

IDENTIFICACIÓN DE LATIDOS CARDIACOS Y DESCONOCIDOS UTILIZANDO ESQUEMAS DE CLASIFICACIÓN EN CASCADA

Identification Of Heart Beats And Unknown Beats Using Cascaded Classification Schemes

RESUMEN

Se evalúan esquemas de clasificación en cascada para cuantificar su desempeño, los resultados son comparados con los obtenidos al emplear máquinas de aprendizaje configuradas a manera de multi-clasificación. Con el esquema en cascada se logra identificar latidos cardiacos o desconocidos y disminución cantidad de fallos de clasificación con un 2,7% de error. Las máquinas de aprendizaje utilizadas fueron el perceptrón multicapa y máquinas de soporte vectorial. El esquema de extracción de características utilizado para el esquema de clasificación en cascada, fue el que mayor eficiencia logró en el caso de multi-clasificación.

PALABRAS CLAVES: Arritmias, Base de datos del MIT, Clasificación de latidos, Esquema de clasificación, Máquina de soporte vectorial, Perceptrón multicapa, Transformada wavelet discreta.

ABSTRACT

The classification schemes are evaluated by a cascade way to quantify its performance and compare with the results obtained using learning machines in multi-classification mode. The cascading scheme can identify unclassifiable heartbeats, and decrease the number of classification errors, with a 2,7%. The learning machines used were perceptron multilayer and support vector machines. The features extraction scheme used, was the one that a greater efficiency achieved in the multi-classification case.

KEYWORDS: Arrhythmias, MIT Database, Classification of beats, Classification scheme, Discrete wavelet transform, Multi-layer perceptron, Support vector machine.

1. INTRODUCCIÓN

Desde hace varios años se han desarrollado trabajos de investigación con el propósito de monitorear el comportamiento cardíaco y apoyar el diagnóstico médico, partiendo del análisis del registro electrocardiográfico (ECG). Algunas de las características presentes en un ECG para la evaluación médica son: Frecuencia y ritmo cardíaco, ejes, complejo QRS y otros. El registro ECG representa en tiempo y voltaje los periodos de despolarización y re-polarización del miocardio [1] [2]. Hasta el momento en las investigaciones realizadas se ha trabajado variedad de metodologías para la interpretación y clasificación de los registros ECG a nivel mundial [3][4]. La transformada Wavelet ha permitido analizar gran variedad de señales de naturaleza biológica en tiempo y frecuencia, en particular permitiendo visualizar componentes cardiacos no tradicionales o evidentes de los latidos, aportándose características para ser utilizadas como información de entrada en los sistemas de aprendizaje[5][6]. También se han implementado sistemas inteligentes de clasificación como las máquinas de aprendizaje (máquinas de soporte vectorial (MSV), el perceptrón multicapa (MLP) y

clasificadores de naturaleza estadística [7]. Las MSV han sido utilizadas en tareas de clasificación relacionadas con aplicaciones que tienen vectores de características de alta dimensionalidad, como son las imágenes y grupos de señales biológicas, lográndose resultados satisfactorios [8][9]. Este trabajo busca darle continuidad a investigaciones anteriores [10][11], realizadas por el grupo GAMA de la Universidad del Quindío, en estos trabajos se definieron metodologías de procesamiento, extracción de características y clasificación de 5 tipos de latidos cardiacos, logrando obtener cantidades muy bajas de errores de clasificación entre 40 y 50 (3% y 5%), de 5900 ejemplos tratados. Los latidos utilizados provenientes del MIT BIH Arrhythmia Database [7], fueron segmentados y filtrados, después con la transformada wavelet discreta se generaron 210 conjuntos de entrenamiento asociados a los vectores de características, que ingresarían a las máquinas de aprendizaje, se remite al lector a [8] y [10] para obtener detalles de la investigación que llevó a la presentación de este artículo, en el que se evalúan esquemas de clasificación dispuestos en cascada para cuantificar y cualificar su desempeño, con el cual se logra mejorar los

ALEJANDRO JOSÉ OROZCO NARANJO

Ingeniero Electrónico
Joven Investigador - Grupo GAMA
Universidad del Quindío
alejorozco@ingenieros.com

PABLO ANDRÉS MUÑOZ GUTIÉRREZ

Ingeniero Electrónico, M.Sc.
Docente Investigador
Grupo GAMA
Universidad del Quindío
pamunoz@uniquindio.edu.co

resultados de clasificación e identificar latidos cardiacos desconocidos.

