




Heart Rate Variability and T Wave Alternans as Risk Stratification Indices for Detecting Sudden Cardiac Death: A Review

Nancy Betancourt , Marco Flores-Calero , and Carlos Almeida 

Abstract—Sudden Cardiac Death (SCD) is considered one of the main causes of mortality worldwide. Often, the symptoms appear in healthy persons one hour before the fatal event. The incomprehensible nature of this cardiac disease increases the necessity to develop new methods to predict this pathology. A review of state of the art based on Kitchenham procedures is carried out. According to the literature review, several methods to predict SCD have been developed using Heart Rate Variability (HRV), and T-wave alternans (TWA). These indexes have been considered important, non-invasive, and promising indicators to stratify the risk of SCD. In this context, the work presented in this paper shows a review of the state of the art, focused on the research efforts about risk stratification indices based on HRV and TWA. The purpose of this review is developing a future research framework to stratify the risk of SCD disease, by mixing characteristics of the HRV and TWA approaches, thus producing a new hybrid method.

Index Terms—ECG, SCD, HRV, TWA, Prediction.

I. INTRODUCCIÓN

La muerte súbita cardíaca (MSC) se define como muerte natural causada por problemas en el corazón. La Organización Mundial de la Salud (OMS) considera a la MSC como una de las principales causas de mortalidad a nivel mundial. En la mayoría de los casos esta condición se presenta en personas que padecen alguna enfermedad cardíaca previa por ejemplo: fibrilación ventricular y taquicardia ventricular. Además, se ha registrado que la MSC aparece en personas saludables una hora antes de que el paciente muera [1] [2] [3]. Comprender el origen de esta enfermedad sigue siendo un desafío para la comunidad médica y científica. En este sentido, para analizar las diferentes anomalías cardíacas, se cuenta con herramientas no invasivas como: Electrocardiograma (ECG), resonancia magnética o tomografía computarizada. El ECG es considerado por los expertos como una importante herramienta que permite observar irregularidades cardíacas y por ende detectar MSC [4].

De acuerdo a la revisión del estado del arte, nuevos métodos para estratificar y predecir el riesgo de MSC han sido desarrollados en los últimos años [5] [6] [7] [8] [2] [9] [10]. Existen diferentes algoritmos implementados en la literatura

Nancy Betancourt is with Departamento de Ciencias de la Computación, Escuela Politécnica Nacional and Departamento de Ciencias Exactas, Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE e-mail:nancy.betancourt@epn.edu.ec.

Marco Flores is with Departamento de Eléctrica, Electrónica Y Telecomunicaciones, Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE e-mail:mjflores@espe.edu.ec

Carlos Almeida is with Departamento de Matemática, Escuela Politécnica Nacional, e-mail:carlos.almeidar@epn.edu.ec

para calcular índices de estratificación del riesgo cardíaco [6]. Este trabajo se enfoca en dos indicadores: Variabilidad de Frecuencia Cardíaca (VFC) y Alternancia de la Onda T (AOT).

VFC es un índice de estratificación de riesgo de MSC que permite medir la variación temporal entre conjuntos de latidos cardíacos consecutivos, se calcula a partir del intervalo RR. La revisión de la literatura muestra que varios métodos basados en VFC se han desarrollado para estratificar el riesgo cardíaco y se pueden agrupar en tres casos: en el dominio del tiempo, en el dominio de frecuencia y otro métodos.

La onda T representa la repolarización ventricular en el ECG. Una onda T normal es positiva y simétrica en la mayoría de las derivaciones. Sin embargo, cuando se presenta una alteración o cambio en la forma o amplitud de la onda, esto se conoce como alternancia de la Onda T (AOT) [11] [4]. La magnitud de la alternancia está en el orden de los microvoltios, por lo que es difícil detectarla. AOT es una magnitud dependiente de la frecuencia cardíaca que ha demostrado ser un indicador no invasivo para estratificar el riesgo cardíaco [12] [13]. Se han propuesto diferentes enfoques para el análisis automático de AOT, como: Métodos espectrales (ME), Métodos Modificados de Medias Móviles (MMM), Métodos de Demodulación Compleja y Métodos Estadísticos [11]. Este artículo se enfocará en los métodos ME y MMM, considerando la revisión realizada en un trabajo previo [14] donde se indica, por un lado, que el método ME ha sido incluido en equipos médicos como CH2000 y Heartwave II (Cambridge Heart Inc. Bedford, MA.), y por otro MMM ha sido implementado en el sistema ambulatorio MARS [15].

La identificación temprana de factores de riesgo asociados a MSC es un problema abierto en cardiología clínica. En este sentido, la urgencia de desarrollar nuevos métodos para estimar y predecir MSC aumenta cada vez más.

Este trabajo presenta la revisión del estado del arte enfocada en VFC y AOT como índices de estratificación de riesgo para predecir MSC. El resto del artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección dos se presenta la metodología utilizada para llevar a cabo la revisión del estado del arte. La sección tres muestra los trabajos relacionados con detección y predicción de MSC. Finalmente, las conclusiones y trabajos futuros son presentados en la última sección.

II. DOMINIOS CONCEPTUALES

En esta sección, se presenta un resumen de los conceptos generales que han sido usados en este estudio.

A. Electrocardiograma

El ECG es un registro de la actividad eléctrica del corazón. La señal ECG se caracteriza por presentar cinco picos etiquetados con las letras (P, Q, R, S, T), ver Fig. 1. La señal

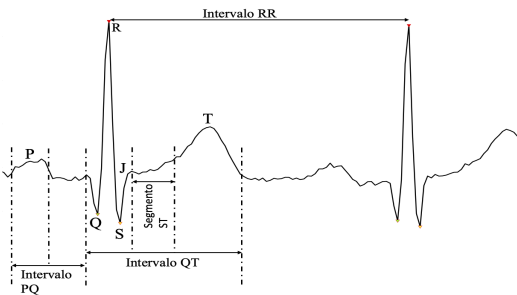


Fig. 1. Ejemplo de un latido cardíaco y su morfología.

se obtiene, ubicando electrodos en el pecho del paciente. Las ondas formadas son conocidas como onda P, complejo QRS y la onda T. El conjunto de ondas corresponden a un latido del corazón. El estudio de la morfología, intervalos (RR, QT, PQ), segmentos (ST, ST-T), ondas, amplitud y otras características, permiten investigar y desarrollar nuevas propuestas enfocadas en detectar anomalías cardíacas como: irregularidades en el ritmo cardíaco, enfermedades en las arterias coronarias, arritmias y MSC [4].

