

Evaluación de riesgo de muerte súbita cardiaca mediante un sistema neurodifuso

H.G. Arriola Zorrilla,*
M.A. Reyna Carranza**

- * Estudiante del Doctorado en Ciencias e Ingeniería de la Universidad Autónoma de Baja California (UABC-Mexicali).
** Líder del Cuerpo Académico de Bioingeniería y Salud Ambiental de la UABC-Mexicali.

Correspondencia:
Dr. Marco Antonio Reyna Carranza.
Lerdo de Tejada Núm. 1699,
Col. República Mexicana
Mexicali, B.C. 21257
Tel: (686) 5 66 41 50
mreyna@uabc.mc

Artículo recibido: 4/octubre/2008
Artículo aceptado: 5/febrero/2009

RESUMEN

Las enfermedades cardiovasculares son una de las causas principales de mortalidad en el mundo. En nuestros días, cada vez son mayores los esfuerzos que se realizan para mejorar la prognosis y/o la diagnosis mediante el desarrollo de métodos no invasivos. La mayoría de estos métodos evalúan algún tipo de riesgo de enfermedad o de muerte cardiovascular, ya sea utilizando técnicas como el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca (HRV por sus siglas en inglés de *Heart Rate Variability*), o redes neuronales, o lógica difusa, entre otras. En este artículo se propone combinar la lógica difusa con redes neuronales para construir un sistema neurodifuso, que coadyuve en la prognosis de la evaluación de riesgo de muerte súbita cardiaca, utilizando para ello datos de entrada como las variables clínicas convencionales y otras más complejas como las de la HRV. Se construyeron tres grupos de individuos en función del riesgo de muerte súbita cardiaca detectada y valorada por dos cardiólogos. Los sujetos fueron clasificados como de bajo ($n = 54$), medio ($n = 28$) y alto ($n = 7$) riesgo, valorando las variables de: Edad, género sexual, índice de masa corporal, glucosa en sangre, presión arterial sistólica, presión arterial diastólica, hábito de fumar, antecedentes familiares de algún tipo de estrés cardiovascular y si padecía en la actualidad de alguna enfermedad cardiovascular. La red neurodifusa construida fue del tipo *backpropagation*, la cual se entrenó con el 80% de los datos, otro 10% se usó para validación cruzada y el 10% restante para prueba. Los niveles de riesgo de muerte súbita cardiaca proporcionados por la red fueron tres: Alto, medio o bajo. Estos niveles fueron obtenidos, primero analizando las variables clínicas convencionales de todos los sujetos muestra ($n = 89$), logrando una sensibilidad (SE) del 30%, una especificidad (ES) del 96% y una exactitud (EX) del 60%; luego utilizando como datos de entrada a la red tanto las variables convencionales como las de la HRV de los mismos sujetos muestra ($n = 89$) se logró una SE del 79%, una ES del 87% y una EX del 85%.

Palabras clave: Redes neurodifusas, VFC, riesgo de muerte súbita cardiaca, Mexicali.

ABSTRACT

Cardiovascular diseases are among the main causes of mortality in the world. Recently, more and more efforts are made to improve the prognosis and/or diagnosis by non-invasive methods development.

Most of these methods like Heart Rate Variability (HRV) analysis, neural networks, fuzzy logic, and others, evaluate some kind of risk to suffer cardiovascular death or disease. In this article we propose to mix fuzzy logic and neural networks to construct a neuro-fuzzy logic system that helps with the prognosis of sudden cardiac death risk, using as input data conventional clinical variables and more complex ones like HRV. The studied sample subjects were divided in three risk groups: low (n = 54), medium (n = 28) and high (n = 7) according to two cardiologists opinion about their sudden cardiac death risk level, taking into account variables like: age, gender, body mass index, blood glucose levels, systolic blood pressure, diastolic blood pressure, smoking, antecedents of cardiovascular disease, and current cardiovascular illnesses. The constructed neuro-fuzzy network was a backpropagation type, obtained by treatment of 80% of the data; the other 10% was used for crossed validation, and the remaining 10%, for testing. The sudden cardiac death risk levels, outputted by the network were: high, medium and low obtained by analysis of the conventional clinical variables related to all the sample subjects (n = 89), producing a sensibility (SE) of 62%, specificity (SP) of 78%, and accuracy (ACC) of 73%. Then, using both sets of variables: conventional clinical and HRV ones as input data for the same sample subjects (n = 89), SE of 79%, SP of 87% and ACC of 79% were obtained.