2. METODOLOGÍA

En la Figura 1 se describe el esquema propuesto para tratar los registros ECG disponibles, desde el momento en que son obtenidos de la base de datos hasta la evaluación de los sistemas de aprendizaje, a continuación se describen las consideraciones de cada uno de los bloques presentes en la figura ya mencionada.

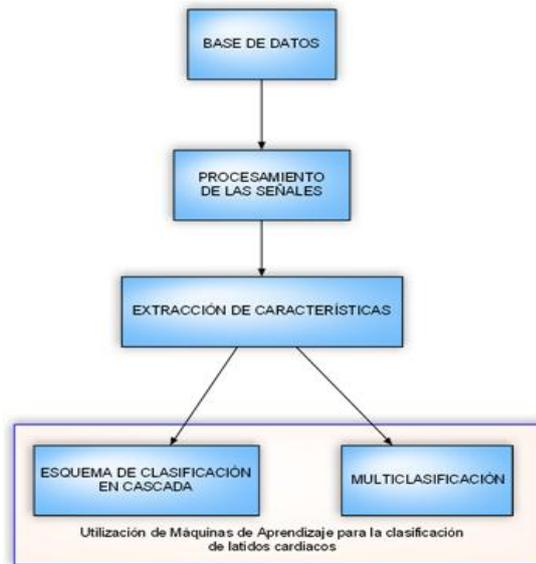


Figura 1. Metodología utilizada.

1) Base de Datos. Se empleó la MIT BIH Arrhythmia Database, la cual contiene registros cardíacos de 48 personas. Dos cardiólogos hicieron independientemente las anotaciones sobre cada grabación. Cada una de las 48 grabaciones es ligeramente superior a 30 minutos. El grupo de señales se caracteriza por presentar varios tipos de ondas representativas y comunes durante la realización del diagnóstico médico. En este trabajo se utilizaron latidos de los tipos RBBB (Bloqueo de rama derecha), LBBB (Bloqueo de rama izquierda), PVC (Contracción ventricular prematura), APC (Contracción Auricular prematura) y otro conjunto con señales coronarias sin problema alguno, es decir normales (N); de cada tipo de latido se tomaron 1.180 ejemplos, estos fueron identificados dentro de cada registro ECG a partir de las anotaciones dispuestas por los médicos, las anotaciones denotan el tipo de cada latido cardíaco. Se realizaron las pruebas con la derivación VI debido a que es más común en el ámbito médico. Toda la información competente al campo médico relacionada con la base de datos y utilizada en el desarrollo de esta investigación provenía del MIT BIH Arrhythmia Database.

2) Procesamiento de las señales. Consiste en tratar los registros ECG disponibles en la base de datos con el

objetivo de mejorar su calidad, empleando técnicas de filtrado de distintos tipos, así como la segmentación de los latidos cardiacos. Los registros ECG pasaron inicialmente por una etapa de eliminación de ruido aditivo blanco gaussiano, la cual se desarrolló empleando técnicas basadas en umbralización de niveles de descomposición, generados con la transformada wavelet discreta. Después a las señales cardiacas se les filtró el ruido de línea base, empleando un filtro de media móvil. Para contar con los latidos cardiacos uno a uno, se utilizó una ventana móvil capaz de identificar en el tiempo, el inicio y finalización de cada latido. La determinación de la duración de la ventana se definió a partir de las anotaciones dispuestas por los médicos en la base de datos, las cuales fueron ubicadas en puntos representativos intermedios, durante la ocurrencia de cada latido. Con el inventariado/segmentación se lograron tener los 1.1180 ejemplos individuales de cada tipo de latido cardíaco en segmentos de 256 muestras.