B. VFC

VFC mide la variación temporal entre dos latidos cardíacos consecutivos (intervalo RR) en el ECG, ver Fig. 2. VFC es un índice de estratificación de riesgo cardiovascular muy utilizado para análisis de MSC [15] [2]. Varios métodos han

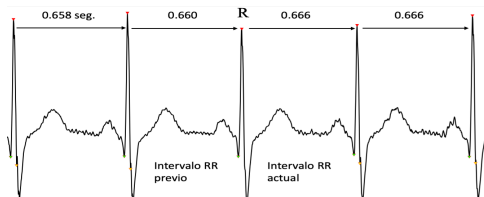


Fig. 2. Cinco latidos cardíacos y 4 intervalos RR.

sido desarrollados [1] [16] [3], estos pueden estar agrupados en tres categorías:

- 1) Métodos en el dominio del tiempo: Estos métodos se basan en la cuantificación del intervalo RR a partir de medidas estadísticas como: desviación estándar del intervalo RR (DERR), a menudo se calcula en 24 horas de duración; desviación estándar del promedio de los intervalos RR (DEPRR), se calcula generalmente durante 5 minutos; raíz cuadrada media de diferencias sucesivas (RCPDE), se calcula entre RR adyacentes [17].
- 2) Métodos en el dominio de la frecuencia: Estos métodos asignan bandas de frecuencias y luego cuenta el número de intervalos dentro de cada banda. Uno de los métodos más usados es la transformada discreta de Fourier [10] [17].
- 3) Mapas de Poincaré: permite obtener medidas válidas del sistema nervioso cardíaco. Cada punto en el mapa

representa un par de latidos consecutivos, donde el eje X representa el intervalo RR actual y el eje Y representa el intervalo RR previo [10] [17].

C. AOT

AOT se define como la variación en la morfología, amplitud o duración de la onda T, esto ocurre continuamente cada dos latidos [4] [11], ver Fig. 3, donde se puede observar alternancias en cualquier segmento de ondas del ECG incluido el complejo QRS, el segmento ST y la onda T. Así mismo, la

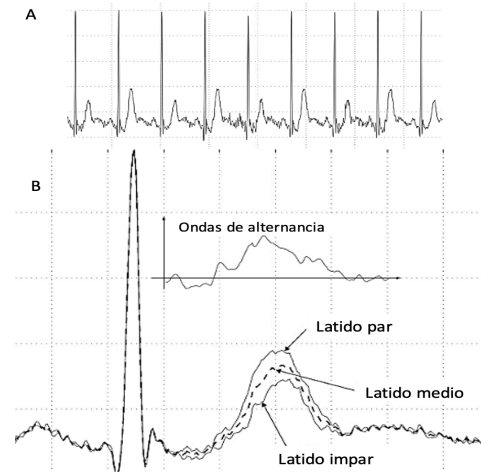


Fig. 3. (A) Señal ECG con patrón de alternancia periódica que se presenta cada dos latidos. (B) Interpretación visual de AOT como la diferencia entre el promedio de latidos pares y el promedio de latidos impares. Reproducido de [15].

alternancia de la onda es considerada como un índice confiable para estratificar el riesgo cardíaco [18] [19] [13]. Así tenemos:

- MMM: La magnitud de AOT se obtiene calculando la media de la diferencia de los máximos absolutos de la serie de latidos pares e impares de las ondas T o de los segmentos ST-T [20] [21] [22]. En la Fig. 4, se presenta el método MMM para calcular AOT.
- ME: La alternancia es calculada comparando el espectro de poder a 0.5 cpl con el espectro de nivel de ruido para luego decidir si AOT está presente o no. En la Fig. 5 se muestra el método propuesto por J.M. Smith [24].

III. METODOLOGÍA PARA REVISIÓN DE LA LITERATURA

La metodología utilizada para la revisión del estado del arte se basó en los procedimientos establecidos en Kitchenham [26]; la revisión se dividió en tres fases:

- a) Planificación: En esta etapa, se definen las preguntas de investigación, las palabras claves y las bases de datos científicas para la revisión. La Tabla I muestra información usada en esta etapa.
- b) Desarrollo de la revisión: En esta etapa se seleccionaron los artículos relacionados con predicción de muerte súbita cardíaca. En la Tabla II se observa las cadenas de búsqueda y los términos relacionados que se usaron para realizar una revisión exhaustiva, mejorando la selección de artículos en las bases científicas seleccionadas. En

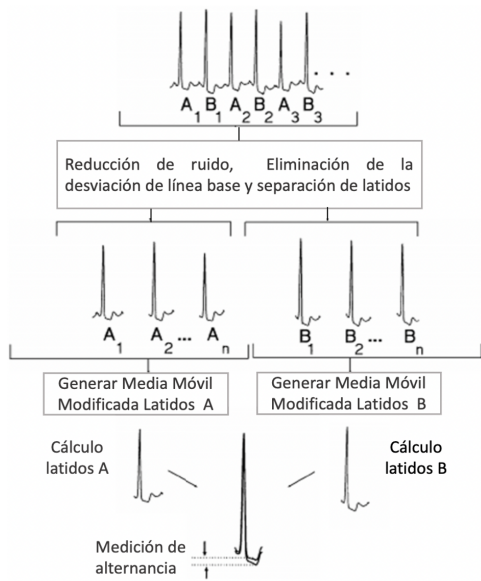


Fig. 4. Método MMM: separación de la señal ECG en latidos pares A y latidos impares B. Reproducido de [23].

