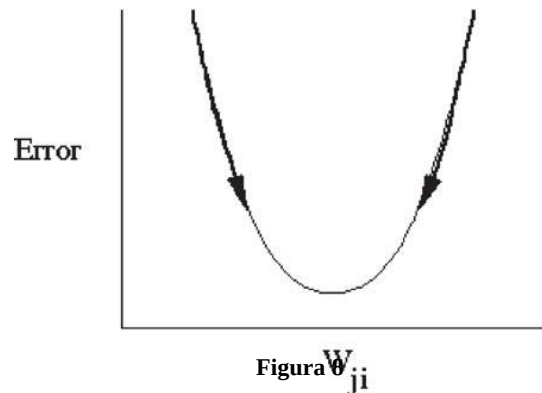


Figura 8

Cada unidad de entrada en una capa, está conectada en la dirección siguiente a cada unidad en la capa siguiente. Las activaciones fluyen desde la capa de entrada a través de la capa

oculta, hasta la capa de salida. Luego, se evalúa el error y basándose en éste, se reajustan los pesos de conexión de cada neurona, de manera que en la siguiente vez que se presente el mismo patrón, la salida se encuentre más cercana a la deseada, es decir, el error disminuye. Al llegar al mínimo de error deseado, el entrenamiento termina, y comienza la etapa de validación de la red. Para la validación se utilizaron 100 señales con episodios de isquemia subendocárdica, subepicárdica y normales, de estas 100 señales todas fueron correctamente identificadas por la red, obteniendo un error de 0.

5 Análisis de RNA a implementar

Nº de neuronas en la capa de entrada: Los ECG están recogido un archivo de texto (Entradas.txt) constituidos por una sucesión de 1024 valores numéricos que representan salidas en milivoltios (mV) del electrocardiograma. Las ondas R vienen determinadas por máximos en los ECG. Para poder identificarlos, debemos tomar en cuenta que el valor anterior y el posterior referente a un dato son ambos menores que el dato referente de tal forma que nos encontramos con un máximo.

Entonces la red neuronal debe tener 3 neuronas en la capa de entrada que permitan analizar cada vez tres valores contiguos del ECG. Tomando los valores de tres en tres y desplazándonos cada vez un registro más abajo hasta leer los últimos tres valores del archivo.

El Archivo Entradas.txt contiene: 22 33 44 125 46 78 90 37 -12 3 0 -14, 25..., las cuales están organizadas:

22 33 44

33 44 125

44 125 46

125 46 78...

Nº de neuronas en la capa de salida: la salida será de una sola neurona que dará un valor igual a "1" si nos encontramos ante un máximo, e igual a "0" si no lo es.

La salida deseada esta en el fichero salida.txt que esta constituidos por "0" y "1"

("1" cuando ocurre una onda R, "0" en caso contrario):

Entradas.....salida deseada

22 33 44.....0

33 44 125.....0

44 125 46.....1

125 46 78.....0

Nº de capas ocultas: Se utilizara una capa oculta.

Puesto que las salidas objetivo están compuestas por "0" y "1", tomamos como función de transferencia no lineal de la capa oculta y capa de salida la función LOGSIG:

$$a = \text{logsig}(n)$$

$$a = \frac{1}{1 + \exp^{-n}}$$

5.1 Entrenamiento

Para el entrenamiento supervisado utilizaremos el archivo Entrada0.txt junto con el archivo de salida salida0.txt. Para controlar el error utilizaremos el algoritmo de retropropagación de error, utilizando los siguientes datos:

* Cota de error: 0,001

* Velocidad de aprendizaje variable

Si conseguimos un error de entrenamiento igual o inferior a la cota de error fijada anteriormente, el entrenamiento termina con ÉXITO.

5.2.- Aprendizaje

El software recomendado para el desarrollo de implementación y aprendizaje es MAT-LAB en las que varias funciones para el aprendizaje de una red neuronal, nosotros utilizaremos los de basados en *backpropagation*: *Traingd*, *Traingdm*, *Traingda* Y *Traingdx*.

Traingd, la función TRAINGD implementa el método clásico (gradiente descendente) de

backpropagation de:

$$w_{ij}^n(k) = w_{ij}^n(k-1) - \alpha \frac{\partial \text{error}(k)}{\partial w_{ij}^n}$$

Traingdm, la función TRAINGDM implementa el algoritmo de *backpropagation* con un término

$$w_{ij}^n(k) = w_{ij}^n(k-1) - \alpha \frac{\partial \text{error}(k)}{\partial w_{ij}^n} + \eta [w_{ij}^n(k-1) - w_{ij}^n(k-2)]$$

adicional de momento:

El nuevo término tiene en cuenta el incremento que sufrió el parámetro en la iteración anterior:

$[w_{ij}^n(k-1) - w_{ij}^n(k-2)]$ cada vez que hace un nuevo cambio en pesos o umbrales. Esto proporciona una mayor estabilidad al algoritmo.

Traingda, la función TRAINGDA implementa el algoritmo de *backpropagation* con velocidad de aprendizaje variable, intentando moverse por la superficie de error con el mayor "peso" posible, pero manteniendo la estabilidad. El valor inicial de la velocidad viene dado por

net.trainParam.lr. Si el error cometido en un ciclo de aprendizaje, supera al error cometido en el ciclo anterior en una cantidad igual o superior a *maxperfinc*, entonces los nuevos parámetros (pesos y umbrales) se descartan, la velocidad de aprendizaje se reduce en un factor *lrdec*.

Traingdx, la función TRAINGDX implementa el algoritmo de *backpropagation* con término adicional de momento y velocidad de aprendizaje variable. Es un algoritmo de convergencia rápida.

10. CONCLUSION

La posibilidad de contar con un método de análisis rápido y a la vez fiable abre nuevas expectativas en su utilización a diversos sistemas de uso en pacientes en estado crítico y que requieren un tratamiento muy vigilado, el cual requiere tiempo y paciencia

tanto en las unidades de cuidados intensivos como en centros de salud

Este trabajo es sin duda una muestra más de lo que científicos de la computación a través de los años han querido lograr, una especie de «cerebro electrónico» capaz de almacenar y procesar inmensos almacenes de conocimiento, con la esperanza que ellos pudieran hacerse «médicos artificiales» y pudieran ayudar en rapidez, a los profesionales clínicos en el logro del diagnóstico

11. BIBLIOGRAFIA

Paginas de internet

- [5] Archivos de medicina
- [6] <http://www.clagir.com/computronica/2008/06/27/perceptro>
n/
- [7] <http://geocities.com/CapeCanaveral/Hangar/4434/ai.html>
- [8] <http://www.coiera.com/bk-intro.htm>.