3) Extracción de Características. La transformada wavelet discreta fue la utilizada para realizar este proceso, para la cual se definieron cierta cantidad de niveles de descomposición y wavelets madre, parámetros de trabajo establecidos procurando la máxima correlación entre la wavelet madre y la señal analizada, también se tuvieron en cuenta parámetros utilizados en otras investigaciones. Una vez que se han definido los parámetros para la transformada wavelet discreta, se continúa con la extracción de características de cada nivel de descomposición.

Para ello se determinaron heurísticamente ciertos esquemas, empleando: N valores máximos, promedio de máximos, N mínimos, promedio de cada nivel y otros. Lo anterior aplica para los coeficientes de detalles y aproximaciones obtenidos tras cada nivel de descomposición. En la Tabla 1 se evidencia la estructura de algunos esquemas de extracción de características que fueron utilizados posteriormente como información de entrada para los sistemas de aprendizaje, en total se contó con 210 esquemas de extracción de características. Las wavelet madre consideradas fueron: db2, db3, db4, sym2, sym4 y sym5 (db = daubechies; sym = symlet).

Esq.	Coefficientes	Niveles	Características	WM
1	Aproximaciones	1 ó 6	5 Mínimos	sym2
2	Detalles Aproximaciones	2 ó 4	Todos los coeficientes	sym5
3	Detalles Aproximaciones	1 ó 6	4 Máximos	db 4

Tabla 1. Esquemas extracción de características utilizados. db: Daubechies. sym : Symlet. WM: Wavelet madre. Esq.: Esquema.

4) Multi-Clasificación. Después de contar con los 210 vectores de características, se procedió a realizar pruebas

de clasificación con máquinas de aprendizaje, como son: máquina de soporte vectorial con kernel polinomial, la máquina de soporte vectorial con kernel función de base radial y perceptrón multicapa; con el kernel Polinomial la configuración de parámetros fue con $C=1$, $Degree=3$; para el kernel RBF $C=50$, $Gamma=1$ y para el MLP fueron 2 capas ocultas cada una con 50 neuronas, 2000 épocas, algoritmo de retro-propagación *traincg* y función de activación *tansig*; estas configuraciones de máquinas de aprendizaje fueron utilizadas en todas las pruebas de clasificación descritas en este trabajo. De los 1.180 patrones (Latidos) disponibles de cada tipo de latido cardiaco, se dispusieron 900 para entrenamiento y los restantes 280 para prueba, siendo en total 4.500 patrones para el entrenamiento y 1.400 para la fase de prueba. Después de realizar la extracción de características a los 5.900 latidos cardiacos, con los 210 esquemas de extracción, se ingresaron estos vectores de características a las máquinas de aprendizaje, obteniéndose resultados interesantes que serán tratados más a fondo en el apartado de Resultados. Se debe mencionar que en el desarrollo de todas las pruebas mencionadas con los latidos Normal, LBBB, RBBB, PVC y APC, se emplearon los mismos latidos para entrenamiento y para prueba.

En la metodología se plantea la utilización de dos esquemas de clasificación, el primero es el ya descrito de multi-clasificación y el segundo está basado en un esquema en cascada (Algo similar a un sistema experto), aunque ambos pudieron haberse desarrollado de manera simultánea, la evaluación de los sistemas de multi-clasificación tuvieron prioridad debido al carácter experimental del otro, por lo cual los resultados obtenidos durante la multi-clasificación lograron establecer antecedentes importantes. Las máquinas de aprendizaje evaluadas en la modalidad de multi-clasificación solo están en la capacidad de identificar latidos de las 5 clases de interés (que son los 5 tipos de latidos que se han venido mencionando), este comportamiento fue mitigado empleando el esquema de clasificación en cascada.