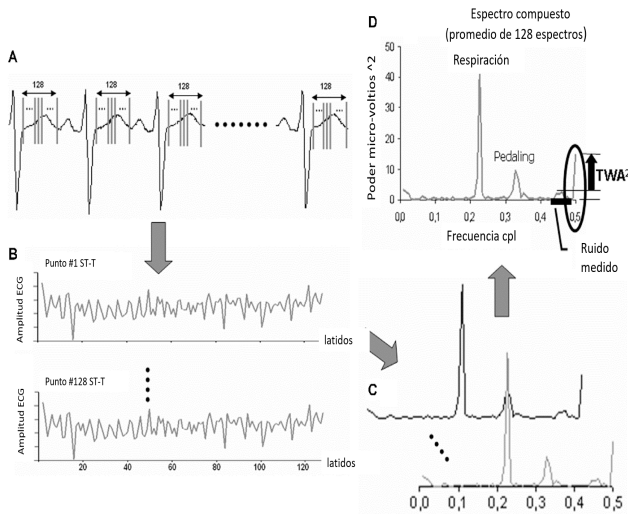


Fig. 5. ME: (A) Selección de 128 complejos ST-T en 128 latidos del ECG. (B) Variación de amplitud a lo largo de los 128 latidos (128 periodogramas). (C) Espectro calculado por la transformada de Fourier. (D) Cálculo del espectro compuesto. La amplitud AOT correspondiente es, la raíz cuadrada de la potencia alternante. Reproducido de [25].

total se obtuvieron 60 artículos relacionados con el tema de investigación. Luego, se eliminaron 14 trabajos repetidos. En la etapa siguiente, se utilizó los criterios de inclusión y exclusión de la Tabla III. A continuación, se eliminaron 17 artículos que usaban técnicas invasivas como el Desfibrilador Cardioversor Implantable quedando 35 artículos, de los cuales, 20 usan ECG como herramienta para la toma de muestras. Es así que tenemos 20 artículos para la revisión, de los cuales, 6 tratan de VFC como índice de estratificación, 7 trabajos tratan AOT y 5 usan otros índices; éstos últimos fueron descartados. De los 7 trabajos de AOT, 2 fueron eliminados por usar métodos como la demodulación compleja.

TABLA I
PLANIFICACIÓN DE LA REVISIÓN

Preguntas de investigación	Palabras claves	Bases de datos científicas
¿Es posible predecir MSC analizando el ECG?	MSC	IEEE Xplorer, Springer,
¿Existen métodos para estratificar el riesgo de MSC?	Índices de estratificación	Scopus, Web of Science

TABLA II
CADENAS DE BÚSQUEDA USADAS EN LA REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE

Palabra clave	Términos relacionados	Cadenas de búsqueda
MSC	ECG	ALL (muerte súbita cardiaca AND ECG) OR (MSC AND ECG)
	detección	ALL (muerte súbita cardiaca AND detección) OR (MSC AND detección)
Índice de estratificación de riesgo	ECG	ALL (índice de estratificación de riesgo AND ECG) OR (índice de estratificación de riesgo AND ECG)
	AOT	ALL (índice de estratificación de riesgo AND alternancia de la onda T) OR (índice de estratificación de riesgo AND AOT)
VFC	VFC	ALL (índice de estratificación de riesgo AND VFC) OR (índice de estratificación de riesgo AND variabilidad de frecuencia cardiaca)

Finalmente, en esta revisión contamos con 11 trabajos relevantes para analizar los índices de estratificación del riesgo de MSC.

TABLA III
CRITERIOS DE INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN

Criterios de inclusión	Criterios de exclusión
Técnicas no invasivas	Técnicas invasivas
Aplicadas al análisis ECG	No aplicadas al análisis ECG
Aplicadas a MSC	No aplicadas a MSC
Usan Inteligencia Artificial	Enfoque netamente clínico

c) Reporte de resultados: En esta etapa dos dominios fueron definidos y usados para agrupar el resultado y las conclusiones, estos son: i) VFC y ii) AOT.

Considerando los dominios encontrados en la etapa de análisis de resultados, hemos identificado los procesos llevados a cabo en los trabajos analizados. En este sentido, presentamos dos marcos de referencia que recopilan las tareas y los procesos identificados.

Finalmente, en ambos casos se contrastan dos hipótesis referentes a la presencia o no de MSC, es decir, H_1 : Existe riesgo de MSC, versus H_0 : No existe riesgo de MSC.

A. Marco de Referencia para VFC

En el caso de las propuestas analizadas que usan VFC para detectar MSC, se han identificado 4 etapas, las mismas que se muestran en la Fig. 6. La primera etapa en el proceso es

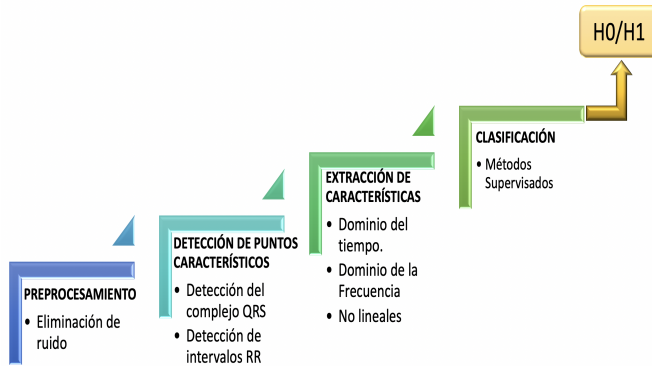


Fig. 6. Etapas desarrolladas por los métodos analizados para detectar MSC usando VFC.

la reducción de ruido en la señal ECG. En la segunda etapa se lleva a cabo la detección del complejo QRS, es aquí dónde el inicio y fin de las ondas que la componen son localizados con precisión. Usando el pico de la onda R, se encuentran los intervalos RR. En la tercera fase, el proceso de extracción de características es llevado a cabo, donde los métodos en el dominio del tiempo o de la frecuencia son ampliamente utilizados.

