

**SISTEMA MÓVIL PARA LA DETECCIÓN DE FIBRILACIÓN
AURICULAR BASADO EN SENSORES DE RITMO
CARDÍACO POR FOTOPLETISMOGRAFÍA**



**Nathalia Andrea Girón Gavilanes
César Alejandro Millán González**

Universidad del Cauca

**Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones
Departamento de Telemática
Línea de Investigación en eSalud
Popayán, 2019**

SISTEMA MÓVIL PARA LA DETECCIÓN DE FIBRILACIÓN AURICULAR BASADO EN SENSORES DE RITMO CARDÍACO POR FOTOPLETISMOGRAFÍA



Trabajo de Grado presentado como requisito para obtener el título de
Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones

**Nathalia Andrea Girón Gavilanes
César Alejandro Millán González**

Director: PhD. Diego Mauricio López Gutiérrez

Universidad del Cauca

**Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones
Departamento de Telemática
Línea de Investigación en eSalud
Popayán, 2019**

A mis padres por ser la motivación más grande de mi vida, por su amor incondicional e infinita entrega, por soñar a mi lado y por acompañarme en cada paso que doy. A mi hermana Paola por ser mi más fiel compañía, por todo su amor y su apoyo que siempre me llena de fortaleza. A mi hermano Alejandro por su cariño y por estar siempre presente. A mis abuelos en el cielo y en la tierra por sus enseñanzas y por la formación que me dieron. A mis tíos y primos por todo el amor que me tienen y por brindarme su apoyo incondicional. A mis amigos por su compañía, por el cariño y por cada momento compartido. Todos y cada uno de ustedes ha sido parte esencial en el proceso... por compartir mis sueños y ayudarme a cumplirlos, de corazón ¡gracias!.

Nathalia Andrea Girón Gavilanes

A Dios y La Virgen María por ser los guías de mi vida y proteger cada paso en mi camino. A mis padres por ser el motor de mi vida y por su amor incondicional que hace de mí, una mejor persona. A mi hermana, Astrid, por su compañía, sus consejos y frases de aliento que me llenan de fortaleza. A mi amor, Stepha, por creer en mis sueños, por ser mi inspiración y mi apoyo incondicional en este camino. A mis amigos que entre cada risa y cada broma hicieron de este proceso la mejor etapa de mi vida. A mi hermosa familia por ser la base de mi formación, por creer en mí y brindarme todo su cariño y afecto incondicional. No ha sido fácil, pero gracias a todos y cada uno de ustedes, por estar en mi vida y haber hecho de este proceso, un sueño hecho realidad.

César Alejandro Millán González

AGRADECIMIENTOS

Queremos empezar expresando nuestra más sincera gratitud a nuestro director y profesor Diego Mauricio López, quien desde que conocimos, nos ofreció su apoyo incondicional, confianza, orientación y acompañamiento, haciendo posible el planteamiento y desarrollo de nuestra investigación gracias a sus sugerencias y constante retroalimentación. Ha sido un gran privilegio trabajar junto a él.

Dedicamos un especial agradecimiento a nuestro amigo, el ingeniero Ricardo Andrés Vejarano, por su guía, disposición y apoyo incondicional, por creer en nuestro trabajo, motivarnos, y por el tiempo invertido en ayudarnos y asesorarnos.

Un especial agradecimiento al MSc en Ingeniería Telemática Emmanuel Gerardo Lasso, quien desde España nos brindó su entera disposición y orientación, animándonos en el desarrollo de nuestras ideas frente a la implementación de machine learning en nuestro proyecto.

Un especial agradecimiento al MS Jhon Eder Masso, por su apoyo, disposición y dedicación con la cual nos recibió al momento de requerir su asesoría.

Agradecemos también al médico cirujano y cardiólogo Carlos Alberto Astudillo y su esposa Clemencia, por su compromiso, apoyo y amabilidad, por interesarse en nuestra investigación y abrirnos las puertas de su consultorio.

Al médico cirujano especialista en cardiología y medicina interna Nelson Adolfo López, por su apoyo y tiempo dedicado.

A los ingenieros Manuela Silva, Mauricio Ramírez, Pablo Jojoa y Rubiel Vargas, por su orientación, asesoría y acompañamiento.

A los pacientes quienes nos brindaron su confianza, disposición y entera colaboración siendo parte de nuestra investigación.

Por último, pero no menos importante, también queremos expresar nuestro más sincero agradecimiento a nuestra Alma Mater, la Universidad del Cauca, por darnos la oportunidad de formarnos como profesionales y desarrollarnos como personas a lo largo de nuestra carrera. De igual manera, agradecemos en particular, a la Vicerrectoría de Investigaciones, Vicerrectoría Académica y a la Decanatura de la Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca, quienes parcialmente financiaron la presentación de un artículo producto de este trabajo de grado en la conferencia internacional pHealth 2019.

Tabla de contenido

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN	15
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	15
1.1.1. Definición.....	15
1.1.2. Pregunta de Investigación	17
1.1.3. Justificación	17
1.2. OBJETIVOS.....	18
1.2.1. Objetivo General.....	18
1.2.2. Objetivos Específicos	18
1.3. METODOLOGÍA	19
1.4. ESTRUCTURA DE LA MONOGRAFÍA.....	19
CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO	20
2.1. MARCO TEÓRICO – CONCEPTOS MÉDICOS	20
2.1.1. Arritmia cardíaca.....	20
2.1.2. Fibrilación Auricular	20
2.1.3. Electrocardiografía.....	21
2.1.4. Fotopletismografía [29], [30].....	24
2.2. MARCO TEÓRICO DEL MODELADO E IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA	26
2.2.1. Metodología del Modelo para la Construcción de Soluciones (MCS)	26
2.2.2. Metodología PRISMA	29
2.3. COMPARACIÓN Y SELECCIÓN DE DISPOSITIVOS.....	30
2.3.1. Consideraciones.....	30
2.3.2. Dispositivos seleccionados.....	32
2.4. CONCLUSIONES.....	33
CAPÍTULO 3. ESTADO DEL ARTE.....	34
3.1. REVISIÓN SISTEMÁTICA DE SISTEMAS MÓVILES PARA LA DETECCIÓN DE FIBRILACIÓN AURICULAR UTILIZANDO FOTOPLETISMOGRAFÍA.....	34
3.1.1. Métodos.....	35
3.1.2. Resultados.....	37

3.1.3.	Discusión	50
3.2.	REVISIÓN DE APLICACIONES.....	52
3.2.1.	Metodología	52
3.2.2.	Resultados.....	52
3.2.3.	Análisis de resultados.....	54
3.3.	CONCLUSIONES.....	55
CAPÍTULO 4.	ARQUITECTURA Y MODELADO DEL SISTEMA MÓVIL	56
4.1.	ARQUITECTURA INICIAL	56
4.2.	MODELADO DEL NEGOCIO.....	57
4.2.1.	Descripción de los actores.....	57
4.2.2.	Modelo de casos de uso del negocio.....	57
4.2.3.	Modelo de objetos del negocio	59
4.3.	REQUISITOS DEL SISTEMA	60
4.3.1.	Características del sistema.....	60
4.3.2.	Requisitos funcionales.....	62
4.3.3.	Requisitos no funcionales.....	63
4.4.	DESCRIPCIÓN DE LA ARQUITECTURA DEL SISTEMA	63
4.4.1.	Vista de escenarios	64
4.4.2.	Vista lógica	66
4.4.3.	Vista de procesos	69
4.4.4.	Vista de despliegue	70
4.4.5.	Vista física	72
4.5.	CONCLUSIONES.....	73
CAPÍTULO 5.	IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA	74
5.1.	HERRAMIENTAS Y DISPOSITIVOS	74
5.1.1.	Ambiente de desarrollo.....	74
5.1.2.	Lenguajes de programación	76
5.1.3.	Dispositivos Hardware	77
5.2.	APLICACIÓN MÓVIL	77
5.2.1.	Inicio de la aplicación.....	79
5.2.2.	Activación de Bluetooth	79

5.2.3.	Pantalla principal	80
5.2.4.	Recolección de datos	81
5.2.5.	Recolección terminada	82
5.2.6.	Resultado obtenido.....	82
5.3.	ALGORITMO.....	83
5.3.1.	Etapa 1: Pre–procesamiento	85
5.3.2.	Etapa 2: Procesamiento	87
5.3.3.	Etapa 3: Algoritmo de clasificación	95
5.4.	SERVIDOR	98
5.4.1.	package.json.....	98
5.4.2.	index.js	99
5.4.3.	conexionMongo.js.....	99
5.4.4.	appRoutes.js.....	99
5.4.5.	appController.js.....	99
5.4.6.	dataRegisterModel.js y resultModel.js	100
5.5.	CONCLUSIONES.....	100
CAPÍTULO 6. EVALUACIÓN DEL SISTEMA		101
6.1.	VERIFICACIÓN Y VALIDACIÓN.....	101
6.1.1.	Verificación	101
6.1.2.	Validación	104
6.2.	EVALUACIÓN EXPERIMENTAL	114
6.2.1.	Definición.....	115
6.2.2.	Planificación.....	115
6.2.3.	Operación	117
6.2.4.	Análisis e interpretación.....	119
6.2.5.	Presentación.....	122
CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS		124
7.1.	CONCLUSIONES.....	124
7.1.1.	Conclusiones sobre la revisión sistemática de la literatura.....	124
7.1.2.	Conclusiones sobre señales de entrenamiento para el algoritmo ...	125
7.1.3.	Conclusiones sobre la aplicación móvil	126

7.1.4.	Conclusiones sobre algoritmo de detección de fibrilación auricular.	126
7.1.5.	Conclusiones sobre la evaluación del sistema móvil	127
7.2.	APORTES	128
7.3.	TRABAJOS FUTUROS	129
	REFERENCIAS.....	131
	ANEXOS.....	140
	ANEXO A. SÍNTESIS DE RESULTADOS REVISIÓN SISTEMÁTICA.....	140
	ANEXO B. DESCRIPCIÓN DE LOS SISTEMAS ANALIZADOS.....	148
	ANEXO C. LIMITACIONES DE LOS ESTUDIOS ANALIZADOS.....	162
	ANEXO D. DESCRIPCIÓN DE LAS APLICACIONES ANALIZADAS.....	167
	REFERENCIAS ANEXOS	176