Key Words: Fuzzy-logic, HRV, sudden cardiac death, Mexicali.

INTRODUCCIÓN

Actualmente en México y en el mundo las enfermedades cardiacas son las causas principales de mortalidad¹, por esa razón existe un interés evidente en el desarrollo de modelos que tiendan a mejorar las técnicas del análisis, de la diagnosis y de la prognosis de riesgo de muerte súbita cardiaca. La evaluación de la señal electrocardiográfica (ECG), es sin duda una fuente muy importante de datos para lograr una buena prognosis de riesgo.

Varios estudios han demostrado que la disminución de la HRV, por ejemplo, es un buen indicador como técnica médica no invasiva en la predicción del riesgo de la morbilidad y de la mortalidad por consecuencia de algunas enfermedades cardiovasculares^{2,3}.

La HRV describe las variaciones entre los latidos consecutivos del corazón. Sus mecanismos regulatorios se originan en el sistema nervioso simpático y parasimpático, los cuales pueden ser utilizados como una medida cuantitativa del sistema nervioso autónomo⁴. En años pasados, se ha sugerido que la HRV tiene una dinámica no lineal y una naturaleza fractal⁵, y que su comportamiento complejo se podría explicar con modelos neuronales y caóticos^{6,7}.

Los métodos de análisis clásicos en el dominio temporal y frecuencial aplicados en los años pasados^{4,8} no son suficientes para caracterizar la complejidad de la HRV, puesto que contribuyen con poca información sobre la no linealidad de la serie de tiempo del RR.

Durante los años más recientes, ha ido en aumento el interés por el área de la investigación relacionada con los modelos de redes neuronales artificiales y lógica difusa, debido fundamentalmente al desarrollo de herramientas y técnicas de modelación. Los modelos neuronales híbridos (red neuronal + lógica difusa) ofrecen la posibilidad de que sea el mismo algoritmo el que aprenda y el que construya la estructura de una red más apropiada para solucionar el problema bajo estudio. Además, este tipo de modelos neurodifusos, también permite aprender incrementalmente, de modo que la red neuronal pueda adquirir nuevo conocimiento sobre cierto problema, sin la necesidad de reconstruir el conocimiento básico establecido previamente.

El objetivo de este trabajo es construir un sistema neurodifuso, que coadyuve en la prognosis de muerte súbita cardiaca en tres niveles de riesgo, utilizando para ello como variables de entrada al sistema, no solamente datos clínicos clásicos que utilizaría una persona experta en el área, sino otras de ma-

por complejidad, tales como las que se le asocian a la HRV.

MATERIAL Y MÉTODOS

A 100 trabajadores universitarios mayores de 38 años de edad de ambos sexos escogidos al azar se les aplicó un cuestionario, del cual se extrajeron datos como hábito de fumar (HaF), antecedentes familiares de haber padecido o no alguna enfermedad del tipo cardiovascular (AFEC) como: tensión arterial alta, diabetes, aterosclerosis, arteriosclerosis, infarto ya fuera del miocardio, cerebro o pulmones, y si se padecía de alguna o algunas enfermedades cardiovasculares actuales (EP) tales como: tensión arterial alta, diabetes, aterosclerosis, arteriosclerosis, postinfarto.