B. Marco de Referencia para AOT

Por otro lado, la Fig. 7 presenta las 3 etapas que se detectaron en la literatura para llevar a cabo el análisis de AOT. En la etapa de preprocesamiento, la reducción de

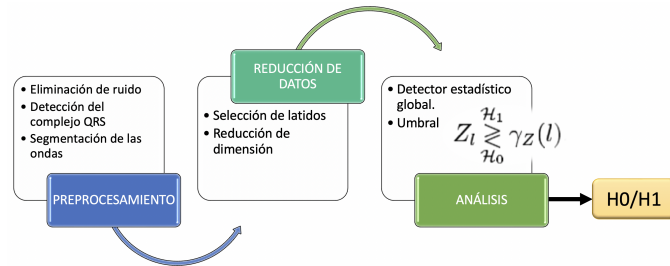


Fig. 7. Etapas desarrolladas por los métodos analizados para detectar MSC usando AOT.

ruido de la señal se llevó a cabo. En la etapa siguiente, el complejo QRS es detectado para luego segmentar la señal en los intervalos y ondas de interés. En la etapa de reducción de datos, se seleccionan latidos atípicos, los mismo que serán eliminado de las muestras que serán analizadas. La dimensión de los latidos seleccionados para análisis se reducen. Finalmente, para decidir entre la hipótesis H_0 o H_1 , un estadístico global Z_l es calculado, dónde l representa el l -ésimo latido localizado en la ventana de análisis, $\lambda_z(l)$ es el umbral. Estos valores son comparados, si $Z_l > \lambda_z(l)$ entonces H_1 caso contrario H_0 .

Basados en estos marcos de referencia, la Fig. 8 muestra las diferentes etapas que han sido consideradas para analizar los métodos seleccionados en la revisión del estado del arte sobre predicción de MSC.



Fig. 8. Procesos usados para desarrollar los métodos propuestos en la literatura relacionados a MSC.

La primera etapa en el diagrama de bloques, hace referencia a las bases de datos utilizadas. La segunda etapa es el preprocesamiento, aquí se muestran las técnicas de reducción de ruido llevadas a cabo. En la etapa de extracción de características se presentan las propiedades lineales o no lineales usadas para predecir MSC. Finalmente, en la etapa de detección se analiza a las técnicas usadas para diferenciar entre sujetos normales H_0 de aquellos susceptibles a MSC H_1 .

IV. BASES DE DATOS

Las bases de datos (BDD) que han sido usadas, en los distintos trabajos, son:

- BDD MIT-BIH Ritmo Sinusal Normal (BDDRSN): Esta base incluye 18 registros ECG de larga duración. Está compuesta de registros que incluyen 5 hombres de 26 a 45 años, y 13 mujeres de 20 a 50 años. La frecuencia de muestreo es 128 Hz [27]. Los sujetos de esta base no tenían arritmias significativas.
- BDD Holter Muerte Súbita Cardíaca (BDDHMSC): La base incluye 18 pacientes con ritmo sinusal subyacente de los cuales 4 presentaban estimulación intermitente; además, 1 con estimulación continua y 4 con fibrilación. Todos los pacientes tenían una taquiarritmia ventricular sostenida y la mayoría tuvo un paro cardíaco real. Un total de 23 pacientes con MSC (edades comprendidas entre 18 y 89 años. Frecuencia de muestreo 256 Hz) [28].
- BDD Alternancia de la Onda T (BDDAOT): La base contiene 100 registros ECG multicanal muestreados a 500 Hz. Los sujetos incluyen pacientes con infartos de miocardio, isquemia transitoria, taquiarritmias ventriculares y otros factores de riesgo de MSC [27] [29].
- BDD MIT-BIH Arritmias (BDDA): Contiene registros que corresponden a 48 pacientes, cada registro tiene una duración de 30 minutos, hay en total 24 horas de datos ECG. En esta base hay archivos de anotaciones que fueron desarrollados por dos cardiólogos expertos. Esta información permite identificar el inicio y el desplazamiento de las ondas en el ECG y contiene aproximadamente 110.000 latidos.

La Tabla IV muestra todas las BDD usadas en los trabajos revisados, las mismas que han sido ordenadas por autor.

TABLA IV
BASES DE DATOS UTILIZADAS EN LOS
ARTÍCULOS SELECCIONADOS

Método	Autor	Base de datos
VFC	Acharya et al. [1]	BDDRSN, BDDHMSC
	Ebrahimzadeh et al. [2]	BDDRSN, BDDHMSC
	Devi et al. [3]	BDDRSN, BDDHMSC
	Amezquita et al. [16]	BDDRSN, BDDHMSC
	Fujita et al. [8]	BDDRSN, BDDHMSC
	Lai et al. [13]	BDDRSN, BDDHMSC
AOT	Monasterio et al. [30]	BDDAOT
	Bashir et al. [22]	BDDA
	Narayan et al. [31]	Señales simuladas
	Shen et al. [12]	BDDMSC
	Irshad et al. [4]	Señales simuladas

V. PREPROCESAMIENTO

Un problema inevitable a la hora de registrar la señal es la presencia de perturbaciones que pueden alterar la señal original. Interferencia de la línea eléctrica (ruido de frecuencia más alta) y la fluctuación de la línea base (ruido de frecuencia más baja) son los dos ruidos más frecuentes que están presentes en el ECG [32] [33]. Estos tipos de ruido alteran considerablemente la señal, impidiendo la identificación del inicio y final de las ondas. Para minimizar los cambios en la morfología de la señal ECG, es necesario utilizar técnicas de eliminación de ruido.

A. Etapa de Preprocesamiento en VFC

En Acharya et al. [1] y Fujita et al. [8], se utilizó eliminación de ruido basado en ondículas madres Daubechies 6 (db6). En el método propuesto por Amezquita et al. [16], se implementó un filtro de respuesta al impulso finito de paso bajo para muestrear la señal. En Devi et al. [3] las señales se filtran utilizando la transformación rápida de Fourier para eliminar el ruido derivado de la línea base y el filtro muesca para eliminar la interferencia de línea eléctrica. Las señales de ECG en el trabajo propuesto por Ebrahimzadeh et al. [2] son pasadas a través de un filtro media móvil de modo que se elimine la fluctuación lenta de la línea base y luego se utilizará un filtro muesca para eliminar la frecuencia de línea eléctrica. En el método propuesto por Lai et al. [13]. La fluctuación de la línea base y el ruido de cada fragmento del ECG se eliminaron utilizando un filtro mediano y uno pasa banda (0,5-100 Hz), respectivamente.