4) Esquema de clasificación en cascada. Con este esquema de clasificación, se busca reducir la complejidad de los clasificadores, aumentando el desempeño en la identificación, así como clasificar latidos desconocidos. Para el desarrollo de las pruebas realizadas con este esquema de clasificación se dio continuidad a los esquemas de extracción de características que mejores resultados mostraron durante la multi-clasificación, optándose por el esquema de extracción de características 3 (Mencionado en adelante como Esquema 3), el cual ya fue descrito en la Tabla 1. La manera en que se desarrolló el esquema de clasificación en cascada se muestra en la Figura 2.

Con los esquemas de clasificación binarios de manera aislada se estableció una máquina de aprendizaje por

cada clase de interés, cada clasificador fue entrenado para que tuviera la capacidad de identificar òlo que esò el latido y òlo que no esò. Cuando se habla de de òlo que esò se contempla en la òclase de interésò y cuando se habla de òlo que no esò, se contempla dentro de la clase òOtrosò, como se muestra en la Figura 3.



Figura 2. Esquema de clasificación en cascada.

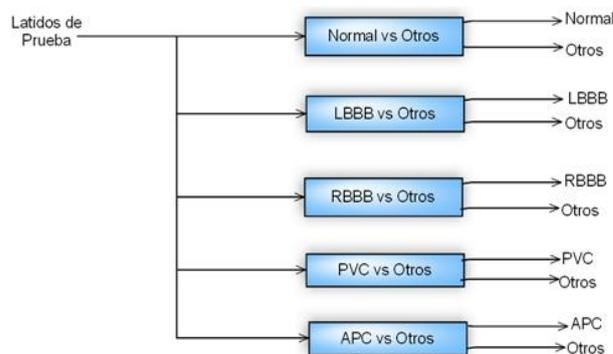


Figura 3. Esquema de funcionamiento de los clasificadores binarios aislados.

A cada clasificador binario ingresan los mismos latidos de entrenamiento y de prueba, los latidos de entrenamiento estaban constituidos 4500 ejemplos, de los cuales 900 pertenecían a la òClase de interésò y los òOtrosò 3600 estaban conformados por cantidades iguales de ejemplos de las otras 4 clases (900 de cada una). Los 1400 (280 de cada tipo de latido) latidos restantes no mencionados, fueron utilizados en la fase de prueba y estaban distribuidos de una manera similar a como se hizo en la fase de entrenamiento. Los 5 esquemas de clasificación binarios se definieron así: Normal vs. Otros, LBBB vs. Otros, RBBB vs. Otros, PVC vs. Otros y APC vs. Otros. Con cada uno de los esquemas binarios se utilizaron las 3 máquinas de aprendizaje ya varias veces mencionadas. El funcionamiento ideal de este esquema consiste en que al ingresar un latido normal en el primer clasificador (Normal vs. Otros), sea clasificado como normal, al ingresar ese mismo latido Normal en el clasificador LBBB vs. Otros sea clasificado en la clase Otros y así sucesivamente, cuando este comportamiento no se da, es cuando ocurren los errores de clasificación. Los latidos que son clasificados como *Otros*, son considerados como òNo Clasificablesò por la máquina de aprendizaje. Posteriormente se tomaron aquellos clasificadores binarios que mejores resultados mostraron, procurando

