

CAPÍTULO 6

SISTEMAS CONEXIONISTAS EN EL PROCESADO DE SEÑALES BIOMÉDICAS

**Antonino Santos¹, Manuel A. Linares¹, Rodrigo Rivas¹,
Francisco J. Novoa¹, Ana Belén Rodríguez¹, José M. Barreiro²**

¹ *Departamento de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones de la Universidad de A Coruña*

² *Facultad de Informática de la UPM*

En este trabajo se analiza la aplicación de técnicas de Sistemas Conexionistas en el procesado de señales biomédicas. En este campo establecer un diagnóstico correcto es tan importante como realizarlo con tiempo suficiente para permitir un tratamiento eficaz. En consecuencia, el personal médico puede encontrar en las herramientas de predicción del estado del paciente una ayuda valiosa para su trabajo. En estos sistemas normalmente es prioritaria la exactitud de la predicción, por encima de la extensión temporal de la misma. En particular estas técnicas consisten en una serie de pasos comunes:

- *Procesado previo de la señal: adaptación de la señal a los requisitos de entrada del sistema, como los valores límite, las frecuencias de corte y de muestreo, etc.*
- *Entrenamiento del Sistema Conexionista utilizando un conjunto de patrones de entrenamiento generados a partir de las señales recogidas previamente.*
- *Presentación de una ventana temporal de la señal a la entrada del sistema.*
- *Obtención de la predicción de la señal a la salida del sistema.*

Con el fin de comprobar la adecuación de estas técnicas se ha desarrollado una aplicación basada en Redes de Neuronas Artificiales para la predicción de la frecuencia cardíaca de pacientes ingresados en Unidades de Cuidados Intensivos. En este caso se utiliza una red de neuronas tipo FeedForward con un esquema de aprendizaje por retropropagación del error, una capa oculta y 23 elementos de procesado en cada capa. El procesado previo de la señal consiste en un filtrado en frecuencia.

En el caso práctico desarrollado se han obtenido resultados adecuados con un sistema relativamente simple. Se esperan obtener resultados más precisos

utilizando otros tipos de redes (con retardos temporales, por ejemplo). En trabajos futuros se contemplará la posibilidad de ampliar el número de patrones de entrenamiento, y generalizar el sistema al uso de otras señales distintas a la de la frecuencia cardíaca.

Palabras clave: biomedicina, procesado de señales, predicción, sistemas conexionistas

6.1 INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas se ha producido un gran desarrollo en la tecnología utilizada en los sistemas de diagnóstico médico, lo que permite disponer de una gran cantidad de información referente a un paciente en un momento dado, mejorando las posibilidades de los diagnósticos y sus tratamientos. En ocasiones la información involucrada en estos sistemas se puede utilizar directamente, aunque generalmente será necesario un tratamiento previo de los datos que facilite su interpretación. En este contexto se han desarrollado múltiples sistemas informáticos que incluyen desde técnicas estadísticas hasta aproximaciones de Inteligencia Artificial, tanto simbólica como conexionista.

Sin embargo, en algunas ocasiones, como es el caso de las Unidades de Cuidados Intensivos, es tan importante conocer el estado actual del paciente como ser capaz de anticiparse a futuras situaciones. Para realizar estas predicciones, en lugar de sistemas informáticos convencionales, es preferible utilizar otras técnicas, como por ejemplo las Redes de Neuronas Artificiales [1].

La información biológica generalmente se representa como una señal continua en el tiempo, como por ejemplo la presión intracraneal o la diferencia de potencial en las membranas neuronales o de fibras musculares. Esta señal de naturaleza continua no resulta computacionalmente manejable, por lo que primero se debe muestrear, de manera que se traduzca en una señal discreta, con un número finito de valores.

Es necesario además considerar una clasificación de las señales según otros criterios. Por ejemplo, utilizando su variación en el tiempo se puede distinguir entre señales estacionarias, deterministas y aleatorias [2].

En el caso más simple se consideran señales estacionarias, que se definen como aquellas en las que los parámetros estadísticos que las describen (media, varianza, etc.) no varían con el tiempo. El análisis de una señal estacionaria se limita a caracterizar los parámetros significativos, con lo que se resume adecuadamente la información.