B. Etapa de Preprocesamiento en AOT

En el método espectral propuesto por Rosenbaum et al. [34], se amplificaron y filtraron los registros del ECG.

El método MMM, presentado por Nearing et al. [20], utilizó un filtrado de paso bajo para eliminar las frecuencias altas. Esto se logró utilizando un filtro Butterworth digital de octavo orden con una frecuencia de 50 Hz. La desviación de la línea base se estimó en función de los puntos isoeléctricos en cada latido del ECG mediante el cálculo de una spline cúbica y se restó de la señal del ECG. En estos dos últimos métodos, no se dan detalles de la etapa de preprocesamiento.

Narayan et al. [31], presenta un método espectral donde las derivaciones de ECG se filtraron a través de un filtro paso bajo Butterworth de 6 polos (frecuencia de corte de 360 Hz) y luego se digitalizaron a 12 bits a 1 kHz utilizando una placa analógica a digital (National Instruments, TX) interconectado a una computadora MacIntosh.

El método propuesto por Shen et al. [12], media móvil modificado mejorado, se utilizaron filtros digitales para eliminar la interferencia arterial general y limitar el ancho de banda del ECG entre 1 Hz y 50 Hz.

En la etapa de preprocesamiento, Cuesta et al. [21] presenta un método MMM mejorado que utiliza la alineación de la curva Dynamic Time Warping (DTW). DTW se describe como un método que puede eliminar los artefactos relacionados con el desplazamiento de las mediciones al corregir un vector de muestra de longitud J hacia una referencia de longitud I . Este método funciona bien para diferentes niveles de AOT, ruido y cambios de fase, pero es sensible a la alineación de las ondas T .

En el trabajo propuesto por Monasterio et al. [30], la desviación de línea base se elimina con una técnica de interpolación de splines cúbicos. El contenido de frecuencia de AOT se encuentra por debajo de 15 Hz, por lo que la señal de ECG se puede filtrar en paso bajo y muestrear hacia abajo a una nueva frecuencia de muestreo $F_s \geq 30$ Hz para eliminar el ruido fuera de banda.

VI. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

A. Extracción de Características en VFC

Para detectar y predecir MSC usando VFC, los métodos no lineales como: dimensión fractal (DF), exponente de Hurst (H), análisis de fluctuación sin tendencia (AFsT), dimensión de correlación (DC), entropía aproximada (EntAprox), entropía de muestra (EntMuestra), Coeficientes transformada wavelet discreta (CDWT), entropía Renyi (EntRen), entropía fuzzy (EntFuz), parámetros de Hjorth (PH), y entropía tsallis (EntTs) se utilizan para extraer las características de señales ECG complejas no estacionarias [1] [8]. La Tabla V presenta los métodos de extracción de características más citados en la literatura.

B. Extracción de Características en AOT

Por otro lado, en los métodos AOT, la extracción de características en el artículo de Rosenbaum et al. [34], se realiza segmentando la señal y utilizando una ventana fija para extraer el complejo QRS, el segmento ST y las ondas T, luego las características se alinean mediante el complejo QRS. En el trabajo de Nearing et al. [20] se obtiene el segmento ST-T, este proceso no está especificado. La extracción de características, en la propuesta de Bashir et al. [22], presenta un enfoque de filtro adaptado. La detección de picos de la onda T y QRS se realiza utilizando el localizador de formas de onda disponible en Physionet. La evaluación comparativa se lleva a cabo con las tres técnicas clásicas más habituales en el caso de AOT tanto estacionarios como no estacionarios, método espectral, promedio de media móvil y el método complejo. En la etapa de preprocesamiento, Cuesta et al. [21], presenta un método

TABLA V
RESUMEN DE LOS MÉTODOS UTILIZADOS PARA
EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DEL ECG

Autor	Extracción de características	Selección de clasificador de características
Acharya et al. [1]	DF, H, AFsT, EntAprox, EntMuestra, DC, CDWT	prueba T Student
Fujita et al. [8]	EntRen, EntFuz, PH, EntTs	prueba T Student
Sanchez et al. [16]	análisis de homogeneidad	prueba ANOVA
Devi et al. [3]	CDWT, EntMuestra, AFsT, mapas de Poincaré, RCPDE	Análisis estadístico usando la prueba de Kruskal–Wallis
Ebrahimzadeh et al. [2]	DERR, RCPDE	prueba T Student
Lai et al. [13]	marcadores de riesgo arrítmico DERR, DEPRR	prueba T Student

MMM mejorado que utiliza la alineación de la curva DTW. En el método MMM mejorado propuesto por [12], se utiliza el método de Tompkins para ubicar ondas R. Con los puntos R detectados, los puntos T se pueden localizar mediante la verificación cruzada de los puntos máximos de ECG y todos los puntos de cruce por cero de ECG. En el trabajo de Irshad et al. [4], los puntos de referencia se seleccionan al inicio mediante el empleo de un mecanismo para la detección de ondas T y complejos QRS.

VII. DETECCIÓN

A. Detección con VFC

En los métodos VFC, las características descritas en la Tabla V se posicionan en función del valor t . Estas características se utilizan como valores de entrada para los clasificadores, el objetivo de esta etapa es obtener el mejor rendimiento utilizando la menor cantidad de características. Los métodos de clasificación aplicados en la literatura son: árbol de decisión (decision tree, DT), K-vecino más cercano (k-nearest neighbor, KNN), máquina de vectores de soporte (support-vector machines, SVM), Red neuronal probabilística mejorada (enhanced probabilistic neural network, EPNN), Perceptrón multicapa (multilayer perceptron, MLP), Mezcla de clasificador experto (ME), Naive Bayes (NB) y Random Forest (RF). La tabla VI muestra los métodos utilizados en la etapa de clasificación. El objetivo principal de la clasificación es seleccionar el mejor clasificador con el número mínimo de características significativas, que dé como resultado la mayor precisión para discriminar las señales ECG que pertenecen a sujetos con MSC o no.