porque cada clasificador binario hasta ahora aislado tuviera la mayor capacidad de identificación, para Normal vs Otros el escogido fue el perceptrón multicapa, para RBBB vs Otros, LBBB vs Otros, PVC vs. Otros y APC vs. Otros la máquina de soporte vectorial con kernel RBF, la causa cuantitativa de esta selección se evidencia en el apartado de resultados. Los 5 clasificadores binarios fueron dispuestos *a manera de cascada* y el orden de los estos fue determinado según la cantidad de errores de clasificación, dejando en las primeras fases aquellos que presentarían una menor cantidad de errores, el esquema de clasificación en cascada utilizado se muestra en la Figura 4. El funcionamiento de este esquema consiste en que todos los latidos de prueba (1400) ingresan al sistema, analizando en primera instancia si pertenecen a la clase LBBB o no (Clase otros) con el clasificador binario LBBB vs. Otros, aquellos latidos que quedan en la clase Otros pasan a la siguiente fase de la cascada, según la Figura 4 sería a RBBB vs. Otros, y así sucesivamente, si un latido llega al último grupo de Otros, el cual le pertenece al clasificador Normal vs. Otros, entonces hará parte de los latidos "No Clasificables". Al ingresar los latidos de prueba se esperaba que fueran clasificados 280 latidos en cada "Clase de interés" asociada cada clasificador, y ningún latido en la clase "Otros", debido a que todos los latidos de prueba pertenecen a una de las 5 clases.

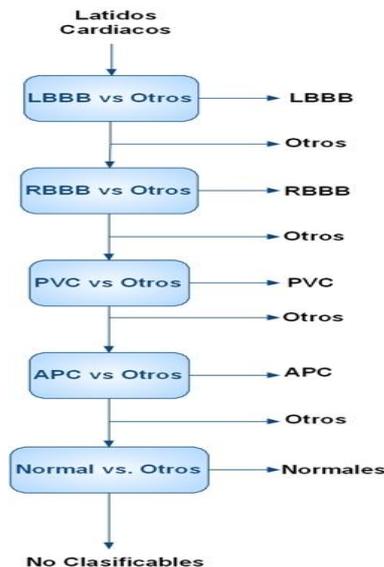


Figura 4. Esquema de clasificación en cascada.

Las posibles salidas de cada clasificador binario que hace parte de la cascada consisten en 4 casos, *Caso 1*: Latidos bien clasificados en la clase de interés, por ejemplo, si el latido de prueba era Normal y es clasificado como Normal con el clasificador Normal vs. Otros. *Caso 2*: Latidos bien clasificados en la clase otros, por ejemplo, si el latido de prueba era RBBB y es clasificado en Otros por el clasificador LBBB vs Otros. *Caso 3*: Latido mal clasificado en la clase de interés, por ejemplo, si el latido de prueba era LBBB y es clasificado como Normal con el

clasificador Normal vs Otros, este caso corresponde a errores de clasificación. *Caso 4*: Latido mal clasificado en la clase Otros, por ejemplo, si el latido de prueba es normal y es clasificado como Otros con el clasificador Normal vs. Otros, éste caso no es considerado como error de clasificación, ya que cuando ocurra se puede llamar la atención del analista del registro ECG. La cantidad de latidos que avanzan estando en la clase Otros entre fase y fase de la cascada se van reduciendo, tras la actuación de cada clasificador que identifica más y más latidos de interés, llegando un grupo reducido al clasificador Normal vs. Otros, el cual tiene el rendimiento más bajo, facilitando su labor. Con los esquemas de clasificación en cascada se debe procurar porque los errores de clasificación y los latidos no clasificables tengan la menor cantidad posible, sin embargo es preferible que hayan más latidos "No Clasificables" que errores de clasificación. Los latidos "No Clasificables" no son considerados como errores, sino como latidos desconocidos para el sistema, dentro de los latidos desconocidos debería aplicar cualquier otro tipo de latido además de los pertenecientes a las 5 clases ya mencionadas. Para evaluar la *capacidad del esquema en cascada de identificar latidos desconocidos* "No Clasificables" y con los que realmente nunca haya tenido contacto, se obtuvieron 20 ejemplos de 4 tipos de latidos, los cuales fueron tratados previamente por las fases procesamiento de la señal y extracción de características empleando el esquema 3, los 4 tipos de latidos fueron: NPC (Latido prematuro nodal), ABERR (Latido auricular prematuro aberrado), NESC (Latido de escape nodal) y NAPC (Latido auricular prematuro bloqueado). Los 80 latidos desconocidos se pasaron por el *esquema en cascada*.