Un tipo más importante de señales es el de las señales deterministas. En estas señales, a partir del análisis de un rango temporal suficientemente significativo, es posible predecir un estado futuro. A su vez las señales deterministas pueden dividirse en periódicas y no periódicas (o transitorias). Las señales biológicas normalmente están compuestas por una parte determinista y por otra no determinista, de manera que se pueden predecir utilizando distribuciones estadísticas de probabilidad, por medio de intervalos de confianza.

Un tercer tipo de señales son las aleatorias, en las que los datos se pueden presentar en cualquier orden, de manera que no es posible su predicción, y su análisis requiere distribuciones de probabilidad.

6.2 PROCESADO DE SEÑALES BIOMÉDICAS

El primer paso previo al procesado de la señal deberá centrarse en el análisis de la señal y el estudio de su naturaleza. Esto es: si es una señal estacionaria, determinista o aleatoria.

A continuación se realizará un preprocesado previo de la señal, necesario para que análisis posteriores produzcan resultados adecuados. Es necesario considerar la naturaleza de la señal y sus propiedades para realizar correctamente esta tarea. En este preprocesado se pueden aplicar multitud de operaciones: eliminación de datos erróneos, escalado, centrado, filtrado, interpolaciones, etc.

Posteriormente, se procede al procesado de la señal. Existen multitud de técnicas de procesado, las más simples se utilizan en el dominio temporal, pero la mayoría requieren un cambio de dominio, aplicando una transformada [3] [4].

Las técnicas en el dominio temporal comprenden la mayoría de los análisis estadísticos (media, varianza, regresión, correlación, etc.).

Las técnicas en el dominio de la frecuencia se pueden utilizar aplicando la Transformada Discreta de Fourier, y entre otras permiten el estudio de la

densidad espectral de potencia y la utilización de filtros. La densidad espectral de potencia es una medida de cuáles son las frecuencias principales en la señal, es decir cuáles son los ciclos, si es que los hay, en los que se repite su comportamiento. Un filtro de frecuencia es una operación que elimina o atenúa ciertas frecuencias mientras que mantiene otras intactas. Se pueden clasificar en varios tipos:

- Filtro paso bajo: permite el paso de las bajas frecuencias y elimina o atenúa las altas. De esta manera se obtiene una especie de envolvente de la señal, que registra las variaciones a largo plazo, e ignora las fluctuaciones rápidas. Se utiliza a menudo también para eliminar el ruido de la señal y para reducir el número de muestras significativas, ya que la señal así filtrada tendrá un menor ancho de banda.
- Filtro paso alto: permite el paso de frecuencias por encima de una dada, atenuando o eliminando las inferiores. Así se consigue un registro de los cambios rápidos en la señal, sin considerar las tendencias sufridas a lo largo del tiempo.
- Filtro paso banda: restringe la señal a una banda de frecuencias dada, eliminando las superiores e inferiores a ésta.

El objetivo de todos estos análisis es predecir el futuro próximo de ciertos parámetros biomédicos, de manera que se pueda aplicar un tratamiento adecuado.

6.3 APROXIMACIONES CONEXIONISTAS

Existen multitud de sistemas conexionistas aplicables al procesado y predicción de señales biomédicas. Lo habitual en todos ellos es presentar a la entrada del sistema una ventana temporal de la señal debidamente preprocesada [5]. De esta manera, utilizando una serie de patrones de entrenamiento se realiza el aprendizaje del sistema, consistente en el ajuste de los pesos de las entradas a los elementos de procesado. Este aprendizaje puede ser supervisado o no supervisado, según se proporcionen o no las salidas deseadas para cada uno de los patrones de entrada.

6.4 EJEMPLO PRÁCTICO

A continuación se presenta una aplicación que utiliza una Red de Neuronas Artificiales para predecir la evolución de la Frecuencia Cardíaca en pacientes ingresados en Unidades de Cuidados Intensivos.

La primera tarea que se debe realizar es el preprocesado de la señal de Frecuencia Cardíaca. Para ello, primero se eliminan los datos considerados erróneos, definiendo un rango de valores válidos y descartando aquellos que no estén comprendidos en él. También se considera un umbral de pendiente, de manera que si en algún punto la derivada de la señal supera este umbral el dato correspondiente se descarta. Los datos así considerados erróneos se sustituyen por una estimación calculada a partir de los datos adyacentes. En

el caso en el que el porcentaje de errores sea superior al 8% se descarta la señal entera [6].