Fueron seleccionados como sujetos muestra ($n = 89$), aquéllos valorados por dos cardiólogos que fueron diagnosticados ya sea como de bajo, medio o alto riesgo de muerte súbita cardíaca, bajo la valoración de las siguientes variables clínicas. La edad en años. Mediante el equipo portátil *Omron Digital Wrist Blood Pressure Monitor Modelo HEM-609* de la casa *Omron Health Care Inc.* se les tomó en tres repeticiones la presión arterial sistólica (PAS) y la presión arterial diastólica (PAD) ambas en milímetros de mercurio (mmHg). Se les midió la talla en metros (m) y el peso en kilogramos (kg) para obtener el índice de masa corporal (IMC). Con un ayuno de 8 horas se les tomó el nivel de glucosa en sangre medida en miligramos por decilitro (mg/dl) utilizando para ello el equipo portátil *One Touch Ultra* de la casa *Lifescan de Jonson and Jonson Company*. Utilizando el sistema *Trillium 3000* de la casa *Forest Medical*, a toda la muestra se le tomó un Holter de dos canales durante 24 horas. Con estos trazos de ECG se calculó la desviación estándar de los intervalos RR (SDNN por sus siglas en inglés de *Standard Deviation of Normal-to-Normal Beats*) en milisegundos (ms), tomados de los latidos consecutivos normales. Sobre segmentos de 5 minutos de los registros ECG Holter, se calculó la densidad de potencia espectral en la banda baja (LF por sus siglas en inglés de *Low Frequency*, 0.05 a 0.15 Htz) medido en milisegundos cuadrados por ciclos por segundo (ms^2/Hz), la densidad de potencia espectral en la banda alta (HF por sus siglas en inglés de *High Frequency*, 0.15 a 0.4 Htz) (medido en ms^2/Hz), y la densidad de potencia espectral en la banda muy baja (VLF por sus siglas en inglés de *Very Low Frequency*, 0.003 a 0.05 Htz) medido en ms^2/Hz .

El 11.20% (i.e., 10 personas) de la muestra declaró tener el hábito de fumar tabaco y el 88.8% (i.e., 79 personas) restante declaró no tenerlo. Treinta y cuatro personas (i.e., 38% de la muestra) presentaron antecedentes familiares de enfermedad cardiovascular. Once personas (12%) de toda la muestra declararon padecer de alguna enfermedad cardiovascular.

Criterios de inclusión clínica

Los criterios clínicos de inclusión que se siguieron para la selección de los grupos de bajo, medio y alto riesgo de muerte súbita cardíaca fueron los siguientes:

- Riesgo bajo (RB). Edad: entre los 39 y los 44 años, sin HaF, sin AFEC, IMC recomendable: $18 \geq \text{IMC} \leq 24.9$, presión arterial normal: 120-129/80-84 mmHg, glucosa normal: $70 \leq \text{glucosa} \leq 126$ mg/dl, sin EP, sexo: F.
- Riesgo medio (RM). Edad: entre los 45 y los 49 años, sin HaF, sin AFEC, IMC: $25 \leq \text{IMC} \leq 27$, presión arterial normal alta: 130-139/85-89 mmHg, Glucosa alta: $126 < \text{glucosa} \leq 180$ mg/dl.
- Riesgo alto (RA). Edad: más de 49 años, con HaF, con AFEC, IMC: > 27 , hipertensión arterial: $\geq 140/90$ mmHg, glucosa muy elevada: > 180 mg/dl, con EP, sexo M.

Niveles de riesgo clínico

Los criterios de inclusión de cada sujeto fueron contabilizados y ponderados usando la siguiente ecuación:

$$\text{NR} = \text{TCRB} \cdot 1 + \text{TCRM} \cdot 2 + \text{TCRA} \cdot 3 \quad (1)$$

En donde NR es el nivel de riesgo asignado a cada individuo, TCRB es el número total de criterios de bajo riesgo que el sujeto cumple, TCRM es el número total de criterios de riesgo medio que el sujeto cumple, TCRA es el número total de criterios de riesgo alto que el sujeto cumple. TCRB es ponderado por uno, TCRM por dos y TCRA por tres. Luego se establecen tres rangos para determinar el nivel de riesgo de cada individuo de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \text{Nivel de riesgo bajo} &= 1 \text{ si } 9 \geq \text{NR} \geq 14 \\ \text{Nivel de riesgo medio} &= 2 \text{ si } 15 \geq \text{NR} \geq 20 \\ \text{Nivel de riesgo alto} &= 3 \text{ si } 21 \geq \text{NR} \geq 27 \end{aligned}$$

Clínicamente se detectaron 7 casos con alto riesgo, 28 con medio riesgo y 54 casos con riesgo bajo. Las diferencias estadísticamente significativas entre los grupos de riesgo bajo, medio y alto para las variables clínicas (*i.e.*, edad, IMC, glucosa, PAS y PAD) se pueden ver en la Figura 1. Las variables SDNN, LF, HF, VLF, no mostraron diferencias estadísticamente significativas entre los grupos de bajo, medio y alto riesgo.