3. RESULTADOS

Al emplear las máquinas de aprendizaje en la modalidad de multi-clasificación, para identificar los 5 tipos de latidos cardiacos, los mejores resultados se lograron con los Esquemas de extracción de características 2 y 3, los cuales se muestran en la Tabla 2, y ya fueron descritos en el apartado metodológico, los errores de clasificación fueron bajos, la máquina de aprendizaje que mostró un desempeño menos eficiente fue el perceptrón multicapa, cometiendo en el mejor de los casos con el Esquema 3, la cantidad de 63 errores de clasificación (4,5%). Las máquinas de soporte vectorial con kernel función de base radial y kernel polinomial mostraron resultados no muy alejados, el mejor caso ocurrió con el Esquema 3 empleando la máquina de soporte vectorial con kernel Polinomial, ocurriendo 40 errores de clasificación (2,9%). Los resultados obtenidos en la fueron satisfactorios, debido a la cantidad de errores y a que en trabajos de investigación similares, se presentan errores más altos. El esquema escogido para continuar con la realización de pruebas, al trabajar con el esquema de clasificación en cascada, fue el Esquema 3 debido a su buen desempeño.

Esquema	Cantidad de Errores de Clasificación			Error Porcentual (%)		
	MLP	Poly	RBF	6,28	4	3,36
2	88	56	47	4,5	3	3,57
3	63	40	50	6,28	4	3,36

Tabla 2. Errores de clasificación con esquemas 2 y 3 en modalidad de multi-clasificación. MLP: Perceptrón Multicapa. Poly: Máquina de soporte vectorial con kernel polinomial. RBF: Máquina de soporte vectorial con kernel función de base radial.

Antes de emplear el esquema de clasificación en cascada, se evaluaron los latidos con los clasificadores binarios aislados, con el fin de observar el comportamiento uno a uno de aquellas máquinas de aprendizaje que después se dispondrían en el arreglo de clasificadores. Se ingresaron latidos de todas las clases para corroborar si cada clasificador estaba en la capacidad de diferenciar entre el latido de interés y latidos desconocidos. Los resultados se muestran en la Tabla 3. Al analizar los errores porcentuales de clasificación de cada clasificador binario, se encuentra que son menores que en la multi-clasificación, lo que es atribuido a la disminución en la complejidad de la separabilidad entre clases, sin embargo la cantidad de errores total es mayor, por ejemplo para el Perceptrón multicapa la cantidad de errores acumulados es de 122 mientras que en el caso de multi-clasificación fueron 63; lo cual puede ser debido a la cantidad no equitativa de latidos entre los de las clases.

Clasificador Binario	MLP		Poly		RBF	
	E.C.	Error (%)	E.C.	Error (%)	E.C.	Error (%)
Normal vs Otros	34	2,43	47	3,36	35	2,64
LBBB vs Otros	20	1,43	19	1,36	11	0,7
RBBB vs Otros	13	0,86	14	0,36	12	0,86
PVC vs Otros	25	1,79	30	2,15	23	1,65
APC vs Otros	31	2,22	36	2,58	24	1,72
Total	122	8,71	136	9,73	105	7,5

Tabla 3. Errores de clasificación al emplear los clasificadores binarios aislados. E.C.: Cantidad de errores de Clasificación. Error (%): Error porcentual. Poly: Máquina de soporte vectorial con kernel polinomial. RBF: Máquina de soporte vectorial con kernel función de base radial. MLP: Perceptrón multi-cap.