Lista de tablas

Tabla 1. Descripción de las Fases de Referencia [14].	29
Tabla 2. Fases del MCS para el presente Trabajo de Grado	29
Tabla 3. Comparación de dispositivos.	31
Tabla 4. Dispositivos utilizados	39
Tabla 5. Duración y contexto para la recolección de datos	41
Tabla 6. Número de participantes en los estudios.	42
Tabla 7. Características utilizados para la detección de Fibrilación Auricular	44
Tabla 8. Sensibilidad, especificidad y exactitud en la detección de FA.	44
Tabla 9. Sensibilidad en los estudios analizados	45
Tabla 10. Especificidad en los estudios analizados	45
Tabla 11. Exactitud en los estudios analizados.	45
Tabla 12. Sensibilidad, especificidad y exactitud en la detección de FA respecto a las características utilizados	49
Tabla 13. Resultados revisión de aplicaciones móviles - Google Play Store	53
Tabla 14. Resultados revisión de aplicaciones móviles - App Store	53
Tabla 15. Resultados revisión de aplicaciones móviles - Windows Phone Store.	53
Tabla 16. Resultados revisión de aplicaciones móviles	54
Tabla 17. Caso de uso – Configurar electrocardiograma para el paciente.	58
Tabla 18. Caso de uso – Tomar electrocardiograma	58
Tabla 19. Caso de uso – Revisar señal obtenida mediante electrocardiograma.	59
Tabla 20. Caso de uso – Emitir diagnóstico	59
Tabla 21. Caso de uso – Recibir diagnóstico	59
Tabla 22. Características del sistema	62
Tabla 23. Caso de uso – Ingresar datos personales	65
Tabla 24. Caso de uso – Conectar wristband a app móvil	65
Tabla 25. Caso de uso – Buscar dispositivo Bluetooth	65
Tabla 26. Caso de uso – Iniciar recolección de datos	65
Tabla 27. Caso de uso – Recolectar datos objetivo	65
Tabla 28. Caso de uso – Detener recolección de datos	65
Tabla 29. Caso de uso – Finalizar recolección de datos	65
Tabla 30. Caso de uso – Almacenar datos recolectados en la base de datos	66
Tabla 31. Caso de uso – Procesar datos a través del algoritmo	66
Tabla 32. Caso de uso – Acceder a los datos almacenados en la base de datos.	66
Tabla 33. Caso de uso – Obtener resultado arrojado por el algoritmo	66
Tabla 34. Caso de uso – Visualizar resultado	66
Tabla 35. Lista de fallos	102
Tabla 36. Requisitos funcionales.	103
Tabla 37. Requisitos no funcionales.	103

Tabla 38. Matriz de confusión	108
Tabla 39. Matriz de confusión – XGBClassifier	109
Tabla 40. Matriz de confusión – AdaBoostClassifier	110
Tabla 41. Matriz de confusión caso 1	119
Tabla 42. Matriz de confusión caso 2.....	120
Tabla 43. Resultados obtenidos	122

Lista de figuras

Figura 1. Señal ECG [27]	23
Figura 2. Pulso PPG [33].....	25
Figura 3. Diagrama de flujo PRISMA	37
Figura 4. Porcentaje de aplicaciones para cada categoría.....	54
Figura 5. Descripción de la arquitectura inicial del sistema	56
Figura 6. Modelo de casos de uso del negocio	58
Figura 7. Modelo de objetos del negocio.....	60
Figura 8. Arquitectura 4+1 vistas [67].....	63
Figura 9. Diagrama de casos de uso del sistema.....	64
Figura 10. Diagrama de clases del sistema.....	67
Figura 11. Diagrama de secuencia - recolectar datos objetivo.....	68
Figura 12. Diagrama de secuencia - procesar datos a través del algoritmo.....	69
Figura 13. Diagrama de actividad del sistema.....	70
Figura 14. Diagrama de componentes del sistema	71
Figura 15. Diagrama de paquetes del sistema	72
Figura 16. Diagrama de despliegue del sistema	73
Figura 17. Dispositivos hardware utilizados	77
Figura 18. Inicio de la aplicación	79
Figura 19. Activación de Bluetooth.....	80
Figura 20. Pantalla principal	80
Figura 21. Recolección de datos	81
Figura 22. Recolección Terminada.....	82
Figura 23. Resultado obtenido	83
Figura 24. Ritmo sinusal normal (NSR) vs. Fibrilación auricular (FA) [87]	84
Figura 25. Comparación entre señales ECG y PPG [88]	84
Figura 26. Intervalos RR [96].....	87
Figura 27. Algoritmos para la selección de atributos.....	93
Figura 28. Agrupación de características	94
Figura 29. Clasificadores vs. Grupos de características	97
Figura 30. Resultados estadísticos de precisión	97
Figura 31. Matriz de confusión [107]	105
Figura 32. Espacio ROC	107
Figura 33. Representación gráfica de la validación cruzada [110]	108
Figura 34. Curva ROC - XGBClassifier	110
Figura 35. Curva ROC - AdaBoostClassifier	111
Figura 36. Petición POST para subir el archivo.....	113
Figura 37. Respuesta obtenida a petición POST	113
Figura 38. Resultado almacenado en la base de datos	113

Figura 39. Petición GET para acceder al resultado obtenido	114
Figura 40. Respuesta obtenida a petición GET	114
Figura 41. Visión general del Proceso Experimental [111]	115
Figura 42. Ejecución del experimento	118
Figura 43. Curva ROC - Caso 1	120
Figura 44. Curva ROC - Caso 2	121

ACRÓNIMOS

AD	<i>Absolute Deviation – Desviación Absoluta</i>
AE	<i>Average Energy – Energía Promedio</i>
API	<i>Application Programming Interface – Interfaz de Programación de Aplicaciones</i>
BLE	<i>Bluetooth Low Energy – Bluetooth de Baja Energía</i>
BRS	<i>Barorreflejo</i>
cA	<i>Coeficiente de Aproximación</i>
CA	<i>Corriente Alterna</i>
CC	<i>Corriente Continua</i>
cD	<i>Coeficiente de Detalle</i>
CRISP-DM	<i>Cross Industry Standard Process for Data Mining</i>
CoSEn	<i>Coefficient of Sample Entropy – Coeficiente de Entropía de Muestreo</i>
CSV	<i>Comma-Separated Values – Valores Separados por Comas</i>
DTA	<i>Diagnostic Test Accuracy – Exactitud en Prueba de Diagnóstico</i>
ECG - EKG	<i>Electrocardiograma</i>
FA	<i>Fibrilación Auricular</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform – Transformada Rápida de Fourier</i>
FN	<i>False Negative – Falso Negativo</i>
FP	<i>False Positive – Falso Positivo</i>
HF	<i>High Frequency – Alta Frecuencia</i>
HRV	<i>Heart Rate Variability – Variación del Ritmo Cardíaco</i>
HTTP	<i>Hypertext Transfer Protocol – Protocolo de Transferencia de Hipertexto</i>
IBI	<i>Inter Beat Interval – Intervalo Entre Latido</i>
IDE	<i>Integrated Development Environment – Entorno de Desarrollo Integrado</i>
IR	<i>Infrarrojo</i>
JSON	<i>JavaScript Object Notation – Notación de Objetos de JavaScript</i>
LF	<i>Low Frequency – Baja Frecuencia</i>
MAV	<i>Mean Absolute Value – Valor Absoluto Medio</i>
MCS	<i>Modelo de Construcción de Soluciones</i>

MDS	<i>Modelo para la Descripción del Sistema</i>
MER	<i>Modelo para el Establecimiento de Responsabilidades</i>
MIS	<i>Modelo para la Implementación del Sistema</i>
NSR	<i>Normal Sinus Rhythm – Ritmo Sinusal Normal</i>
PPG	<i>Fotopleletismografía</i>
PRISMA	<i>Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses – Elementos de Información Preferentes para Revisiones Sistemáticas y Meta-Análisis</i>
RMSSD	<i>Root Mean Square of Successive Differences – Media Cuadrática de Diferencias Sucesivas</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic – Característica Operativa del Receptor</i>
SampEn	<i>Sample Entropy – Entropía de Muestreo</i>
SD	<i>Standard Deviation – Desviación Estándar</i>
SDK	<i>Software Development Kit – Kit de Desarrollo de Software</i>
ShE	<i>Shannon Entropy – Entropía de Shannon</i>
TN	<i>True Negative – Falso Negativo</i>
TP	<i>True Positive – Verdadero Positivo</i>
UML	<i>Unified Modeling Language – Lenguaje Unificado de Modelado</i>
VLF	<i>Very Low Frequency – Muy Baja Frecuencia</i>

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1.1. Definición

Una arritmia es un problema directamente relacionado con la velocidad o el ritmo de los latidos del corazón¹. La fibrilación auricular (FA) es el tipo más común de arritmia causada por un problema en el sistema eléctrico del corazón [1], que ocurre cuando las aurículas se contraen a una frecuencia excesivamente alta y de forma irregular, es decir, las contracciones rítmicas normales de las aurículas cardíacas son reemplazadas por contracciones rápidas e irregulares de la pared muscular [2].

La Fibrilación Auricular es un problema epidemiológico creciente, el cual se constituye como uno de los principales problemas de salud a nivel cardiovascular [3], ésta depende de la edad, la etnia y el perfil de factores de riesgo de la población [4]. Se estima que afecta a 33.5 millones de personas, aquejando entre aproximadamente al 0.5% de la población a nivel mundial, y que cada año son detectados 5 millones de nuevos casos de FA [5]. La incidencia y tasas de prevalencia de Fibrilación Auricular son mayores en los países desarrollados, aunque algunos autores alertan que esto puede ser causado por la ausencia de datos en países de bajos y medianos ingresos. Uno de cada cuatro adultos de mediana edad en Europa y Estados Unidos desarrollará FA. Para el año 2030, se prevén entre 14 y 17 millones de pacientes con FA en la Unión Europea, con 120.000 - 215.000 pacientes nuevos diagnosticados por año [6]. Dentro del contexto Colombiano, 1 de cada 100 habitantes sufren de fibrilación auricular, pero en mayores de 75 años uno de cada 10 individuos padece la arritmia. Las personas mayores de 65 años son las más afectadas, en especial aquellos mayores de 75 años, pero los eventos pueden ocurrir a una edad más temprana. Se calcula que aproximadamente 350.000 Colombianos sufren de fibrilación auricular y cada año se diagnosticarán 12.000 casos nuevos. Del 30 al 40% de los pacientes hospitalizados por una arritmia cardíaca tienen fibrilación auricular [7].

Aunque la FA no es una condición de amenaza para la vida por sí misma, tiene un gran impacto en la morbilidad, la mortalidad y causa una disminución significativa en la calidad de vida. A menudo se asocia con diferentes comorbilidades entre las cuales se destacan los accidentes cerebrovasculares, insuficiencia cardíaca, trombo embolismo, así como también problemas de hipertensión, diabetes, fatiga crónica, demencia, deterioro cognitivo, entre otros. Además, la FA requiere tratamiento farmacológico a largo plazo y hospitalizaciones que resultan en un

¹ El corazón humano está compuesto por cuatro cavidades, dos superiores y dos inferiores. Las cavidades superiores son llamadas aurículas y las inferiores, ventrículos, las cuales se encargan de recibir y distribuir el torrente sanguíneo [112].

crecimiento sustancial y una creciente carga económica para los sistemas de salud [8], dado que el número y costo de las hospitalizaciones relacionadas con esta enfermedad se han incrementado entre 2 y 3 veces en los últimos años. En conclusión, esta enfermedad es un problema de salud pública extremadamente costoso [9].

A pesar de que la FA es una enfermedad que aqueja a gran parte de la población mundial y que además con el paso del tiempo su impacto ha ido incrementando en pacientes con edades a partir de los 20 años, ésta, suele ser clínicamente silenciosa, es decir, asintomática, por lo tanto, no se diagnostica o si se diagnostica, se descubre de forma tardía [10].