B. Detección con AOT

Es importante aclarar que, en el caso de AOT se calcula un índice utilizando las características extraídas en el apartado anterior, con el fin de clasificar entre la señal de ECG de un sujeto normal de aquellos susceptibles a muerte súbita cardíaca. Los pasos principales del método espectral son [34]:

- Selección de 128 puntos igualmente espaciados en el complejo ST-T de una señal ECG de 128 latidos.

TABLA VI
MÉTODOS USADOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE
CARACTERÍSTICAS SIGNIFICATIVAS EN VFC

Autor	Métodos de clasificación
Acharya et al. [1]	DT, KNN, SVM
Fujita et al. [8]	DT, KNN, SVM
Sanchez et al. [16]	EPNN
Devi et al. [3]	DT, KNN, SVM
Ebrahimzadeh et al. [2]	MLP, KNN, SVM, ME
Lai et al. [13]	DT, KNN, SVM, NB, RF

- Cada selección tiene su espectro calculado por la Transformada de Fourier, en un total de 128 espectros.
- Los 128 espectros se promedian para crear un espectro compuesto. A partir de este espectro compuesto, la potencia alternante se calcula como la potencia a 0,5 cpl menos la potencia media de ruido medida.
- La amplitud AOT correspondiente es la raíz cuadrada de la potencia alternante.

Por otro lado, en el método MMM [20], para calcular AOT se considera x_i con $i = 1..n$ como un latido de la señal ECG. Se crean entonces dos grupos de latidos: Los latidos pares x_{2*i} corresponden al grupo A ; y los latidos impares $x_{(2*i)-1}$ al lado del grupo B . Los promedios móviles modificados se calculan para el grupo A y para el grupo B . La AOT se detecta calculando el valor absoluto máximo de la diferencia entre los latidos promediados A y los latidos promediados B . El segmento ST-T y la onda T se utilizan para calcular la media móvil modificada y así obtener el valor de alternancia.

VIII. RESULTADOS

A. Resultados en VFC

La Tabla VII presenta información resumida sobre la revisión de VFC. Según los resultados, el método desarrollado por Lai et al. [13] muestra el mejor porcentaje de precisión y el mayor tiempo de predicción de MSC. Los autores probaron el método propuesto en una muestra de 28 pacientes con MSC y 18 pacientes normales. Los marcadores de riesgo arrítmico utilizados son: pico de la onda T (T_p), fin de la onda T (T_f), intervalo QT, intervalo desde el punto J hasta T_p , intervalo desde el punto J hasta T_f y el complejo QRS; con estos marcadores se obtienen tres relaciones de intervalos de repolarización, T_pT_f/QT , JT_p/JT_f y T_pT_f/JT_p ; y dos marcadores de conducción-repolarización, como T_pT_f/QRS y $T_pT_f/(QTQRS)$. De los 5 métodos de clasificación utilizados, Random Forest alcanzó el 99.4% de exactitud en la detección de MSC.

B. Resultados en AOT

El método de promedio de medias móviles, es un enfoque en el dominio del tiempo que consiste en estimar continuamente el latido promedio de latidos pares e impares calculados en

TABLA VII
RESUMEN DE LOS MÉTODOS PROPUESTOS
USANDO VFC (NO ESPECIFICADO NE)

Autor	Longitud de la señal	Exactitud	Sens.	Espec.
Acharya et al. [1]	4 min antes MSC	92.11%	92.5%	91.6%
Fujita et al. [8]	4 min antes MSC	94.7%	95%	94.4%
Sanchez et al. [16]	20 min antes MSC	95.8%	NE	NE
Ebrahimzadeh et al. [2]	13 min antes MSC	90.18%	NE	NE
Lai et al. [13]	30 min antes MSC	99.49%	99.75%	99.04%

ondas T o complejos ST-T. Normalmente, el nivel AOT se observa cada 10 o 15 segundos, lo que hace que el MMM sea más versátil y más apropiado en registros ambulatorios. MMM se puede aplicar en pruebas de esfuerzo y pruebas ambulatorias; sin embargo, aún no se han definido los valores exactos de los umbrales para calcular la magnitud alterna máxima, por lo que la clasificación de las pruebas tiene una precisión de alrededor del 75%.

En el método espectral se analiza la estratificación de riesgo mediante el cálculo de la máxima magnitud alternante. Dicho valor se asocia a un alto nivel de riesgo de MSC si la magnitud es mayor o igual a 47 μ V tras un episodio de infarto de miocardio o si la magnitud es mayor o igual a 60 μ V durante una prueba ambulatoria y de rutina. ME en un método que requiere una frecuencia cardíaca estable de 105-110 latidos por minuto durante un período, utilizando un protocolo de ejercicio especializado, agentes farmacológicos o estimulación auricular. Debido a estas restricciones, aproximadamente un 20-40% de las pruebas se clasifican como indeterminadas, ya sea por factores relacionados con el paciente como la imposibilidad de alcanzar la frecuencia cardíaca objetivo, ectopia ventricular excesiva, fibrilación auricular o problemas técnicos como el ruido en la grabación [34].

IX. CONCLUSIONES

En ésta investigación, los métodos analizados para predecir MSC usando ECG fueron agrupados en dos casos VFC y AOT. En cada uno de ellos se logró identificar varias etapas que consisten en preprocesamiento, extracción de características y detección, generando resultados significativos.

La VFC inicialmente muestra ser prometedora, pero todavía existe un debate sobre las métricas que se deben utilizar para extraer las características de la señal. Además, los métodos usan técnicas de aprendizaje de máquina para predecir MSC. Sin embargo, técnicas como aprendizaje profundo no han sido consideradas aún. Por otro lado, los métodos con AOT se basan en MMM y ME; donde la precisión mejora en ciertos casos y bajo ciertas condiciones lo que complica realizar una comparación entre métodos. Además, no se ha utilizado la misma base de datos ni el mismo tamaño de muestra.