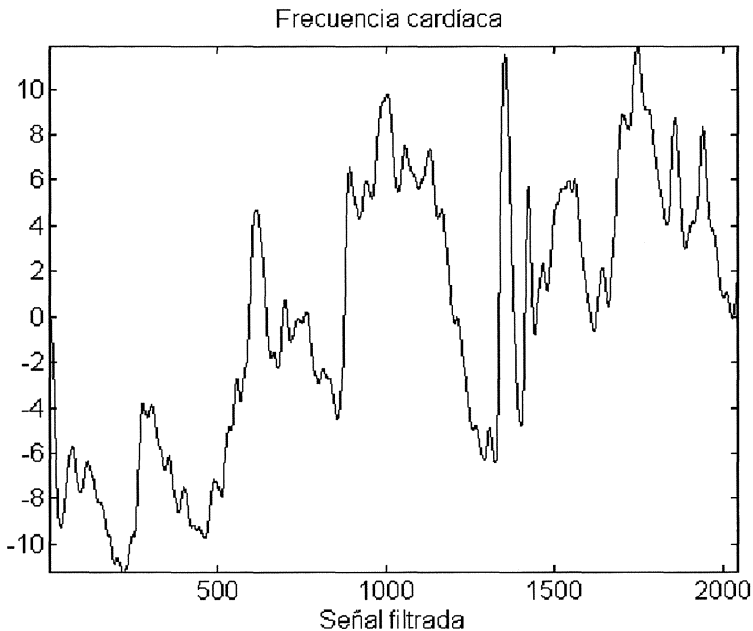


Figura 1. Señal preprocesada.

A continuación se le aplica a la señal un filtro de frecuencia, que después de varios estudios experimentales se ha ajustado para eliminar las frecuencias comprendidas entre 0.00125 y 0.025 aplicado sobre una señal de período 20 segundos. De esta manera se elimina la mayor parte del ruido y se reduce a cantidad de información que es necesario manejar, obteniendo la envolvente de la señal.

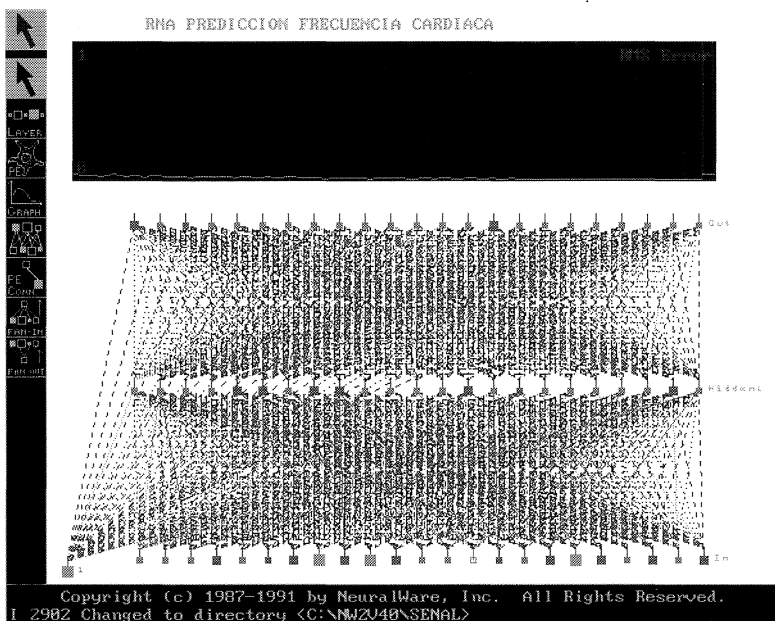


Figura 2. RNA Feedforward

La señal filtrada de esta manera se normaliza para que sus valores estén comprendidos entre 0 y 1, y se presentan a la entrada de una red *feedforward* multicapa con un esquema de aprendizaje de retropropagación del error (*backpropagation*) [5] [7] [8]. Las redes de este tipo se componen de varias capas de elementos de procesado: una de entrada, otra de salida, y una o más ocultas. En este ejemplo en particular se dispone una sola capa oculta y se sitúan 23 EP en cada una de las tres capas. El algoritmo de aprendizaje consiste en ajustar los pesos de las entradas de cada EP, de manera que se minimice cierta medida del error a la salida de la red. Esto se

consigue utilizando un método de gradiente, de tal manera que se actualizan los pesos de entrada de un EP en función del error estimado a la salida de éste. Y esta estimación del error se calcula a partir de los errores y los pesos de los EP de la capa siguiente. De esta manera, el error se “propaga” hacia atrás. Es por tanto un aprendizaje supervisado, pues es necesario conocer la salida deseada para calcular ese error.