Actualmente, la documentación del electrocardiograma (ECG) es el principal criterio de diagnóstico para la FA, sin embargo, con el propósito de lograr una detección temprana de dicha arritmia cardíaca, a través de los años se han desarrollado numerosos métodos con diversos enfoques que incluyen exámenes físicos, registros de Electrocardiografía (ECG) de superficie o dispositivos ECG invasivos. Los dispositivos invasivos no son considerados en este estudio, por su limitada costo efectividad.

La detección no invasiva de FA a mediano plazo es posible con monitores Holter² tradicionales, parches portátiles o cinturones. Estos proporcionan períodos de grabación $\leq 2-4$ semanas. La transmisión y el análisis en tiempo real son posibles con los dispositivos más sofisticados, así como el almacenamiento de la información del ECG, aunque sólo proporcionan un diagnóstico en retrospectiva. Los monitores de actividad física utilizados para rastrear actividades deportivas o caminar también registran las frecuencias cardíacas, y son prometedores para detectar FA cuando se complementan con algoritmos de aprendizaje profundo, pero no se consideran ECG de diagnóstico, por lo que cuando se encuentran anomalías se requiere confirmación adicional con ECG profesional. La información indirecta proporcionada por estos dispositivos, por ejemplo, aumentos repentinos en las frecuencias cardíacas, puede, sin embargo, proporcionar pistas sobre la presencia de FA [4].

A pesar de los recientes avances en la detección de la FA, los resultados obtenidos mediante los diferentes métodos requieren un cardiólogo para la identificación de la fibrilación auricular como tal; por lo tanto, los procedimientos tampoco son rentables o costo-efectivos [11]. Consecuentemente se necesitan alternativas precisas y efectivas para la detección de FA, especialmente tecnologías para la monitorización continua de la FA ambulatoria³ a largo plazo.

² Un monitor Holter es un dispositivo portátil que mide y registra la actividad del corazón mediante ECG de forma continua durante 24 a 48 horas o más, según el tipo de monitoreo utilizado [113].

³ La atención ambulatoria es una de las especialidades de la medicina que se ocupa de los diagnósticos y terapias sin que el paciente necesite hospitalización [114]. Forma de enfermedad o de un tratamiento que no obliga a permanecer en un centro hospitalario [115].

Debido a esto, se han presentado nuevos desarrollos tecnológicos en sensores biomédicos para la detección de FA que incluyen dispositivos de ECG portátiles, oscilometría de presión arterial, dispositivos fotopleletismográficos que utilizan la cámara de teléfonos celulares y, más recientemente, relojes inteligentes y pulseras de fitness también basados en fotopleletismografía.

La fotopleletismografía (PPG) es una tecnología óptica que puede detectar cambios en los flujos sanguíneos durante las actividades del corazón y se ha utilizado tradicionalmente para medir la saturación de oxígeno y la frecuencia cardíaca como la pulsioximetría⁴. En comparación con los procedimientos de electrocardiograma, la obtención de señales de PPG es mucho más fácil y conveniente, y se puede medir en las yemas de los dedos, las muñecas o los lóbulos de las orejas con dispositivos simples y portátiles en cualquier momento y ocasión. Por lo tanto, si las señales PPG asociadas con los ritmos FA pueden diferenciarse de manera confiable de las de ritmos no FA, el monitoreo de las señales PPG puede tener potencial para detectar e identificar pacientes con FA, especialmente para aquellos con FA asintomática [12].

1.1.2. Pregunta de Investigación

Teniendo en cuenta el escenario presentado anteriormente, se plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo apoyar la detección ambulatoria oportuna⁵ de Fibrilación Auricular mediante sensores de ritmo cardíaco por fotopleletismografía?. La hipótesis que ese plantea es que un sistema móvil basado en sensores de ritmo cardíaco por fotopleletismografía puede soportar la detección ambulatoria de fibrilación auricular.

1.1.3. Justificación

La Fibrilación Auricular, una arritmia que afecta en gran medida a la población mundial debido a la relación directamente proporcional que tiene con el envejecimiento de ésta y que se presenta comúnmente de manera silenciosa, debe detectarse y controlarse de manera oportuna con el fin de mitigar su desarrollo progresivo.

La palpación de pulso, es el método más recomendado y rentable para la detección de FA, sin embargo no es el método más preciso. Particularmente, se ha demostrado que la especificidad es baja (72%). Además, la palpación del pulso debe combinarse con tecnologías más costosas y lentas como la electrocardiografía de 12 derivaciones (ECG) y/o la monitorización Holter de 24 o 48 horas. Además, incluso 48 horas de monitorización ECG ambulatoria no son

⁴ La pulsioximetría es una técnica que determina la saturación de oxígeno de la sangre arterial mediante la medición de la luz absorbida por la hemoglobina en un flujo pulsátil [116].

⁵ Hace referencia a detectar la FA en una etapa temprana de la misma con el fin de llevar a cabo los tratamientos necesarios para evitar su progresión y efectos colaterales.

completamente eficaces porque no se identifican porcentajes significativos de arritmias potencialmente de alto riesgo dentro de este marco de tiempo. Lo anterior ya se ha demostrado con pacientes después del accidente cerebrovascular en un estudio aleatorizado, en el que una monitorización de FA de 30 días usando un dispositivo EEG ambulatorio portátil de 4 derivaciones aumentó la tasa de detección de FA en cinco veces en comparación con un Holter de 24 horas (16,1% frente a 3,2%) [13]. A pesar de la detección mejorada de FA, el abordaje requirió un cardiólogo para la identificación de la fibrilación auricular; por lo tanto, el procedimiento no fue costo-efectivo. En consecuencia, se necesitan alternativas precisas y rentables para la detección de FA, especialmente tecnologías para la monitorización continua de la FA ambulatoria a largo plazo.

Una detección mucho más temprana de FA podría permitir la introducción oportuna de terapias para proteger a los pacientes no solo mejorando la gestión de la arritmia, sino también de la progresión de la FA desde un trastorno fácilmente tratable, evitando anomalías estructurales y eléctricas, hasta el surgimiento de un problema completamente refractario [5].

El propósito del trabajo de grado a desarrollar, es brindar una solución innovadora desde la disciplina de la electrónica y las telecomunicaciones enfocada en la salud, con el desarrollo de un sistema móvil para la detección de Fibrilación Auricular que permita el monitoreo continuo a pacientes, a través de tecnologías wearable.

1.2. OBJETIVOS

1.2.1. Objetivo General

Desarrollar un sistema móvil⁶ para la detección ambulatoria⁷ de Fibrilación Auricular basado en sensores de ritmo cardíaco por fotopleletismografía.

1.2.2. Objetivos Específicos

1. Seleccionar las aproximaciones⁸ más relevantes para la detección de Fibrilación Auricular en señales de PPG.
2. Desarrollar una aplicación móvil que permita la clasificación de la Fibrilación Auricular, soportada en un sensor wearable de Fotopleletismografía.

⁶ Sistema móvil se refiere al conjunto de componentes hardware y software: Sensor wearable de fotopleletismografía, dispositivo móvil (Android) y software respectivo que soporte la funcionalidad de detección de Fibrilación Auricular.

⁷ Que no debe realizarse en un centro médico u hospitalario.

⁸ Las aproximaciones incluyen las características o atributos de la señal, métricas, algoritmos, etc. Las características o atributos son comúnmente definidos indistintamente en la literatura como "Features".

3. Evaluar la sensibilidad y especificidad en la detección de Fibrilación Auricular del sistema móvil propuesto.

1.3. METODOLOGÍA

La metodología a utilizar durante el proceso de diseño, construcción, implementación y evaluación del sistema planteado es el Modelo de Construcción de Soluciones (MCS) [14], y a su vez, se plantea el uso de la metodología PRISMA para el desarrollo del objetivo específico 1. Dichas metodologías serán descritas en el siguiente capítulo.

1.4. ESTRUCTURA DE LA MONOGRAFÍA

La presente monografía está organizada de la siguiente forma:

Capítulo 1: Introducción. Es presentado el planteamiento del problema, la justificación, los objetivos del presente trabajo y la metodología a seguir.

Capítulo 2: Marco teórico. Son definidos algunos conceptos de relevancia que serán utilizados a lo largo del presente trabajo, así como también son descritas las metodologías a seguir.

Capítulo 3: Estado del arte. Se presenta el estado del arte sobre sistemas móviles para la detección de fibrilación auricular utilizando fotopleletismografía, obtenido mediante una revisión sistemática de diversas bases de datos electrónicas.

Capítulo 4: Arquitectura y modelado del sistema móvil. En este capítulo el sistema es descrito basándose en el modelo de vistas 4+1, para lo cual se presentan distintas vistas de la arquitectura.

Capítulo 5: Implementación del sistema móvil. Se describen los conceptos y procesos llevados a cabo para la implementación del sistema móvil y la integración de sus componentes.

Capítulo 6: Evaluación del sistema móvil. Se presenta una evaluación de la eficiencia en la clasificación de fibrilación auricular del sistema móvil presentado, usando como métricas la sensibilidad, especificidad y exactitud.

Capítulo 7: Conclusiones y trabajos futuros. Son presentadas las conclusiones del presente trabajo de grado, los aportes logrados con el desarrollo del mismo, y las posibilidades de futuros trabajos relacionados.

CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO

En este capítulo se presenta la base teórica para el desarrollo del sistema propuesto en el presente trabajo de grado. Inicialmente, se describen algunos conceptos de importancia que serán utilizados, siguiendo con la descripción de algunas generalidades de la metodología seleccionada para desarrollar el proyecto, y finalizando con el análisis realizado para la selección de los dispositivos hardware que conforman el sistema.

2.1. MARCO TEÓRICO – CONCEPTOS MÉDICOS

En esta sección se presentan los conceptos más relevantes para el desarrollo del presente trabajo de grado, con el fin de brindar al lector unas bases de conocimiento para facilitar la comprensión de las secciones y capítulos posteriores.

2.1.1. Arritmia cardíaca

La arritmia cardíaca, también conocida como disritmia cardíaca, es un grupo de afecciones en las que el latido cardíaco es irregular, demasiado lento o demasiado rápido [15]. Puede definirse como un trastorno del corazón que afecta la frecuencia o el ritmo al que late el mismo y ocurre cuando los impulsos eléctricos que dirigen y regulan los latidos no funcionan correctamente [16].

Las arritmias pueden clasificarse en [15]:

- Latido cardíaco lento: bradicardia.
- Latido cardíaco rápido: taquicardia.
- Latido irregular del corazón: aleteo o fibrilación.
- Latido cardíaco precoz: contracción prematura.

La gravedad de las arritmias cardíacas puede variar significativamente. La mayoría de estas son benignas e intrascendentes, mientras que otras son extremadamente peligrosas y potencialmente mortales. Muchas de ellas, aunque no son particularmente peligrosas, producen síntomas que pueden ser perjudiciales en la vida diaria [17].

2.1.2. Fibrilación Auricular

La Fibrilación Auricular (FA) es una alteración del ritmo del corazón de manera acelerada e irregular, siendo así, el tipo más común de arritmia cardíaca [18], [19].