Los errores mostrados corresponden a latidos de la Clase de interés identificados como si fueran Otros y latidos que deberían quedar en la clase Otros pero fueron clasificados en la clase de interés, por ejemplo el primer caso se da cuando un latido RBBB ingresa al clasificador binario RBBB vs Otros y es clasificado en la

clase Otros, el segundo caso se da cuando un latido de la clase Otros es clasificado como PVC empleando el clasificador binario PVC vs Otros; es interesante hacer el análisis de la clase otros para este último, la cual se encuentra constituida por latidos Normales, LBBB, RBBB y APC. La máquina de aprendizaje que presentó los mejores resultados al utilizar los clasificadores binarios aislados fue la máquina de soporte vectorial con Kernel función de base radial (RBF) ya que presenta la menor cantidad de errores porcentuales, teniendo en total 7,5%. Al analizar los valores totales siguen siendo resultados no muy distantes unos de otros. Para establecer el esquema en cascada se tuvieron en cuenta cuales fueron las máquinas de aprendizaje que presentaron una menor cantidad de errores de clasificación con cada esquema aislado según cada clase de interés, siendo así, para Normal vs. Otros se utiliza el perceptrón multicapa, para LBBB vs. Otros, RBBB vs. Otros, PVC vs. Otros y APC vs. Otros se utiliza la máquina de soporte vectorial con kernel función de base radial (RBF), ver Tabla 4.

Al establecer los clasificadores binarios en cascada, se obtiene a la salida de cada clasificador, latidos asociados a la clase de interés y latidos desconocidos, los latidos desconocidos pasan al siguiente clasificador y así sucesivamente. Al comparar los resultados obtenidos del esquema en cascada, ver Tabla 4, con el esquema aislado se observa una disminución apreciable en la cantidad de errores de clasificación, pasando de valores totales entre 105 y 136 a 38 errores de clasificación que corresponden a un error porcentual del 2,7%. La cantidad de errores logrados es más bajo inclusive comparándosele con los resultados obtenidos en la fase de multi-clasificación, donde el mejor caso se logró con la máquina de soporte vectorial con kernel polinomial con 40 errores de clasificación que corresponde a un error porcentual del 3%. La latidos no clasificables, son aquellos que no se comportan como la mayoría de patrones de su clase, y por lo tanto fueron identificados como desconocidos.

	M.A.	E.C.	Cantidad de latidos no clasificables
LBBB vs Otros	RBF	3	4
RBBB vs Otros	RBF	5	6
PVC vs Otros	RBF	15	4
APC vs Otros	RBF	3	18
Normal vs Otros	MLP	15	19
Total		38	51

Tabla 4. Errores de clasificación y cantidad de latidos no clasificables al emplear el esquema de clasificación en cascada. E.C.: Cantidad de errores de Clasificación. Error (%): Error porcentual. M.A.: Máquina de aprendizaje. RBF: Máquina de soporte vectorial con kernel función de base radial. MLP: Perceptrón multi-cap.

No Clasificables	Latidos confundidos
------------------	---------------------

NPC	20	0
ABERR	18	2
NAPC	20	0
NESC	20	0

Tabla 5. Cantidad de latidos identificados como No Clasificables al ingresar latidos desconocidos al esquema de clasificación en cascada.

Los latidos "No clasificables" resultan de mayor interés, al ingresar latidos completamente desconocidos para el esquema en cascada, esta prueba se realizó con 20 ejemplos de 4 tipos de latidos (ABERR, NPC, NAPC y NESC), tal y como lo muestra la Tabla 5. Se observa en la columna de los No Clasificables que en la mayoría de casos los 20 latidos ingresados a la cascada son identificados como No Clasificables, es decir, son latidos desconocidos para él. La columna donde se muestran los latidos confundidos, se refiere a la cantidad de latidos que fueron clasificados como una de las 5 clases de interés, esto solo ocurrió con 2 latidos ABERR y fueron confundidos con latidos Normales, el fallo se dio con el clasificador *Normal vs Otros* de la cascada, el cual se desarrolló con el Perceptrón multicapa.