En este contexto, es importante desarrollar nuevos métodos para predecir MSC, usando las mismas bases de datos y

muestras del ECG, donde se integren las ventajas de los índices VFC y AOT.

A futuro se pretende utilizar la actual potencia de cálculo computacional y las nuevas técnicas de aprendizaje de máquina y aprendizaje profundo para desarrollar un método híbrido de detección y predicción de MSC.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, los autores deseamos expresar nuestro agradecimiento a los revisores anónimos, por el importante trabajo de revisión. También deseamos expresar nuestros agradecimientos a la Universidad de las Fuerzas Armadas-ESPE por su apoyo, a través, de los proyectos sin financiamiento directo 2016-PIC-039 y 2020-PIC-001-CTE.

CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.

CONTRIBUCIÓN DE LOS AUTORES

El diseño de la investigación corresponde a N. Betancourt y M. Flores. La implementación de investigación corresponde a N. Betancourt. La redacción, la revisión del manuscrito y la contrastación de la información recaen en M. Flores y C. Almeida.

REFERENCES

- [1] U. R. Acharya, H. Fujita, V. K. Sudarshan, V. Sree, L. Wei, J. Eugene, D. N. Ghista, and R. S. Tan, "An Integrated Index for Detection of Sudden Cardiac Death Using Discrete Wavelet Transform and Nonlinear Features," *KNOWLEDGE-BASED SYSTEMS*, 2015.
- [2] E. Ebrahimzadeh, A. Foroutan, M. Shams, R. Baradaran, L. Rajabion, M. Joulani, and F. Fayaz, "An optimal strategy for prediction of sudden cardiac death through a pioneering feature-selection approach from HRV signal," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 169, pp. 19–36, 2019.
- [3] R. Devi, H. K. Tyagi, and D. Kumar, "A novel multi-class approach for early-stage prediction of sudden cardiac death," *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 39, no. 3, pp. 586–598, 2019.
- [4] A. Irshad, A. D. Bakhshi, and S. Bashir, "A Bayesian Filtering Application for T-wave Alternans Analysis," *12th International Bhurban Conference on Applied Sciences & Technology (IBCAST) Islamabad, Pakistan, 13th - 17th January*, pp. 222–227, 2015.
- [5] Q. Pham, K. J. Quan, and D. S. Rosenbaum, "T-Wave Alternans: Marker, Mechanism, and Methodology for Predicting Sudden Cardiac Death," *Journal of Electrocardiology*, vol. 36, no. SUPPL., pp. 75–81, 2003.
- [6] J. J. Goldberger, M. E. Cain, S. H. Hohnloser, A. H. Kadish, B. P. Knight, M. S. Lauer, B. J. Maron, R. L. Page, R. S. Passman, D. Siscovick, W. G. Stevenson, and D. P. Zipes, "American Heart Association/American College of Cardiology Foundation/Heart Rhythm Society Scientific Statement on Noninvasive Risk Stratification Techniques for Identifying Patients at Risk for Sudden Cardiac Death. A Scientific Statement From the American Heart Association Council on Clinical Cardiology Committee on Electrocardiography and Arrhythmias and Council on Epidemiology and Prevention," *Heart Rhythm*, vol. 5, no. 10, 2008.
- [7] M. M. Demidova, A. Martín-Yebra, J. P. Martínez, V. Monasterio, S. Koul, J. Van Der Pals, D. Romero, P. Laguna, D. Erlinge, and P. G. Platonov, "T wave alternans in experimental myocardial infarction: Time course and predictive value for the assessment of myocardial damage," *Journal of Electrocardiology*, vol. 46, no. 3, pp. 263–269, 2013.
- [8] H. Fujita, U. R. Acharya, V. K. Sudarshan, D. N. Ghista, S. V. Sree, L. W. J. Eugene, and J. E. Koh, "Sudden cardiac death (SCD) prediction based on nonlinear heart rate variability features and SCD index," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 43, pp. 510–519, 2016.