Cálculo del SDNN

Es una de las medidas estadísticas del dominio temporal, conocidas como de larga duración que se obtienen al analizar los intervalos RR de los electrocardiogramas (ECG) de los registros Holter de 24 horas. El SDNN es uno de los parámetros más utilizados en el estudio de la HRV. Se usa también como marcador no invasivo en la prognosis de muerte súbita cardíaca⁹. Este índice se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$(2) \quad SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N [RR(n) - \overline{RR}]^2}{N - 1}}$$

En donde N es el número de intervalos RR de los latidos consecutivos normales, tomados de los registros Holter de 24 horas. Los valores dicotómicos más usados en la prognosis de muerte súbita cardíaca son: SDNN normal > 32 ms, SDNN anormal < 3 ms.

El SDNN indica el grado de dispersión que presentan los valores RR alrededor de su media. Es una medida de la variabilidad global de la frecuencia cardíaca que se asocia a la función de los sistemas nerviosos simpáticos y parasimpáticos. El cálculo de este parámetro se llevó a cabo siguiendo los estándares establecidos por el *Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology*⁴ y con la ayuda del sistema «Software for Advanced HRV Analysis» del Grupo de

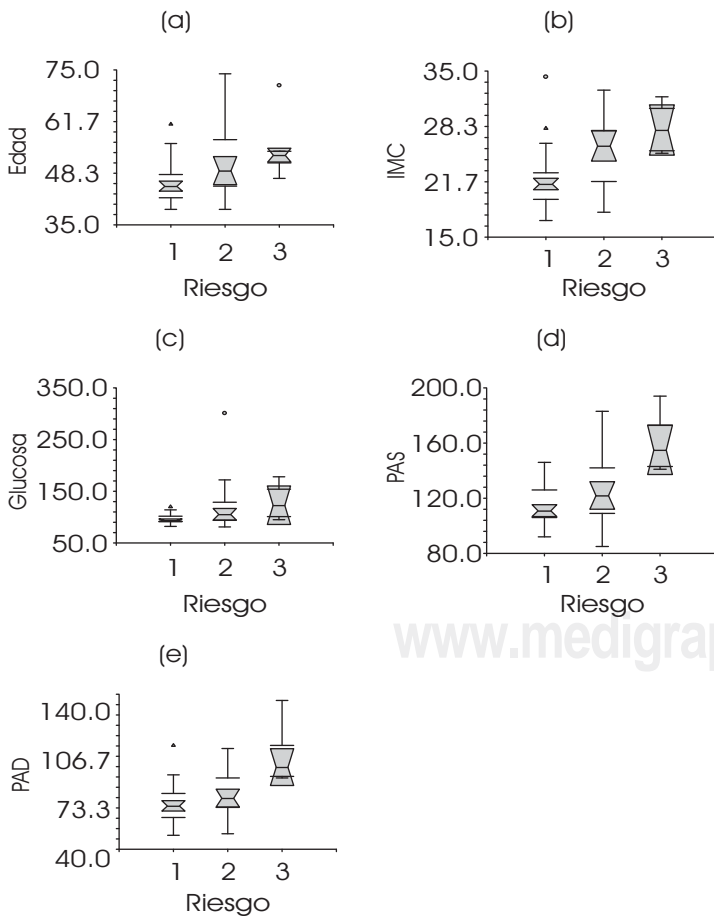


Figura 1. Gráficas de cajas y mellas de cada una de las variables clínicas no binarias utilizadas en el estudio. Grupo de bajo riesgo = 1, grupo de medio riesgo = 2, grupo de alto riesgo = 3. (a) La edad en años muestra diferencias estadísticamente significativas entre el grupo uno, dos y tres, pero el grupo dos no muestra diferencias significativas con el grupo tres. (b) IMC = El índice de masa corporal muestra diferencias significativas del grupo uno con el grupo dos y con el grupo tres, pero el grupo dos con el grupo tres no. (c) La glucosa en dl/mg no muestra diferencias significativas entre grupos, (d) La PAS = presión arterial sistólica en mmHg, no presenta diferencias significativas del grupo uno con el dos, pero sí las presenta con el grupo tres, y el grupo dos muestra diferencias significativas con el tres. (e) El PAD = presión arterial diastólica en mmHg, es el mismo caso que el PAS. Los triángulos significan valores extremos leves y los círculos significan valores extremos severos.