La fibrilación auricular se produce cuando los impulsos eléctricos anormales se comienzan a generar repentinamente en las aurículas interrumpiendo el flujo normal de sangre. Estos impulsos anulan el marcapasos natural del corazón, que

ya no puede controlar el ritmo de éste, lo que conlleva a que el ritmo cardíaco deje de ser regular y constante, debido a la desigualdad en el tiempo entre latido y latido [18], [20].

En presencia de Fibrilación Auricular, las dos cámaras superiores del corazón (aurículas) laten de forma caótica o irregular (temblor), a veces, tan rápido que el músculo cardíaco no se puede relajar adecuadamente entre las contracciones, dejando de latir de manera efectiva y coordinada para mover la sangre hacia los ventrículos o cámaras inferiores y luego a todo el resto del cuerpo [19], [21].

Esto reduce la eficiencia y el rendimiento del corazón ya que cuando el corazón entra en fibrilación, el vaciado de sangre de las aurículas, puede no ser total, lo cual se puede ver reflejado en la pérdida de sincronía en el ritmo cardíaco mediante palpitaciones, dificultad para respirar, debilidad y dejando en riesgo la generación de coágulos de sangre, que, si se desprenden, pueden dar lugar a obstrucciones en las arterias del cerebro (ictus cerebral), accidentes cerebrovasculares, insuficiencia cardíaca y en otras localizaciones del cuerpo (embolia arterial periférica) [18], [20].

Los episodios de fibrilación auricular pueden ser intermitentes, o bien se puede padecer fibrilación auricular que no desaparece y pueda requerir tratamiento. Aunque por sí sola no pone generalmente en riesgo la vida, la fibrilación auricular es una enfermedad grave que no suele requerir tratamiento de urgencia [21].

No se define una causa específica de FA, pero dicha arritmia tiende a afectar ciertos grupos de personas, como aquellas mayores de 65 años, aquellas con tendencias al alto consumo de alcohol o cigarrillo [20].

Respecto al grado y duración de episodios, la FA puede ser temporal, puede aparecer y desaparecer o puede ser permanente. De ésta manera puede clasificarse en [18]:

- FA Paroxística: Los episodios se presentan de manera breve apareciendo y desapareciendo de forma espontánea. Generalmente se detienen dentro de un rango de 48 horas siguientes al episodio y pueden presentarse aproximadamente durante 7 días.
- FA Persistente: Toma lugar cuando los episodios de ésta arritmia no desaparecen de forma breve y superan los 7 días.
- FA Crónica: Episodios de larga duración presentes todo el tiempo y de forma continua durante períodos de 1 año o más.

2.1.3. Electrocardiografía

La electrocardiografía es un procedimiento no invasivo comúnmente utilizado para registrar cambios eléctricos en el corazón. El registro, que se llama electrocardiograma (ECG o EKG), muestra la serie de ondas que se relacionan con los impulsos eléctricos que ocurren durante cada latido del corazón. Los

resultados se imprimen en papel o se muestran en un monitor. Las ondas en un registro normal se denominan P, Q, R, S y T y siguen en orden alfabético [22]. Aporta datos sobre función cardíaca, trastornos del ritmo y de la conducción, hipertrofia de cavidades y ayuda al diagnóstico de cardiopatías congénitas o adquiridas de tipo infeccioso, inflamatorio, metabólico o isquémico. Su normalidad no siempre descarta afectación cardíaca [23].

2.1.3.1. Electrocardiograma

El electrocardiograma es una prueba que registra la actividad eléctrica del corazón que se produce en cada latido cardíaco. Esta actividad eléctrica se registra desde la superficie corporal del paciente y se dibuja normalmente en un papel mediante una representación gráfica o trazado, donde se observan diferentes ondas que representan los estímulos eléctricos de las aurículas y los ventrículos. El aparato con el que se obtiene el electrocardiograma se llama electrocardiógrafo [24].

Un electrocardiograma es una prueba indolora y no invasiva que ofrece resultados rápidos. Durante un electrocardiograma, se colocan sensores (electrodos) que detectan la actividad eléctrica del corazón en el tórax y, a veces, en las extremidades. En general, estos sensores se dejan colocados solo durante algunos minutos. Esta prueba, frecuentemente se utiliza para detectar problemas cardíacos y controlar el estado del corazón en muchas situaciones. Los electrocardiogramas, también denominados «ECG», generalmente, se realizan en un consultorio médico, en una clínica o en una sala de un hospital [25].

2.1.3.2. Funcionamiento del ECG [25]

Cada latido del corazón es provocado por un impulso eléctrico que normalmente se genera en células especializadas de la cavidad superior derecha del corazón (células del nódulo sinusal). Un electrocardiograma registra el tiempo y la fuerza de estas señales a medida que se desplazan por el corazón.

Al electrocardiograma también se lo conoce como «electrocardiograma de 12 derivaciones estándar» porque reúne información de 12 zonas diferentes del corazón. Estas imágenes las crean unos electrodos (generalmente, 10) que se colocan en la piel del pecho y, a veces, de las extremidades. Se registra la actividad eléctrica como ondas en un gráfico, con patrones diferentes que corresponden a cada fase eléctrica de los latidos del corazón.

2.1.3.3. Ondas del Electrocardiograma

El electrocardiograma habitual consta de 5 ondas: P, Q, R, S y T. Dichas ondas aparecen siempre en el mismo orden en un electrocardiograma normal. Excepcionalmente se observa una sexta onda, llamada U [26].

En la siguiente figura es presentada una señal típica de ECG con la identificación de sus partes. Al ubicar la señal sobre un plano cartesiano, sobre el eje vertical (ordenada) se tienen los valores de voltaje y sobre el eje horizontal (abscisa) se tiene el tiempo.

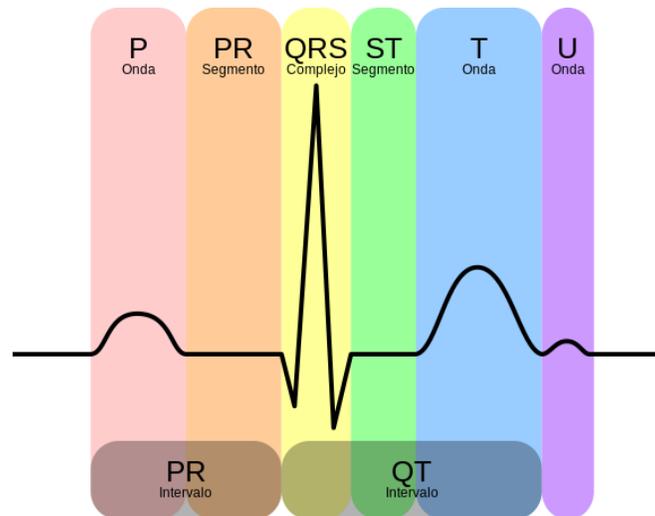


Figura 1. Señal ECG [27]

La onda P se inscribe como resultado de la activación auricular y de inmediato, aparecen Q, R y S, integrando el complejo ventricular por la propagación de la onda de excitación a la musculatura de ambos ventrículos y al tabique interventricular. Terminando el proceso de despolarización de toda la masa muscular auricular y ventricular, acaece una pequeña pausa (que es conocida como segmento S-T) y más tarde se inscribe la onda T, la expresión del restaurador proceso de repolarización [26].

- **Onda P:** es la primera onda del ciclo cardiaco. Representa la despolarización de las aurículas. Está compuesta por la superposición de la actividad eléctrica de ambas aurículas. Su parte inicial corresponde a la despolarización de la aurícula derecha y su parte final a la de la aurícula izquierda [28].
- **Complejo QRS:** Está formado por la sucesión de 3 ondas de curso rápido, que representan la despolarización del miocardio ventricular. Mide normalmente de 0,06 s a 0,08 s. Por debajo de esos valores no se describen perturbaciones. Su anchura y su voltaje sí pueden aumentar [26].
- Su primer componente, la onda Q, significa en términos generales, la activación del tabique interventricular. La R y la S expresan el mismo proceso en las paredes ventriculares [26].
- **Segmento S-T:** Este segmento, junto con la onda T, representa a las fuerzas originadas en el proceso de recuperación o repolarización ventricular [26].

- **Onda T:** La onda T, junto al segmento S-T, integra los grafoelementos del proceso de recuperación o repolarización ventricular. Representa el mismo recorrido que hizo la onda de despolarización que engendró el complejo ventricular QRS, pero tiene 2 elementos que diferencian ambos fenómenos. Tiene una anchura de 0,10 s a 0,25 s; QRS la posee de 0,06 s a 0,08 s. Esa diferencia se traduce, morfológicamente, de este modo: mientras QRS presenta ondas de curso rápido, T es una onda de configuración lenta [26].

2.1.4. Fotopletismografía [29], [30]

La fotopletismografía (PPG) es una técnica de medición óptica que se puede usar para detectar cambios volumétricos de la sangre en la circulación periférica como la superficie microvascular de la piel.

La PPG es una medición simple que se emplea con mayor frecuencia de forma no invasiva y su forma básica requiere de pocos componentes optoelectrónicos: una fuente de luz para iluminar el tejido (por ejemplo, la piel) y los cambios en el flujo sanguíneo pueden ser detectados por los sensores de PPG o fotodetectores, como cambios en la intensidad de la luz. La función de forma de onda más reconocida es el pulso periférico, y se sincroniza con cada latido.

A pesar de la simpleza de ésta técnica, los orígenes de los diferentes componentes de la señal PPG aún no se conocen completamente, sin embargo, proporciona información valiosa relacionada con el sistema cardiovascular. De esta manera permite la medición y el monitoreo de fisiologías clínicas, por ejemplo, la medición de cómo la absorción de la luz cambia con el tiempo y con el impacto de varios sistemas fisiológicos, actividades y respuestas como la frecuencia cardíaca, la respiración, saturación de oxígeno, viscosidad de la sangre e incluso la postura del usuario [31]. Gracias a las tecnologías empleadas en los dispositivos médicos, como oxímetros de pulso, diagnósticos vasculares y sistemas digitales de medición de presión arterial, tiene una amplia aplicación clínica.

PPG hace uso de luz infrarroja de baja intensidad (IR). Cuando la luz viaja a través de los tejidos biológicos, es absorbida por los huesos, pigmentos de la piel y sangre venosa y arterial. La señal de voltaje de PPG es proporcional a la cantidad de sangre que fluye a través de los vasos sanguíneos. Incluso se pueden detectar pequeños cambios en el volumen de sangre usando este método, aunque no se puede usar para cuantificar la cantidad de sangre.

La forma de onda tiene un componente de corriente alterna (CA) y un componente de corriente continua (CC). El componente de CA, surge de las señales ópticas reflejadas o transmitidas por los tejidos y está determinado por la estructura del tejido y los volúmenes de sangre venosa y arterial. El componente CC, varía lentamente por lo que muestra cambios menores con la respiración, la actividad

vasomotora y las ondas vasoconstrictoras, las ondas Traube Hering Mayer (THM) y también la termorregulación. La frecuencia básica del componente de CA varía con la frecuencia cardíaca y se superpone a la línea de base de CC.