- [9] J. Liu, G. Wu, C. Zhang, J. Ruan, D. Wang, M. Zhang, L. Wang, Y. Yang, X. Li, Y. Wang, R. Hui, Y. Zou, L. Kang, J. Wang, and L. Song, "Improvement in sudden cardiac death risk prediction by the enhanced American College of Cardiology/American Heart Association strategy in Chinese patients with hypertrophic cardiomyopathy," *Heart Rhythm*, vol. 17, no. 10, pp. 1658–1663, 2020.
- [10] A. Parsi, D. O'Loughlin, M. Glavin, and E. Jones, "Prediction of Sudden Cardiac Death in Implantable Cardioverter Defibrillators: A Review and Comparative Study of Heart Rate Variability Features," *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 13, no. May 2020, pp. 5–16, 2020.
- [11] J. P. Martínez and S. Olmos, "Methodological principles of T wave alternans analysis: A unified framework," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 4, pp. 599–613, 2005.
- [12] T. W. Shen and Y. T. Tsao, "An improved spectral method of detecting and quantifying T-Wave Alternans for SCD risk evaluation," *Computers in Cardiology*, vol. 35, pp. 609–612, 2008.
- [13] D. Lai, Y. Zhang, X. Zhang, Y. Su, and M. B. Bin Heyat, "An Automated Strategy for Early Risk Identification of Sudden Cardiac Death by Using Machine Learning Approach on Measurable Arrhythmic Risk Markers," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 94701–94716, 2019.
- [14] N. Betancourt, C. Almeida, and M. Flores-Calero, "T wave alternans analysis in ecg signal: A survey of the principal approaches," in *Information Technology and Systems* (Á. Rocha, C. Ferrás, and M. Paredes, eds.), (Cham), pp. 417–426, Springer International Publishing, 2019.
- [15] F. J. Gimeno-Blanes, M. Blanco-Velasco, Ó. Barquero-Pérez, A. García-Alberola, and J. L. Rojo-álvarez, "Sudden cardiac risk stratification with electrocardiographic indices - A review on computational processing, technology transfer, and scientific evidence," *Frontiers in Physiology*, vol. 7, no. MAR, pp. 1–17, 2016.
- [16] J. P. Amezcua-Sanchez, M. Valtierra-Rodriguez, H. Adeli, and C. A. Perez-Ramirez, "A Novel Wavelet Transform-Homogeneity Model for Sudden Cardiac Death Prediction Using ECG Signals," *Journal of Medical Systems*, vol. 42, no. 10, 2018.
- [17] K. Rajbhandari Panday and D. R. Panday, "Heart Rate Variability (HRV)," *Journal of Clinical & Experimental Cardiology*, vol. 09, no. 04, 2018.
- [18] A. El-Menyar and N. Asaad, "T-wave alternans and sudden cardiac death," *Critical Pathways in Cardiology*, vol. 7, no. 1, pp. 21–28, 2008.
- [19] R. L. Verrier, K. Kumar, and B. D. Nearing, "Basis for sudden cardiac death prediction by T-wave alternans from an integrative physiology perspective," *Heart Rhythm*, vol. 6, no. 3, pp. 416–422, 2009.
- [20] B. D. Nearing and R. L. Verrier, "Modified moving average analysis of t-wave alternans to predict ventricular fibrillation with high accuracy," *Journal of applied physiology*, vol. 92, no. 2, pp. 541–549, 2002.
- [21] D. Cuesta-Frau, P. Micó-Tormos, M. Aboy, M. O. Biagetti, D. Austin, and R. A. Quinteiro, "Enhanced modified moving average analysis of T-wave alternans using a curve matching method: A simulation study," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 47, no. 3, pp. 323–331, 2009.
- [22] S. Bashir, A. D. Bakhshi, and M. A. Maud, "A template matched-filter based scheme for detection and estimation of t-wave alternans," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 13, no. 1, pp. 247–261, 2014.
- [23] R. L. Verrier, B. D. Nearing, M. T. L. Rovere, G. D. Pinna, M. A. Mittelmann, J. T. Bigger, and P. J. Schwartz, "Ambulatory electrocardiogram-based tracking of t wave alternans in postmyocardial infarction patients to assess risk of cardiac arrest or arrhythmic death," *Journal of cardiovascular electrophysiology*, vol. 14, no. 7, pp. 705–711, 2003.
- [24] J. M. Smith, E. A. Clancy, C. R. Valeri, J. N. Ruskin, and R. J. Cohen, "Electrical alternans and cardiac electrical instability," *Circulation*, vol. 77, no. 1, pp. 110–121, 1988.
- [25] E. d. V. Garcia, "T-wave alternans: Reviewing the clinical performance, understanding limitations, characterizing methodologies," *Annals of Noninvasive Electrocardiology*, vol. 13, no. 4, pp. 401–420, 2008.
- [26] B. Kitchenham, R. Pretorius, D. Budgen, O. Pearl Brereton, M. Turner, M. Niazi, and S. Linkman, "Systematic literature reviews in software engineering – a tertiary study," *Information and Software Technology*, vol. 52, no. 8, pp. 792–805, 2010.
- [27] A. L. Goldberger, L. A. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C.-K. Peng, and H. E. Stanley, "Physiobank, physiotoolkit, and physionet: components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. e215–e220, 2000.
- [28] S. D. Greenwald, *The development and analysis of a ventricular fibrillation detector*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 1986.
- [29] G. B. Moody, "The physionet / computers in cardiology challenge 2008: T-wave Alternans," *Computers in Cardiology*, vol. 35, pp. 505–508, 2008.
- [30] V. Monasterio, G. D. Clifford, P. Laguna, and J. P. Martí Nez, "A multilead scheme based on periodic component analysis for T-Wave alternans analysis in the ECG," *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 38, no. 8, pp. 2532–2541, 2010.
- [31] S. Narayan, G. Botteron, and J. Smith, "T-wave alternans spectral magnitude is sensitive to electrocardiographic beat alignment strategy," in *Computers in Cardiology 1997*, pp. 593–596, 1997.
- [32] M. AlMahamy and H. B. Riley, "Performance study of different denoising methods for ECG signals," *Procedia Computer Science*, vol. 37, pp. 325–332, 2014.
- [33] U. Biswas, K. R. Hasan, B. Sana, and M. Maniruzzaman, "Denoising ECG signal using different wavelet families and comparison with other techniques," *2nd International Conference on Electrical Engineering and Information and Communication Technology, iCEEICT 2015*, no. May, pp. 21–23, 2015.
- [34] D. S. Rosenbaum, L. E. Jackson, J. M. Smith, H. Garan, J. N. Ruskin, and R. J. Cohen, "Electrical alternans and vulnerability to ventricular arrhythmias," *New England journal of medicine*, vol. 330, no. 4, pp. 235–241, 1994.



Nancy Betancourt es Master en Inteligencia Web por la Universidad Jean Monnet (Francia). Estudiante de Doctorado por la Escuela Politécnica Nacional (Ecuador) en el área de Sistemas Inteligentes. Actualmente, es profesora en la Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE (Ecuador). Trabaja en las áreas de Inteligencia Artificial y Procesamiento Digital de Señales.



Marco Flores-Calero es doctor en Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Automática por la Universidad Carlos III de Madrid (España). Actualmente, es profesor titular en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE (Ecuador). Durante su vida académica ha publicado sus trabajos científicos en revistas de prestigio internacional en las áreas de Inteligencia Artificial, Procesamiento Digital de Señales y Matemáticas Aplicadas.



Carlos Almeida es profesor en la Escuela Politécnica Nacional. Sus intereses de investigación involucran, pero no exclusivamente, Estadística Matemática y Aplicada, e Inteligencia Artificial. Obtuvo su doctorado en Bélgica y durante varios años trabajó en Alemania y Bélgica antes de regresar a Ecuador.