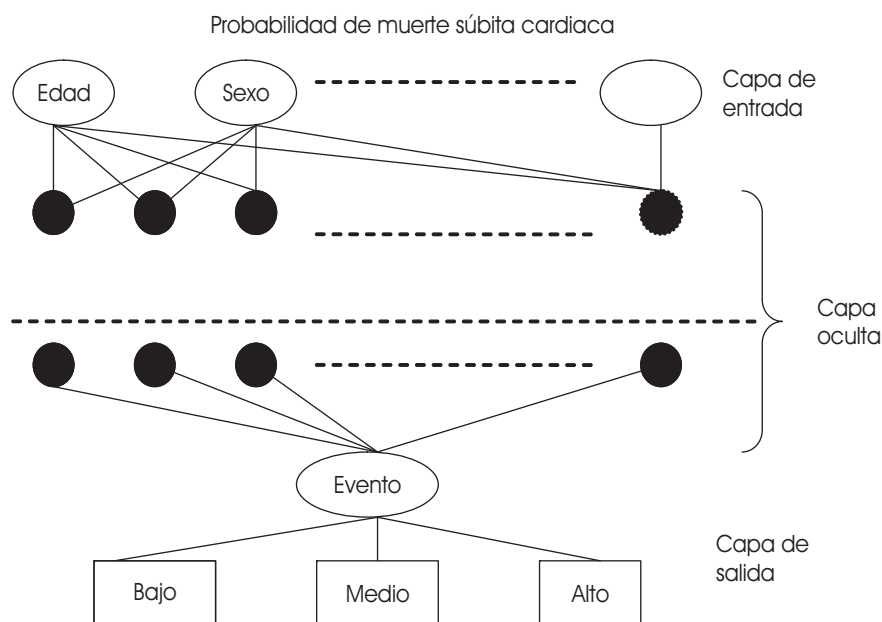


Figura 2. Estructura de la red neuronal difusa.

Análisis de Señales Biomédicas del Departamento de Física Aplicada de la Universidad de Kuopio, Finlandia¹⁰.

Cálculo del LF, HF y VLF

La energía de baja frecuencia (LF) refleja cambios en el tono simpático, modulados principalmente por la actividad barorrefleja. La energía de alta frecuencia (HF) es una medida del tono vagal controlado principalmente por la respiración. La energía de muy baja frecuencia (VLF) mide el tono humoral. Todas estas medidas de energía se calculan en el dominio de la frecuencia mediante la transformada rápida de Fourier. De la serie RR se obtiene la densidad espectral de potencias (PSD por sus siglas en inglés de *Power Spectral Density*), también conocido como espectro de potencias de la HRV. Sobre este espectro se calculan las energías de las bandas LF, HF, VLF. El cálculo de estos indicadores se llevó a cabo siguiendo los estándares establecidos por el *Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology*⁴ y con la ayuda del sistema «*Software for Advanced HRV Analysis*» del Grupo de Análisis de Señales Biomédicas del Departamento de Física Aplicada de la Universidad de Kuopio, Finlandia¹⁰.

Cuadro 1. Criterios usados para el entrenamiento de la red neurodifusa.

Variable	Bajo	Riesgo Medio	Alto
Edad	39 > 44	45 > 49	> 49
Sexo	-	Femenino	Masculino
HaF	No	No	Sí
AFEC	No	No	Sí
IMC	18-24.9	25-27	25-27
PAS	120-129	130-139	> 140
PAD	80-84	85-89	> 90
Glucosa	70-126	126-180	> 180
EP	No	No	Sí

HaF = Hábito de fumar. AFEC = Antecedentes de enfermedad cardiovascular. IMC = Índice de masa corporal, PAS = Presión arterial sistólica. PAD = Presión arterial diastólica. EP = Enfermedad presente en la actualidad.

Cálculo neurodifuso de los niveles de bajo, medio y alto riesgo

Para el cálculo de los niveles de riesgo bajo, medio y alto, se construyó una red neurodifusa utilizando el sistema *Neurosolution* versión 5.07 para Microsoft Excel.