Una señal de PPG tiene varios componentes que incluyen cambios volumétricos en la sangre arterial asociados con la actividad cardíaca. El componente pulsátil de la forma de onda PPG a menudo se denomina componente "CA", corresponde a las variaciones en el volumen de sangre en sincronización con el latido del corazón y generalmente tiene su frecuencia fundamental alrededor de 1 Hz. El componente CC muestra la propiedad óptica de los tejidos y los cambios sutiles de energía en el cuerpo. Este componente de CA, se superpone sobre casi todo el componente de CC que se relaciona con los tejidos y con el volumen de sangre promedio.

De igual manera estas características son dependientes del sitio de medición y la fuerza de contacto entre el sitio y el sensor debido a que afectan las grabaciones de la PPG. Con un filtrado y amplificación electrónicos adecuados, tanto la CA como la CC pueden extraerse para el posterior análisis de la onda del pulso.

2.1.4.1. Señal PPG

La forma del pulso PPG se encuentra descrita por dos fases: la fase anacrótica es el flanco ascendente del pulso, mientras que la fase catacrótica es el flanco descendente. La primera fase se refiere principalmente a la sístole, la segunda fase a la diástole y las reflexiones de onda desde la periferia. Una muesca dicrótica, generalmente se ve en la fase catacrótica de sujetos con arterias compatibles sanas [32].

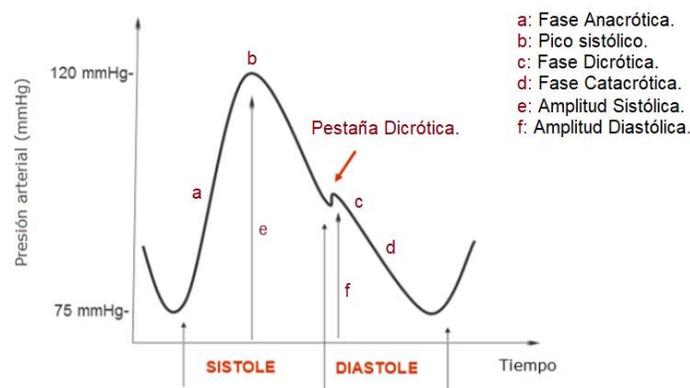


Figura 2. Pulso PPG [33]

Con base en la literatura, se describen a continuación las principales características de una Señal PPG.

- **Amplitud sistólica:** la amplitud sistólica es un indicador de los cambios pulsátiles en el volumen sanguíneo causados por el flujo sanguíneo arterial alrededor del área sometida a medición. A su vez, se ha mencionado que la amplitud sistólica es potencialmente una medida más adecuada que el tiempo de llegada del pulso para estimar la presión arterial continua [31], [32].
- **Pestaña dicrótica:** Se comprende como el resultado de ondas de presión reflejadas y consiste en un pequeño y corto flanco ascendente secundario producido en la parte descendente de un trazado de pulso el cual corresponde al aumento de la presión arterial que aparece cuando se cierra la válvula aórtica [34], [35].
- **Amplitud diastólica:** El pico diastólico, como su nombre lo indica está relacionado con la fase diastólica del sistema cardiovascular en la que los ventrículos se llenan de sangre. Este pico no siempre es visible al representar gráficamente la señal de PPG, quedando oculto por la bajada desde el pico sistólico [31].
- **Ancho de pulso:** Es el tiempo que transcurre desde que el nivel traspasa el 50% del nivel del pico sistólico hasta que vuelve a traspasarlo cuando decrece la señal. Este valor está correlacionado con la resistencia del sistema vascular. Han sugerido que el ancho del pulso se correlaciona con la resistencia vascular sistémica mejor que la amplitud sistólica [31], [32].
- **Intervalo pico-a-pico:** Es el tiempo que transcurre entre dos picos sistólicos sucesivos. El intervalo R-R en la señal de ECG se correlaciona estrechamente con la señal PPG del intervalo Pico-Pico ya que ambos representan un ciclo cardíaco completo [31], [32].
- **Intervalo de pulso:** Es el tiempo que transcurre entre el nivel mínimo de volumen detectado en el ciclo de PPG y el siguiente. Este valor suele ser idéntico al del intervalo pico-a-pico y se prefiere su uso cuando los picos sistólicos son más difíciles de reconocer [31].

2.2. MARCO TEÓRICO DEL MODELADO E IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA

En esta sección se detalla la metodología seleccionada para el desarrollo del sistema, a saber, MCS. Sin embargo, dentro de la misma también será empleada la metodología PRISMA. De esta manera, se presentan los conceptos generales y de relevancia de ambas.

2.2.1. Metodología del Modelo para la Construcción de Soluciones (MCS)

El modelo para la construcción de soluciones MCS ha sido escogido para el desarrollo del presente trabajo de grado debido a que éste ha sido concebido como referencia metodológica esencial para cualquier proyecto cuyo propósito sea construir una solución de calidad, oportuna y con costos competitivos, y sobretodo que pretenda contribuir a la creación y enriquecimiento de la base de conocimiento/experiencia institucional [14], sumado a esto, ésta metodología ha

sido empleada a lo largo de la carrera en diversas áreas y se ha tenido con ella una experiencia exitosa.

2.2.1.1. Descripción general del modelo

A continuación se presentan los aspectos generales más importantes del Modelo para la construcción de soluciones.

2.2.1.1.1. Macrocomponentes del modelo [14]

El MCS está constituido por tres macrocomponentes, cada uno de los cuales corresponde a una dimensión, proyección o perspectiva de cualquier proceso de construcción de una solución, los cuales se presentan a continuación:

- **Estructura para Descripción del Sistema:** Está constituido por los siguientes tres modelos: Modelo para el establecimiento de responsabilidades (MER), Modelo para la descripción del sistema (MDS) y Modelo para la implementación del sistema (MIS).
- **Modelo del Proceso de Desarrollo:** Define las fases del proceso para la construcción de la solución, y los criterios de transición entre las mismas.
- **Modelo de Organización del Talento:** Sirve de referencia para organizar el talento (recurso humano) que trabaja en el proyecto.

2.2.1.1.2. Pilares esenciales para el proceso [14]

El MCS recomienda adoptar cinco soportes esenciales como sustento para cualquier proceso de desarrollo que desee construir una solución de calidad, a tiempo y con costos competitivos, los cuales son los siguientes:

1. **Ingeniería del Sistema:** Una solución adecuada implica que la calidad de un sistema debe verse como la habilidad del mismo para satisfacer las necesidades y expectativas de su ambiente, para lo cual, debe garantizarse primero la total comprensión de su entorno.
2. **Orientación a Objetos:** Un proceso de desarrollo consistente debe buscar aprovechar todos los beneficios de la Orientación a Objetos, desde el modelado de los fenómenos en forma de objetos hasta la compactación de las descripciones bajo la utilización de los mecanismos de herencia y especialización, así como también, tener presente en todo momento que se diseña con reúso y para reúso.
3. **Orientación a Diseño:** Este pilar implica que fundamentalmente el énfasis del trabajo de desarrollo debe estar en especificar y diseñar la funcionalidad del sistema/solución, no en su implementación.

4. Técnicas de Descripción Formal: Durante todo el proceso se debe tratar de utilizar lenguajes de modelamiento que favorezcan la comunicación clara entre los integrantes del equipo humano del proyecto, y de éstos con los clientes/usuarios.

5. Abstracción como Técnica Fundamental: Este pilar es fundamental para que la solución desarrollada sea de calidad, oportuna y a costos competitivos, y se basa en el entendimiento total del propósito y funcionalidad del sistema/solución.

2.2.1.2. Modelo del proceso de desarrollo

A continuación se presentan los aspectos fundamentales que el MCS establece como referencia para configurar un proceso de desarrollo adecuado.

2.2.1.2.1. Características principales del proceso de desarrollo [14]

Para culminar un proyecto con resultados altamente satisfactorios es fundamental configurar un proceso de desarrollo con las siguientes características básicas:

- Dirigido por objetos.
- Iterativo e incremental.
- Manejado por riesgos.
- Guiado por casos de uso.
- Centrado en arquitectura.
- Basado en componentes.
- Que permita ingeniería concurrente.
- Con rastreo sistemático del progreso.

2.2.1.2.2. Fases de referencia [14]

El MCS establece para la construcción de cualquier sistema/solución, un proceso de desarrollo incremental, compuesto por cuatro fases de referencia y una frontera entre una fase cualquiera y la siguiente, constituida por una actividad denominada revisión y compromiso. Las cuatro fases son: Estudio de prefactibilidad, Formulación del proyecto, Ejecución del proyecto y Validación de la solución.

Fase	Propósito de la fase	Hito mayor
Estudio de Prefactibilidad	Analizar el dominio del problema y determinar si se puede continuar con el proyecto.	Definición del alcance del sistema/solución.

Formulación del Proyecto	Analizar los aspectos esenciales relacionados con la construcción del sistema, y asegurar su viabilidad.	Establecimiento de una arquitectura de referencia para todo el ciclo de vida del sistema/solución.
Ejecución del Proyecto	Construir la versión correspondiente del sistema/solución.	Provisión de la capacidad operacional proyectada.
Validación de la Solución	Ejercitar el sistema/solución adecuadamente y corregir los errores detectados.	Satisfacción del cliente con el sistema/solución.

Tabla 1. Descripción de las Fases de Referencia [14].

En base a la Tabla 1, se adoptan las siguientes equivalencias para el presente Trabajo de Grado:

Fase de referencia MCS	Proyecto Sistema móvil para la detección de fibrilación auricular basado en sensores de ritmo cardíaco por fotopletismografía
Estudio de Prefactibilidad	Formulación de la propuesta de Trabajo de Grado al Departamento de Telemática.
Revisión y Compromiso 1 (Transición a fase 2)	Aprobación de la propuesta presentada – Nombramiento del Director del Trabajo de Grado
Formulación del Proyecto	Elaboración del Anteproyecto
Revisión y Compromiso 2 (Transición a fase 3)	Aprobación del Anteproyecto Capítulos 1, 2 y 3 de la Monografía
Ejecución el Proyecto	Capítulo 4 y 5 de la Monografía
Revisión y Compromiso 3 (Transición a fase 4)	
Validación de la Solución	Capítulo 6 y 7 de la Monografía Sustentación del Trabajo de grado

Tabla 2. Fases del MCS para el presente Trabajo de Grado

2.2.2. Metodología PRISMA

Durante las últimas décadas, se han llevado a cabo importantes iniciativas para mejorar la transparencia, la calidad y la consistencia de la información metodológica y los resultados presentados en las revisiones sistemáticas y metaanálisis. Entre ellas, destaca la publicación en 1999 de la declaración Quality

of Reporting of Meta-analyses – QUOROM, y su posterior revisión y ampliación en la declaración Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses – PRISMA [36].