4. CONCLUSIONES

Con el esquema de clasificación en cascada empleando máquinas de aprendizaje RBF con el esquema 3 de extracción de características, se lograron resultados satisfactorios, ya que se le hizo frente a la problemática asociada a los sistemas de multi-clasificación generando una clase inherente a la configuración conocida como latidos "No Clasificables", con los que no hay incidencia en errores. La complejidad de los clasificadores se disminuyó debido a la configuración binaria, facilitando la identificación. El esquema en cascada queda dispuesto para que se puedan ir adicionando fases durante el proceso y la variedad de latidos cardiaco Clasificables pueda ir aumentando, comportamiento propio de un sistema experto y modular. Las máquinas de soporte vectorial RBF tuvieron un alto desempeño para la discriminación entre las clases de interés y las desconocidas. Se sientan antecedentes en la utilización de esquemas de clasificación no convencionales, procurando dar un apoyo más integral al diagnóstico médico. Convendría establecer pruebas particulares para medir el rendimiento de los esquemas de clasificación, con latidos cardiacos nunca antes tratados por el sistema y así corroborar el desempeño esperado en la clase No clasificables. Aunque el esquema de clasificación en cascada muestra determinadas bondades, las máquinas de aprendizaje en la modalidad de multi-clasificación siguen siendo validas, se deben seguir explorando posibilidades que permitan disminuir la complejidad de las máquinas de aprendizaje, lo que implica una disminución en la cantidad de errores de clasificación.

5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] D. Gao, M. mAdden, M. Schukat, D. Chambers and G Lyons, "Arrhythmia identification from ECG signals with a neural network classifier based on a Bayesian framework", Department of information Technology. National university of Ireland, 2003.
- [2] T. Froese "Classifying ECG data using the discrete wavelet transform", Masters Thesis., MENG C.S. & CybeMLPutics, 1999.
- [3] G. Selvakumar, K. Bhoopathy Gagan, B. Vhidambararajan, "Wavelet decomposition for detection and classification of critical ECG arrhythmias", Presentado en el 8th WSEAS Int. Conference on Mathematics and Computers in Biology and Chemistry, pp. 80-84, Vancouver, Canada, Junio 2007.
- [4] C. Rengifo, G. Castellanos, R. Henao, "Aprendizaje activo en la identificación de cardiopatía isquémica. Grupo control y procesamiento de digital de señales". Scientia Et Technica, Vol. XII, Núm. 31, pp. 65-70, agosto 2006
- [5] M. Vetterli, C. Herley "Wavelet and filter banks: theory and designs". IEEE transactions on signal processing, Vol. 40, No 9, pp. 2207-2232, 2002.
- [6] V. Montes, C. Guarín, D. Castellanos, "Extracción de características de ECG basadas en transformaciones no lineales y wavelets". Ingeniería e investigación; Vol. 25; Numero 003, pp. 39-47, 2005.
- [7] F. Cuesta, D. Novak, J. Pérez, G. Adreu, V. Eck, C. Sastre, M. Llorca. "Reducción del ruido en señales electrocardiográficas mediante la transformada Wavelet", Congreso nacional anual de la sociedad española de ingeniería biomédica, pp.103-106, 2001.Process Corp., Framingham, MA. Intranets: Internet technologies deployed behind the firewall for corporate productivity. Presented at INET96 Annu. Meeting. [Online]. Available: <http://home.process.com/Intranets/wp2.htm>
- [8] D. Tovar, A. Orozco, P. Muñoz, "Máquinas de Aprendizaje para la identificación de Arritmias Cardiacas" *Memorias del XIV simposio de tratamiento de señales, imágenes y visión artificial*, 2009.
- [9] J. Cardona, F. Ibarguen, P. Muñoz, "Máquinas de soporte vectorial para clasificación", Vol.1 pp. 26-30, Colombia 2007.
- [10] D. Tovar, A. Orozco, P. Muñoz, "Transformada wavelet y máquinas de soporte vectorial para la identificación de arritmias" *Revista De Investigaciones Universidad Del Quindío*, Vol.19 pp.104-114, 2009.
- [11] P. Muñoz, J. Marín, Francisco J. Ibarguen, "Reconocimiento de comandos de voz usando la transformada wavelet y máquinas de vectores de soporte" *Scientia et Technica Año XII*, No 31, pp. 35-40, Agosto de 2006.