El modelo incluye entradas de información asociadas a la HRV del dominio del tiempo, del dominio de la frecuencia y factores de riesgo clínicos de

todos los sujetos muestra. Luego, generando reglas difusas y determinando los grados de pertenencia de los diferentes valores de entrada, se obtienen las probabilidades o grados de riesgo (Alto/Medio/Bajo) de sufrir una muerte súbita cardiaca.

La estructura básica conceptual de la red neuronal difusa usada se presenta en la Figura 2. Doce neuronas de entrada de información, una capa oculta conteniendo los términos lingüísticos difusos para cada variable (funciones de membresía); y una neurona usada para la variable de salida.

Aunque existen numerosos trabajos relativos al estudio de riesgo de enfermedad cardiovascular, este trabajo usa de referencia el estudio de Framingham¹¹; éste proporciona estimaciones de riesgo basado en información clínica de los sujetos de estudio tales como: la edad, el sexo, la presión arterial, diabetes, si el sujeto fuma, índice de masa corporal, entre otras.

En nuestra investigación se usaron como criterios de riesgo las definidas en el Cuadro 1.

Reglas difusas

Dentro de la construcción de las reglas difusas se utilizan sentencias IF-THEN para describir un clasificador para cada una de las variables de entrada, como se muestra en el mismo Cuadro 1.

Se generó la base de datos conteniendo las variables clínicas y de la HRV de cada uno de los sujetos muestra ($n = 89$) y se procedió a generar la red neurodifusa, con las condiciones antes mencionadas, dando como resultado la esquematización neuronal que se muestra en la Figura 3.

Entrenamiento de la red

La complejidad lógica de la red neuronal está definida por las neuronas de entrada y sobre todo por la cantidad de neuronas en la capa oculta, las cuales permiten tener un resultado de salida más preciso. En nuestro caso utilizamos 5 neuronas ocultas,

los parámetros iniciales más relevantes fueron: La cantidad de sujetos tomados de la base de datos para entrenar la red, en seguida el porcentaje para validación cruzada y porcentaje de sujetos para la fase de prueba, aplicándose un 80%, 10% y 10% para cada etapa. Esto significó 71, 9 y 9 sujetos. También se especificaron los siguientes parámetros en la fase de entrenamiento: el número de ciclos de entrenamiento fueron 1,000 Epochs, se usó validación cruzada de la información, así como la asignación inicial de pesos aleatorios a las neuronas de entrada. En la fase de prueba se usó el 10% de los sujetos estudiados, se seleccionaron los mejores pesos generados en la fase de entrenamiento, obteniéndose el reporte de regresión, con una r del 0.81.

RESULTADOS

Muestra total ($n = 89$)

La edad promedio de la muestra ($n = 89$) analizada fue de 48 ± 7 años; con una PAS promedio de 122 ± 21 la cual fue menor a los 140 mmHg; una PAD promedio de 73 ± 15 menor a los 90 mmHg. El IMC promedio fue de 28 ± 5 el cual se encuentra por arriba de 25. El nivel promedio de glucosa en sangre fue de 106 ± 30 superior a los 80 y menor a los 120 mg/dl. Como puede verse, la mayoría de los parámetros promedio calculados de la muestra total se encuentran dentro de los límites de normalidad, con excepción del IMC; éste se encuentra en la región de sobrepeso. En cuanto a los valores promedio del SDNN fue de 0.046 ± 0.017 el cual fue mayor a los 32 ms. El LF promedio fue de 312 ± 265 , el HF promedio de 167 ± 191 y el VLF promedio de 740 ± 643 . Se aplicaron siete pruebas de normalidad (*i.e.*, Shapiro-Wilk W, Anderson-Darling, Martinez-Iglewicz, Kolmogorov-Smirnov, D'Agostino, Skewness, D'Agostino Kurtosis, y D'Agostino Omnibus) a cada variable con valor crítico del 5% y confiabilidad del 95%. Todas las pruebas indicaron no normalidad en los datos, lo que explicaría la gran dis-