En la presente revisión se hace uso de la metodología PRISMA, específicamente la extensión PRISMA–DTA, la cual es utilizada para revisiones sistemáticas en la exactitud de pruebas de diagnóstico (Diagnostic Test Accuracy). PRISMA es una guía de publicación de la investigación diseñada para mejorar la integridad del informe de revisiones sistemáticas y metaanálisis [36], la cual se compone de una lista de verificación de 27 elementos y un diagrama de flujo de cuatro fases. La lista de verificación incluye elementos que se consideran esenciales para un informe transparente de una revisión sistemática [37]. Por su lado, PRISMA–DTA es una extensión de PRISMA, creada por un grupo de 24 expertos multidisciplinarios, la cual está conformada por elementos PRISMA: 8 de ellos originales, 17 modificados, 2 agregados y 2 eliminados [38].

Los elementos PRISMA-DTA permiten el desarrollo transparente e íntegro de revisiones sistemáticas, brindan apoyo respecto a la evaluación de validez y aplicabilidad, al igual que permiten mejorar la replicabilidad de las revisiones sistemáticas y que tengan un impacto útil mucho más significativo. Todo esto se lleva a cabo gracias a que PRISMA-DTA refleja los conceptos, métodos y lenguaje específicos, contemporáneos y óptimos para la exactitud de pruebas de diagnóstico [38].

2.3. COMPARACIÓN Y SELECCIÓN DE DISPOSITIVOS

2.3.1. Consideraciones

El desarrollo del presente trabajo de grado se centra en un sistema móvil que apoye la detección automática de Fibrilación Auricular, a través del uso de sensores de ritmo cardíaco por fotopletismografía y mediante el desarrollo de una aplicación móvil.

La aplicación móvil será desarrollada para Smartphones, para los cuales se plantean los siguientes requerimientos (éstos serán independientes de alguna marca o modelo en especial):

- ✓ Su sistema operativo debe ser Android, ya que éste es el más usado en el mundo [39], con un porcentaje de participación en el mercado del 86,8% en el tercer cuarto del 2018.
- ✓ Sus conexiones a una red Wi-Fi o de datos, o mediante cable usb deben estar funcionando óptimamente para permitir la transmisión de los datos.

Por otro lado, dada la característica de que sea un sistema móvil, los dispositivos o sensores de fotopletismografía que se utilizarán para recolectar los datos de

ritmo cardíaco deben ser wearables. Para la selección del dispositivo a utilizar se realiza una comparación entre los diferentes dispositivos con los cuales cuenta el grupo de investigación en Ingeniería Telemática, línea eSalud de la Universidad del Cauca, ya que por pertenecer a éste grupo, podemos disponer de ellos. Los cuales se listan a continuación:

- Wristband Empatica E4
- Smartwatch Microsoft band 1
- Monitor de actividad Fitbit zip
- Monitor de actividad Zephyr
- Armband Bodymedia

Además, se tienen en cuenta también 2 smartwatches propios, los cuales son:

- Xiaomi Mi Band 2
- Xiaomi Amazfit BIP

La comparación entre dichos dispositivos se hace con el fin de identificar cuál es el dispositivo que mejor se adapta al desarrollo del sistema, para ello, como primera medida se tiene en cuenta los siguientes aspectos:

- ✓ El dispositivo debe contar con un sensor de fotopleletismografía
- ✓ El dispositivo debe permitir el acceso a los datos en crudo

Que son los criterios de mayor relevancia para la selección, y son los requerimientos mínimos que debe garantizar el dispositivo para que se adapte al sistema propuesto.

Estos dos aspectos son tenidos en cuenta como un primer filtro, en caso de que varios de los dispositivos con los que se cuentan los cumplan, se procedería a hacer un análisis más a fondo de éstos, para así lograr una selección adecuada.

A continuación se muestra el cuadro comparativo de los dispositivos.

Dispositivo	Sensor de fotopleletismografía	Acceso a los datos en crudo
Wristband Empatica E4	Si	Si
Smartwatch Microsoft band 1	Si	No
Monitor de actividad Fitbit zip	No	No
Monitor de actividad Zephyr	Si	No
Armband Bodymedia	No	No
Xiaomi Mi Band 2	Si	No
Xiaomi Amazfit BIP	Si	No

Tabla 3. Comparación de dispositivos

En la Tabla 3 puede observarse que sólo hay un dispositivo que cumpla con los dos criterios de selección establecidos, el cual es la wristband Empatica E4.

2.3.2. Dispositivos seleccionados

Una vez hecho el análisis de los dispositivos, para la recolección de los datos de ritmo cardíaco fue escogida la wristband Empatica E4. Debido a lo anterior, se aumentó un requerimiento para la selección de los Smartphones: el dispositivo debe funcionar con Android 4.4 KitKat o superior para poder trabajar adecuadamente con la wristband, ya que Android 4.3 no ofrece una conexión lo suficientemente estable, y las versiones anteriores no son compatibles con Bluetooth 4.0 (BLE), y por lo tanto, no son compatibles con la API de Empatica. Dicho esto, los Smartphones seleccionados fueron los dispositivos propios con los cuales se cuentan: Xiaomi Mi 8 y Samsung A5 2017.

2.3.2.1. Wristband Empatica E4 [40]

La wristband E4 de Empatica es un dispositivo wearable de investigación que ofrece adquisición de datos fisiológicos en tiempo real y un software para su visualización y análisis a profundidad. Este dispositivo inalámbrico portátil tiene una memoria interna que le permite grabar hasta 60 horas de datos y está equipado con cuatro sensores diseñados para recopilar datos de alta calidad, y que su adquisición sea cómoda, continua y en tiempo real. Los sensores con los cuales cuenta son:

- *Sensor de fotopleletismografía (PPG)*: para proporcionar el pulso de volumen sanguíneo, a partir del cual se pueden derivar la frecuencia cardíaca, el ritmo cardíaco y otras características cardiovasculares.
- *Sensor de actividad electrodermal (EDA)*: utilizado para medir la actividad eléctrica de la piel por medio del sudor.
- *Acelerómetro de 3 ejes*: para capturar la actividad basada en el movimiento.
- *Termopila de infrarrojos*, para leer la temperatura de la piel.

Sus especificaciones técnicas son:

Forma:

- ✓ Case: 44x40x16 mm.
- ✓ Banda: 110 - 190 mm.
- ✓ Peso: 25 g.

Batería:

- ✓ Modo Streaming: 24+ h (Usando la aplicación para móvil de Empatica).
- ✓ Modo Recording: 48+ h (Recolectando datos para analizarlos posteriormente).
- ✓ Tiempo de carga: <2 h.

Transferencia de datos:

- ✓ Bluetooth Low Energy Smart®.
- ✓ USB 2.0.

Memoria flash:

- ✓ Hasta 60h de almacenamiento de datos.

Materiales resistentes a salpicaduras:

- ✓ Case: policarbonato y fibra de vidrio.
- ✓ Banda: poliuretano.
- ✓ Lentes: policarbonato y silicona.

Cumplimiento normativo:

- ✓ CE Cert. No. 1876/MDD (93/ 42/EEC Directive, Medical Device class 2a).
- ✓ FCC CFR 47 Part 15b.
- ✓ IC (Industry Canada).
- ✓ RoHS.
- ✓ MIC Japan: BLE112 has type approval certification ID R 209- J00046.

2.4. CONCLUSIONES

En este capítulo se realizó la descripción de la base teórica y las metodologías que serán empleadas en el desarrollo del sistema descrito en el presente trabajo de grado. La construcción del sistema móvil en sí, está soportada en la metodología MCS, sin embargo, y con el fin de cumplir el primer objetivo de este proyecto de manera adecuada, también se hace uso de la metodología PRISMA. Del mismo modo, han sido descritos los procesos de selección de dispositivos hardware que serán utilizados.

CAPÍTULO 3. ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se presenta el análisis de estudios relacionados con sistemas móviles para la detección de fibrilación auricular utilizando fotopleletismografía, mediante una revisión sistemática de la literatura en diversas bases de datos electrónicas. Dicha revisión pretende identificar los diferentes algoritmos y métodos empleados para la detección de FA hasta la fecha y extraer las aproximaciones⁹ más relevantes para señales de PPG, así como también, identificar las brechas existentes en este campo. Dentro del capítulo se describe la metodología de búsqueda, selección de los artículos, el proceso de revisión y análisis llevados a cabo y los resultados. Del mismo modo y para finalizar, se muestran los resultados obtenidos al hacer una revisión de aplicaciones móviles relacionadas con detección de fibrilación auricular y fotopleletismografía en las principales tiendas de aplicaciones móviles: Google Play Store de Android, App Store de iOS y Microsoft Store de Windows Phone.

3.1. REVISIÓN SISTEMÁTICA DE SISTEMAS MÓVILES PARA LA DETECCIÓN DE FIBRILACIÓN AURICULAR UTILIZANDO FOTOPLELETISMOGRAFÍA

En esta sección se detalla la metodología y los resultados obtenidos al realizar la revisión sistemática de sistemas móviles para detección de Fibrilación Auricular que utilicen fotopleletismografía en las diferentes bases de datos electrónicas. Esta revisión le dio gran relevancia a la exactitud de pruebas de diagnóstico para lograr sintetizar los datos de los estudios que han evaluado la exactitud a través de una o más pruebas en comparación a un estándar de referencia. Este tipo de revisiones aportan estimaciones del rendimiento que pueden presentar las pruebas empleadas, permitiendo de ésta manera, realizar comparaciones de exactitud, además de brindar la información necesaria para la identificación de aquellos datos que pueden llegar a modificar los resultados de las pruebas.

Metodología de la revisión

La metodología utilizada es PRISMA-DTA, la cual se encuentra detallada en el capítulo anterior, ésta fue seleccionada debido a que se adapta perfectamente al proceso que se debe llevar a cabo para la investigación, análisis, extracción y selección de atributos referentes al procesamiento de las señales de ritmo cardíaco, la cual es una etapa crucial para la detección de FA. De igual manera, PRISMA-DTA sintetiza los datos de los estudios que han evaluado la exactitud a través de una o más pruebas, en comparación con un estándar de referencia, y para este caso en particular, los artículos revisados muestran los resultados en comparación al diagnóstico hecho con el ECG como “gold standard”.

⁹ Aproximaciones: Características o atributos de la señal, métricas, algoritmos, etc. Comúnmente definidos indistintamente en la literatura como “Features”.

De acuerdo a lo mencionado anteriormente, se describe a continuación el procedimiento realizado siguiendo los elementos PRISMA-DTA más relevantes para este análisis:

3.1.1. Métodos

3.1.1.1. Criterios de elegibilidad

Para ser incluido un estudio, se establecieron los siguientes criterios de selección:

- La publicación debe estar en idioma inglés o español.
- Fecha de publicación a partir del año 2008, es decir, se comprende un período de 10 años.
- El sistema presentado debe utilizar Fotopletimografía para detectar la Fibrilación Auricular.
- El sistema debe ser móvil, esto significa que debe utilizar tecnologías inalámbricas y que los sensores deben ser wearables¹⁰.

Del mismo modo, algunos artículos fueron excluidos debido a que no se describía el sistema adecuadamente, es decir, en aquellos que se enfocaban exclusivamente en la presentación de un algoritmo de comprensión de una señal más no un algoritmo de procesamiento o análisis de la misma.