La salida de cada uno de los elementos de procesado se calcula a partir de sus entradas realizando la suma ponderada de todas ellas con los pesos adaptados, y aplicándole una función de transferencia (la sigmoideal, en este caso).

En resumen, se ha diseñado una RNA *"feedforward"* con tres capas de elementos de procesado (entrada, oculta y salida) y con 23 EP en cada una. El algoritmo de entrenamiento utilizado es supervisado y se ha aplicado un esquema de aprendizaje de retropropagación del error *"backpropagation"*, utilizando patrones de entrada con su correspondiente salida deseada. La regla de entrenamiento es la Delta Normal, y la función de transferencia, la sigmoideal. A la entrada del sistema se presentan ventanas temporales de 12 horas. Después de un entrenamiento con 5928 patrones se consigue un criterio de convergencia de 0.001. Analizando los resultados así obtenidos se observa un error medio de 0.5 en cada elemento de procesado. A pesar de esto la envolvente de la señal obtenida está próxima a la deseada, lo cual, considerando la dificultad del problema, se puede considerar satisfactorio.

6.5 CONCLUSIONES

Los Sistemas Conexionistas pueden ser de utilidad en sistemas de diagnóstico y tratamiento, pues aportan información adicional a los expertos, apoyándolos en la toma de decisiones. Son capaces de predecir la evolución futura de las señales biomédicas, de manera que se puede anticipar el diagnóstico y proporcionar así un tratamiento más eficaz.

En el ejemplo expuesto se han obtenido resultados adecuados con un sistema relativamente simple. Consiste básicamente en realizar un procesado previo de la señal, ajustando las frecuencias de corte y de muestreo. A continuación se procede al entrenamiento de un Sistema Conexionista "*FeedForward*" con retropropagación del error utilizando un conjunto de patrones de entrenamiento seleccionado previamente. Se le presenta a la entrada del sistema una ventana temporal de la señal y producirá como salida la predicción de la misma.

Aquí se ha utilizado un sistema relativamente simple. Es de esperar que se obtengan resultados más precisos empleando tipos de redes más sofisticados (con retardos temporales, por ejemplo). También sería conveniente ampliar el número de patrones de entrenamiento, y ampliar el sistema para trabajar con otras señales distintas de la Frecuencia Cardíaca.

6.6 BIBLIOGRAFÍA

- [1] Maren, A., Harston, C., Pap, R. "Handbook of Neural Computing Applications". Academic Press. Harcourt Brace Jovanovich Publishers, 1990.
- [2] Oppenheim, A.V., Willsky, A.S., Young, I.T. "Señales y sistemas". Prentice-Hall. 1994.
- [3] Hecht-Nielsen, R. "Nearest matched filter classification of spatio-temporal patterns". Applied Optics, 26, 1987.
- [4] Tank, D. & Hopfield, J.J. "Concentrating information in time: Analog neural networks with applications to speech recognition problems". Proc. IEEE First Int. Conf. Neural Networks, San Diego, CA., 1987.
- [5] Goldberg, K.Y. & Pearlmutter, B.A. "Using Backpropagation with Temporal Windows to Learn the Dynamics of the CMU Direct Drive Arm II". D.S. Touretzky Ed., Advanced in Neural Information Processing Systems I, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 356-363, 1989.
- [6] Elman, J.L. "Finding structure in time". Cognitive Science, 14, 179-211, 1990.
- [7] Bengio, Y., Cardin, R., de Mori, R. & Merlo, E. "Programmable Execution of Multi-Layered Networks for Automatic Speech Recognition". Communications of the ACM, 32, 195-199, 1989.

- [8] Deprit, E. "Implementing recurrent back-propagation on the Connection Machine". *Neural Networks*, 2, 195-314, 1989.