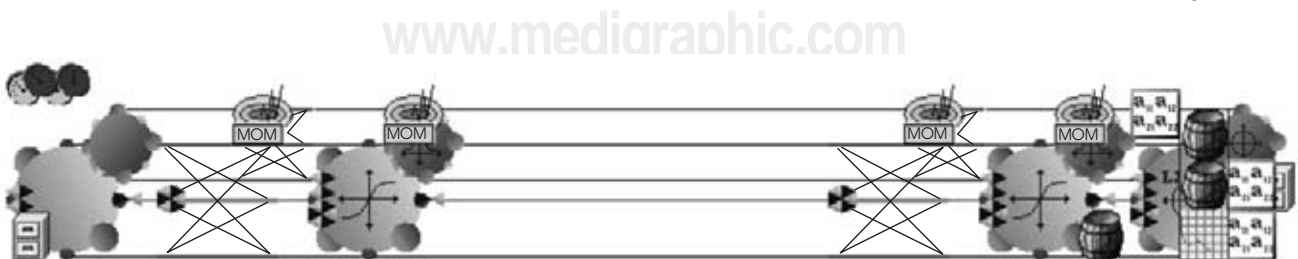


Figura 3. Esquema neurodifuso generado por el software NeuroSolutions.

Cuadro 2. Media y desviación estándar de las variables clínicas no binarias usadas en el estudio.

Variable	RB	Total	RA
	(n = 64)	(n = 89) RM (n = 22)	(n = 3)
Edad	46 ± 6	52 ± 8	59 ± 10
IMC	22 ± 4	25 ± 3	29 ± 3
Glucosa	101 ± 9	121 ± 31	120 ± 12
PAS	116 ± 13	135 ± 28	162 ± 10
PAD	70 ± 11	81 ± 19	98 ± 10
SDNN	0.047 ± 0.017	0.044 ± 0.016	0.027 ± 0.006
LF	388 ± 314	251 ± 201	99 ± 50
HF	162 ± 211	71 ± 88	16 ± 5
VLF	648 ± 604	476 ± 328	153 ± 14

IMC = índice de masa corporal.

PAS = Presión arterial sistólica.

PAD = Presión arterial diastólica.

SDNN = Desviación estándar de los intervalos RR latido a latido durante 24h.

LF = Densidad de potencia espectral en la banda de frecuencias baja.

HF = Densidad de potencia espectral en la banda de frecuencias alta.

VLF = Densidad de potencia espectral en la banda de frecuencias muy baja.

persión que indican las desviaciones estándar de cada variable.

Estadísticos por grupo: riesgo bajo (n = 64), medio (n = 22) y alto (n = 3).

Los estadísticos de tendencia central y de dispersión correspondientes a los grupos de bajo (n = 64), medio (n = 22) y alto (n = 3) riesgo clínico calculados con la ecuación (1), se muestran en el Cuadro 2.

Nuevamente, los estadísticos de las variables referentes a la HRV muestran dispersiones muy elevadas y con seguridad se deban a la falta de normalidad de las variables.

Se utilizaron las gráficas de cajas y mellas (Figura 1) para detectar las diferencias estadísticamente significativas, dado la falta de normalidad. El criterio utilizado para la detección de las diferencias significativas entre los grupos de riesgo fue mediante el traslape de las mellas. Éstas se construyen mediante la fórmula: Mediana ± 1.57 x (RIQ)/√n. Si las mellas de dos grupos no se traslapan, se puede asumir que las medianas son significativamente diferentes. El valor de 1.57 es para establecer un intervalo de confianza del 95%. No se encontraron diferencias estadísticamente significativas entre los grupos de las variables de la HRV.

Resultados de riesgo obtenidos con la red neurodifusa

Los 89 individuos de la muestra fueron procesados con una red neuronal MLP FuNN con tres capas, con 12 nodos entra, cinco neuronas en la capa oculta, nueve reglas difusas y un nodo en la capa de la salida, la cual proporciona niveles de riesgo entre Alta/Media o Baja probabilidad de muerte súbita cardíaca. Se entrenó al MLP con el 80% de los datos usando el algoritmo *back-propagation*, otro 10% de los datos se usó para validación cruzada y el 10% restante para prueba. Los pesos sinápticos se fueron actualizando adaptativamente durante la prueba para cada punto de referencia.

La prognosis de la red neurodifusa mostró una sensibilidad (SE) del 62%, una especificidad (ES) del 78% y una exactitud (EX) del 73% cuando se utilizaron como datos de entrada únicamente las variables clínicas convencionales de: Edad, hábito de fumar, antecedentes de enfermedades cardiovasculares, índice de masa corporal, presión arterial sistólica y diastólica, glucosa, padecimiento de enfermedades cardiovasculares actuales y género sexual. Sin embargo, al utilizar como datos de entrada a la red todas las variables (*i.e.*, variables clínicas convencionales y variables de la HRV) se obtuvo una SE del 79%, una ES del 87% y una EX del 85%.

DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Se ha demostrado, mediante la utilización de una red neurodifusa, que es posible clasificar de manera automática a individuos en tres niveles de riesgo de muerte súbita cardíaca. Los valores predictivos de clasificación automática mejoran en un 12% cuando se utilizan como datos de entrada tanto las variables clínicas convencionales como las variables de la HRV, aunque las variables asociadas a la HRV utilizadas como entradas a la red no hayan mostrado diferencias significativas entre los grupos de riesgo. El sistema fue capaz de detectar riesgo medio y alto de manera correcta (SE) en un 79% y fue capaz de detectar riesgo bajo (ES) en un 87%. En general, el sistema fue capaz de clasificar de manera correcta (EX) en un 85%.

La prognosis no es muy buena (60%) cuando se utilizan como datos de entrada únicamente las variables clínicas convencionales. Las variables asociadas a la variabilidad de la frecuencia cardíaca, concatenadas con las variables clínicas convencionales podrían estar aumentando la robustez del

método propuesto, bajo el entendido de que los resultados obtenidos son preliminares y deben hacerse más pruebas con distintas bases de datos para comprobar tal aseveración.

Los resultados de este estudio de investigación podrían mejorarse al incluir otras variables clínicas convencionales tales como: relación abdomen-cadera, nivel de triglicéridos, nivel de colesterol de baja y alta densidad, además de la inclusión de otras variables asociadas a la HRV como: el número de intervalos sucesivos con más de 50 ms de diferencias (NN50), densidad de potencia espectral total, relación de densidades de potencia espectral LF/HF, etc.

AGRADECIMIENTOS

Al CONACyT- Programa de Becas para Estudios de Postgrado. A la Universidad Autónoma de Baja California (UABC)- Programa de Apoyo a Proyectos de Investigación.

BIBLIOGRAFÍA

1. UHSC—University of Utah Health Sciences Center, URL: <http://uuhsc.utha.edu/healthinfo/cardiac>, 2005.
2. Voss A, Kurths J, Kleiner H, Witt A, Wessel N, Saprin P, Osterziel K, Schurath R, Dietz R. The application of methods of non-linear dynamics for the improved and predictive recognition of patients threatened by sudden cardiac death. *Cardiovascular Research* 1996; 31: 419-433.
3. Caminal P, Mateu J, Vallverdú M, Giraldo B, Benito S, Voss A. Estimating the respiratory pattern variability by symbolic dynamics. *Methods of information in Medicine* 2004; 43: 22-25.
4. TFESCN—Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. Heart rate variability—standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. *Circulation* 1996; 93(5): 1043-1065.
5. Yamamoto Y, Hughson RL. Coarse graining spectral analysis: new method for studying heart rate variability. *Journal of Applied Physiology* 1991; (71): 1143-1150.
6. Carbajal R, Vallverdu M, Caminal P. Análisis no lineal de la variabilidad de la frecuencia cardiaca en casos normales y cardiopatías. *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica* 2000; XXI(2): 29-34.
7. Wessel N, Ziehmann C, Kurths J, Meyerfeldt U, Schirdewan A, Voss A. Short-term forecasting of life-threatening cardiac arrhythmias based on symbolic dynamics and finite-time growth rate. *The American Physical Society* 2000; 1(1): 733-739.
8. Lang E, Caminal P, Horvath G, Jane R, Vallerdu M, Slezak L, Byes de Luna A. Spectral analysis of heart period variance (HPV)-a tool to stratify risk following myocardial infarction. *Journal of Medical Engineering & Technology* 1998; 22(6): 248-256.
9. Kleiger RE, Bosner MS, Rottman JN, Stein PK. Time domain measurements of heart rate variability. *Journal of Ambulatory Monitoring*, 1993; 6: 1-18.
10. HVR Analysis Software, Biomedical Signal Analysis Group, University of Kuopio, Department of Applied Physics, Finland 2005.
11. Kannel WB, Feinleib M. Natural history of angina pectoris in the Framingham Study: prognosis and survival. *Am J Cardiol* 1972; 29: 154-163.