3.1.1.2. Fuentes de información

La búsqueda relacionada con sistemas móviles para detectar Fibrilación Auricular usando Fotopletimografía se realizó en 6 bases de datos electrónicas:

- Pubmed.
- Science Direct.
- Mendeley.
- Scopus.
- IEEE Xplore.
- Engineering Village.

Este proceso fue llevado a cabo a partir de julio de 2018 hasta octubre de 2018, mes en el cual fue realizada la última búsqueda.

3.1.1.3. Búsqueda

La cadena de búsqueda empleada en las bases de datos fue construida alrededor de tres grupos de palabras clave:

- Términos utilizados en la literatura alusivos a detección (p.ej. detection, diagnosis, screening, classification).
- Método de hacer el monitoreo (p.ej. smartphone, wristband, wearable, activity monitor, camera).

¹⁰ Dispositivos tecnológicos con microprocesadores que, por su tamaño y diseño, se pueden llevar puestos [117].

- Variables utilizadas (p.ej. PPG, heart rate, photoplethysmography, RR intervals, accelerometer).

Combinándolos con la palabra clave: Atrial Fibrillation, de forma que, se abordó la búsqueda tanto en la parte clínica o médica (fibrilación auricular), como en la parte electrónica del sistema (relacionada con las tecnologías móviles). De esta manera, la estructura utilizada para llevar a cabo la búsqueda se soportó en los operadores booleanos lógicos, creando una cadena que asegurase que los artículos obtenidos tuviesen al menos una palabra de cada grupo.

3.1.1.4. Selección de estudios

Para determinar la inclusión de los artículos, como primera medida, se tuvo en cuenta el título y el abstract, y de esta manera se excluyeron aquellos que al hacer esta primera revisión, no cumplieran con los criterios de selección establecidos. Los artículos potencialmente elegibles fueron seleccionados para una lectura completa y posteriormente se determinó su inclusión o exclusión.

3.1.1.5. Proceso de recolección de datos y Definiciones para la extracción de datos

Para la extracción de información relevante, se desarrolló un banco de datos en el cual se sintetizaron los aspectos de interés a tener en cuenta durante la revisión de los estudios seleccionados. Estos fueron: dispositivos utilizados, señales analizadas, duración de las muestras recolectadas, detalles del contexto para la toma de muestras y pruebas del sistema, número de pacientes involucrados en el estudio, características de la señal utilizadas y sensibilidad, especificidad y exactitud alcanzada.

3.1.1.6. Medidas de exactitud de diagnóstico

Las medidas de exactitud de diagnóstico informadas en los artículos seleccionados en la revisión sistemática están comprendidas por: exactitud, sensibilidad y especificidad, las cuales permiten la visualización del rendimiento de cada sistema analizado.

3.1.1.7. Síntesis de resultados

Los estudios fueron analizados basándose en el proceso de recolección de datos y las definiciones para la extracción de los mismos, definidos en el apartado 3.1.1.5, de esta manera, la información resultante fue sintetizada y se evidencia en el ANEXO A.

3.1.2. Resultados

3.1.2.1. Selección de estudios

Con la búsqueda en las bases de datos y el proceso de selección de estudios descrito en la sección 3.1.1.4 se obtuvieron 75 estudios para ser revisados a cabalidad, de estos, 49 fueron excluidos debido a que no cumplían con los criterios de elegibilidad. De esta manera, se obtuvo un grupo de 26 artículos para ser examinados, de los cuales 5 eran acerca del mismo sistema, por lo tanto, el número de artículos a analizar se redujo a 22.

A continuación se presenta el diagrama de flujo definido por PRISMA, el cual muestra el flujo de información a través de las diferentes fases de la revisión sistemática. Detalla la cantidad de artículos identificados, incluidos y excluidos, y los motivos de las exclusiones [41].

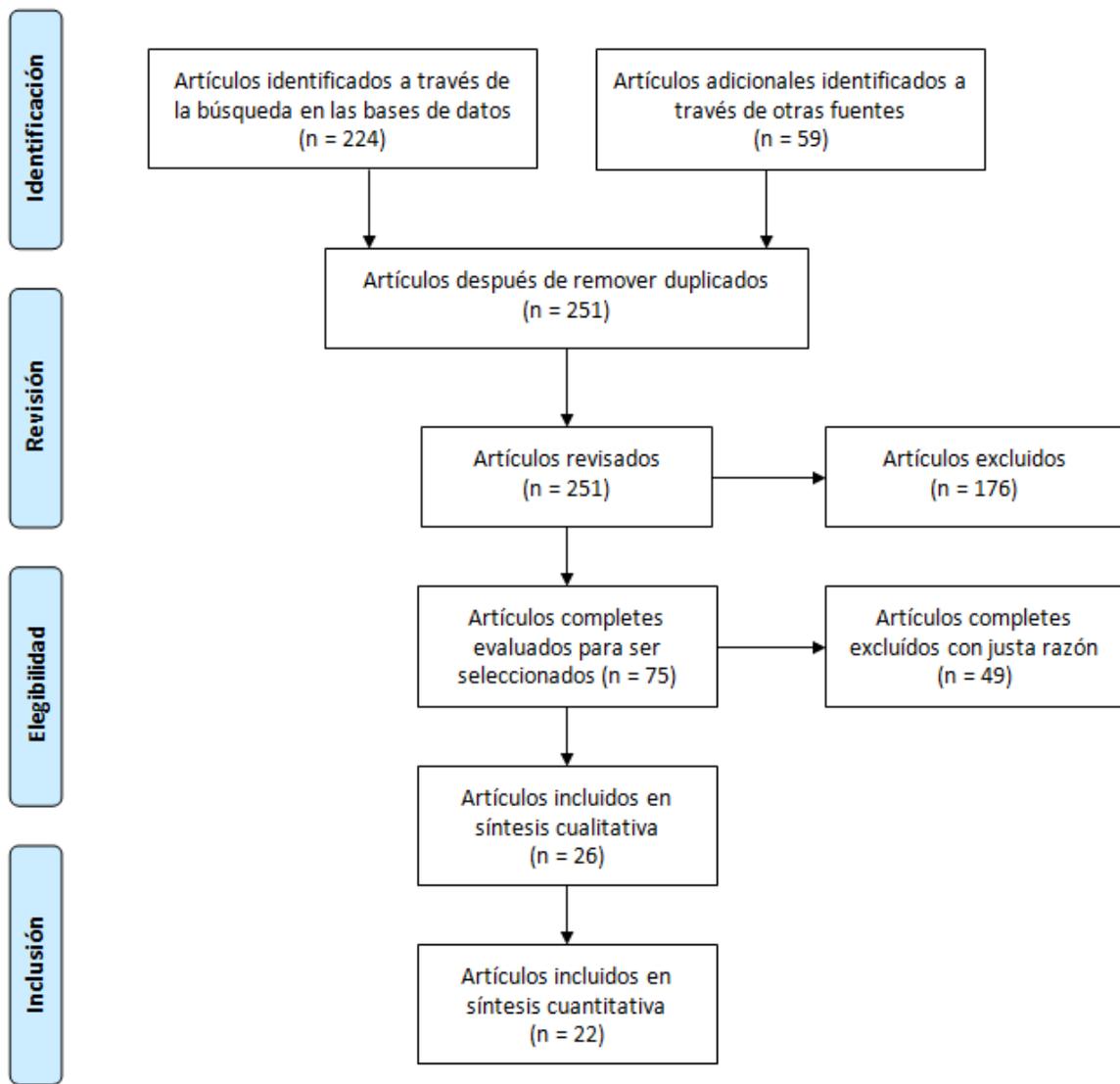


Figura 3. Diagrama de flujo PRISMA

3.1.2.2. Características de los estudios

Una descripción individual de todos los sistemas seleccionados se puede encontrar en el ANEXO B, donde se resume cada uno de los estudios incluidos, y como se mencionó en el apartado 3.1.1.7, en el ANEXO A se encuentran sintetizadas las características clave de cada estudio. A continuación se presenta un análisis de las principales características identificadas en los estudios.

3.1.2.2.1. Dispositivos utilizados y señales analizadas

En los artículos revisados se pudo encontrar que todos los dispositivos utilizados para recolectar las señales PPG son de uso comercial y se identificaron dos tendencias claras: 7 de los sistemas analizados (31.82%) utilizaban la cámara de un Smartphone y 14 (63.64%) utilizaban distintos tipos de dispositivos de muñeca (wristbands), mientras que sólo 1 estudio (4.54%) utilizaba otro tipo de sensor de fotopleletismografía.

Respecto a los sistemas que utilizaban smartphones, sólo se evidencia el uso de teléfonos iPhone en sus versiones 4s, 5s, 6, 6 Plus y 6s Plus, a diferencia de los sistemas que empleaban wristbands, de los cuales 4 utilizaban el dispositivo CM3 de tercera generación, 2 utilizaban el Smartwatch Samsung Simband y los 8 restantes, utilizaba cada uno un dispositivo diferente. Por otro lado, el sistema restante mencionado hacía uso de un sensor fotopleletismográfico económico, no invasivo, en el lóbulo de la oreja.

En cuanto a las señales analizadas, se evidenció que en 13 de los 22 estudios, es decir en el 59.09%, aparte de la señal de PPG se tuvo en cuenta la señal de acelerometría, la cual se empleaba como referencia para llevar a cabo la corrección o eliminación de ruido causado por los diversos artefactos de movimiento.

Cabe resaltar, que los datasets construidos en base a la recolección de señales PPG no fueron publicados por ninguno de los autores.

A continuación, en la Tabla 4, se muestran los artículos analizados con el respectivo dispositivo que se utilizó en el estudio, así como también, se especifica si se tuvo en cuenta la señal de acelerometría o no.

Estudio (artículo)	Dispositivo utilizado	Señal de acelerometría
Shamim Nemati et al. [42]	Smartwatch Samsung Simband	Sí
Valentina D.A. Corino et al. [43]	Wristband Empatica E4	Sí

Geoffrey H. Tison et al. [44]	AppleWatch (Apple Inc).	Sí
Sibylle Fallet et al.[45]	Wristband desarrollado por el Centro Suizo de Electrónica y microtecnología	Sí
Linda M. Eerikäinen et al. [46]	Wristband CM3 de tercera generación	Sí
Alberto G. Bonomi et al. [47]	Wristband CM3 de tercera generación	Sí
Adrian Tarniceriu et al. [48]	PulseOn OHR tracker	Sí
Daniel Rivera et al. [49]	AFE4403 Watch EVM	Sí
Alberto G Bonomi et al. [50]	Wristband CM3 de tercera generación	Sí
Supreeth Prajwal Shashikumar et al. [51]	Smartwatch Samsung Simband	Sí
Alireza Aliamiri et al. [52]	Samsung Gear	Sí
Sibylle Fallet et al. [53]	Dispositivo de muñeca desarrollado por el Centro Suizo de Electrónica y Microtecnología (CSEM)	Sí
Linda M. Eerikäinen et al. [54]	Wristband CM3 de tercera generación	Sí
Jarkko Harju et al. [55]	Wristband PulseOn Optical Heart Rate Monitor Prototype.	No
Tim Schack et al. [56]	iPhone 5s, 6 Plus y 6s Plus	No
Jo Woon Chong et al. [57]	iPhone 4S, 5S, y 6S	No
Bryan P. Yan et al. [58]	iPhone 6s	No
Ming-Zher Poh et al. [59]	iPhone 4s	No
Keonsoo Lee et al. [60]	iPhone 4s	No
Lian Krivoshei et al. [61]	iPhone 4s	No
Kang Liang et al. [62]	Smartphone	No
Thomas Conroy et al. [63]	Sensor fotopleletismográfico económico, no invasivo, en el lóbulo de la oreja	No

Tabla 4. Dispositivos utilizados

3.1.2.2.2. Duración y detalles del contexto para la recolección de datos

En las señales de ritmo cardíaco tomadas en los estudios analizados, se pudo identificar una gran diferencia entre ellas con respecto a su duración al momento

de hacer el análisis para cada paciente, la cual variaba considerablemente conforme a la tecnología empleada rigiéndose al igual que en el apartado anterior en las 2 tendencias encontradas. Esto se debe a la practicidad y facilidad que brindan dichas tecnologías frente al método que rige la toma de las señales. Es así como lo estudios en los cuales se empleaban teléfonos inteligentes (Smartphones), las duraciones de las grabaciones de ritmo cardíaco eran cortas en relación a la duración que se podía obtener mediante el uso de dispositivos de muñeca (Wristbands), marcando una diferencia de 10 segundos a 10 minutos, frente a horas, días o semanas respectivamente.

De igual manera, teniendo en consideración el contexto en el que se llevó a cabo el procedimiento de captura de datos, predominó la toma de muestras en un ambiente controlado, siendo éste un hospital o un consultorio médico, representando así, el 80% de los artículos analizados. El otro 20% de las señales, fueron capturadas en ambientes reales, refiriéndose de ésta manera, a un ambiente natural en donde el paciente podía llevar un comportamiento habitual. Éste segundo procedimiento fue posible, de igual forma, gracias a los dispositivos de muñeca.

En la Tabla 8, se muestran los artículos analizados con su respectivo tiempo de toma de señales y el ambiente en el cual se realizó.

Estudio (artículo)	Duración	Contexto
Daniel Rivera et al. [49]	10 segundos	Ambiente controlado
Sibylle Fallet et al. [36]	10 segundos	Ambiente controlado
Ming-Zher Poh et al. [59]	17 segundos	Ambiente controlado
Alireza Aliamiri et al. [52]	30 segundos	No especifica
Bryan P. Yan et al. [58]	1 minuto	Ambiente controlado
Keonsoo Lee et al. [60]	1 minuto	Ambiente controlado
Tim Schack et al. [56]	2 minutos	Ambiente controlado
Jo Woon Chong et al. [57]	2 minutos	Ambiente controlado
Lian Krivoshei et al. [61]	Entre 2 y 5 minutos	Ambiente controlado
Shamim Nemati et al. [42]	Entre 3.5 y 8.5 minutos	Ambiente controlado
Supreeth Prajwal Shashikumar et al. [51]	5 minutos	Ambiente controlado
Thomas Conroy et al. [63]	5.4 +/- 0.3 minutos.	Ambiente controlado
Valentina D.A. Corino et al. [43]	10 minutos	Ambiente controlado
Jarkko Harju et al. [55]	Entre 1 y 2 horas	Ambiente controlado
Linda M. Eerikäinen et al. [54]	1 hora y 24 horas	Ambiente controlado y Ambiente natural
Adrian Tarniceriu et al. [48]	1.5 horas	Ambiente controlado
Alberto G Bonomi et al. [50]	24 Horas	Ambiente natural

Sibylle Fallet et al. [45]	24 Horas	Ambiente controlado
Linda M. Eerikäinen et al. [46]	24 Horas	Ambiente natural
Alberto G. Bonomi et al. [47]	Entre 7 horas y 4 semanas	Ambiente natural
Geoffrey H. Tison et al. [44]	No especifica	Ambiente natural
Kang Liang et al. [62]	No especifica	Ambiente controlado

Tabla 5. Duración y contexto para la recolección de datos

3.1.2.2.3. Participantes en el estudio

La mayoría de los artículos analizados no presentan mayor información sobre los pacientes involucrados en los estudios, pero puede apreciarse la tendencia a tener dos grupos de pacientes: pacientes con ritmo sinusal normal (NSR)¹¹ y pacientes con FA.

Dichos grupos se conforman con el fin de obtener valores de referencia de cómo deberían ser las señales tanto de ritmos cardíacos normales, es decir de pacientes que no padecen ninguna cardiopatía¹², como de ritmos cardíacos asociados a la Fibrilación Auricular. De igual manera, estas señales se emplean para llevar a cabo el entrenamiento de los algoritmos para detección de FA.

En la siguiente tabla, se muestran los estudios analizados y el número de participantes presentes en cada uno de ellos.

Estudio (artículo)	Participantes
Daniel Rivera et al. [49]	11 pacientes.
Alberto G Bonomi et al. [50]	16 pacientes.
Sibylle Fallet et al. [45]	17 pacientes.
Linda M. Eerikäinen et al. [54]	18 pacientes para condiciones de ambiente controlado y 16 pacientes para condiciones de ambiente natural.
Adrian Tarniceriu et al. [48]	18 pacientes.
Sibylle Fallet et al. [36]	18 pacientes.
Alireza Aliamiri et al. [52]	19 pacientes.
Kang Liang et al. [62]	25 pacientes. 6 con FA.
Linda M. Eerikäinen et al. [46]	27 pacientes. 8 con FA y 19 sin presencia de FA.
Jarkko Harju et al. [55]	29 pacientes. 14 con FA y 15 con NSR.
Shamim Nematy et al. [42]	46 pacientes. 15 con FA y 31 con otros ritmos.

¹¹ latido del corazón que se considera normal [118].

¹² En sentido amplio, el término cardiopatía (del gr. kardí(ā) καρδία 'corazón' y pátheia πάθεια 'enfermedad') puede englobar a cualquier padecimiento del corazón [119].

Alberto G. Bonomi et al. [47]	60 pacientes.
Valentina D.A. Corino et al. [43]	70 pacientes. 30 con FA persistente, 9 con otras arritmias y 31 con NSR.
Keonsoo Lee et al. [60]	76 pacientes.
Lian Krivoshei et al. [61]	80 pacientes.
Thomas Conroy et al. [63]	80 pacientes. 46 muestras de pacientes saludables, 34 muestras de pacientes antes de la cardioversión y 30 muestras de pacientes después de la cardioversión.
Jo Woon Chong et al. [57]	88 pacientes
Supreeth Prajwal Shashikumar et al. [51]	98 pacientes. 45 con FA y 53 con otros ritmos.
Bryan P. Yan et al. [58]	217 pacientes. 75 pacientes con AF y fueron diagnosticados en el estudio 4 más.
Tim Schack et al. [56]	326 pacientes.
Ming-Zher Poh et al. [59]	1013 pacientes.
Geoffrey H. Tison et al. [44]	9750 personas que utilizaban el dispositivo regularmente y 51 personas que iban a realizarse una cardioversión.

Tabla 6. Número de participantes en los estudios

3.1.2.2.4. Características

El procesamiento digital de las señales de ritmo cardíaco es una etapa importante para el análisis, determinación e identificación de la FA y esto es debido a que dichas señales no solo contienen información del ritmo cardíaco de cada paciente, sino también, algunos componentes no deseados que las contaminan, definidos de forma precisa como artefactos de ruido. Estos pueden ser ruidos de desviación en la línea de base, ruidos por interferencias electromagnéticas, interferencia respiratoria, ruidos musculares, ruidos por movimiento, entre otros.

Es por esto, que a lo largo de los años han surgido avances en las técnicas de procesamiento de señales, las cuales se enfocan en la extracción y análisis de las distintas características (comúnmente definidas indistintamente en la literatura como “Features”) de la misma. Dichas técnicas brindan una herramienta robusta para modelar, analizar, caracterizar y comprender la actividad eléctrica, los aspectos anatómicos y fisiológicos de todo el músculo cardíaco que rige el inicio, mantenimiento y terminación de los episodios de la FA. Así mismo, estos avances han logrado incluir técnicas en el dominio del tiempo para la extracción de ondas auriculares, técnicas basadas en el análisis de frecuencia para investigar la dinámica de las ondas y también técnicas no lineales para lograr una caracterización de la respuesta ventricular y la organización de actividad auricular.

De los 22 artículos examinados, 6 no realizaban extracción de características de la señal para la detección de Fibrilación Auricular, por lo tanto, el número de artículos a analizar en este apartado se redujo a 16.

En la siguiente tabla se presentan las características encontradas, acompañadas de su respectivo acrónimo, y clasificadas de acuerdo a si la extracción de los mismos fue hecha basada en el análisis de la señal en el dominio del tiempo, frecuencia o tiempo-frecuencia.

Dominio	Características	Acrónimo
Tiempo	Asimetría	
	Promedio del valor absoluto de las diferencias	
	Covarianza	CoV
	Coefficiente de entropía de muestreo	CosEn
	Coefficiente de variación	CV
	Rango intercuartil	iqr
	Máximo	max
	Media	M
	Desviación absoluta media	MAD
	Error absoluto medio	MAE
	Porcentaje de error absoluto medio	MAPE
	Error medio	ME
	Mediana	MED
	Mediana del aumento de la altura de pico	mPHR
	Mínimo	min
	Desviación absoluta normalizada	NADev
	Diferencia absoluta normalizada	NADiff
	RMSSD normalizada	nRMSSD
	Porcentaje de diferencias entre intervalos sucesivos mayores a x ms	pNNx
	Función de densidad de probabilidad	PDF
	Fiabilidad	
	Desviación estándar robusta	STD _r
	Error de la media cuadrática	RMSE
	Media cuadrática de diferencias sucesivas	RMSSD
	Entropía de muestreo	SampEn
	Entropía de Shannon	ShE
Índice de calidad de la señal	SQI	
Desviación estándar	STD	
Varianza		
Frecuencia	Índice de organización adaptativa	AOI
	Diferencias entre las posiciones espectrales máximas de los picos	
	Radio espectral fraccional	FSR
	Kurtosis del espectro	
	Pico espectral máximo	
	Relación pico a total	
	Entropía de permutación	

	Entropía espectral	SE
	Coefficiente de potencias espectrales	
	Índice de pureza espectral	SPI
	Energía espectral	
	Varianza de la pendiente de la diferencia de fase	
Tiempo– Frecuencia	Energía media	AE
	Valor medio absoluto	MAV
	Espectro de potencia Wavelet	

Tabla 7. Características utilizados para la detección de Fibrilación Auricular

3.1.2.3. Síntesis de Resultados: sensibilidad, especificidad y exactitud

La Tabla 8 muestra que, en general, los valores de sensibilidad, especificidad y exactitud son bastante altos, y se destaca uno de los estudios en el cual se obtuvo un porcentaje de 100% para estas tres variables.

Estudio (artículo)	Sensibilidad (%)	Especificidad (%)	Exactitud (%)
Shamim Nemati et al. [42]	97	94	95
Valentina D.A. Corino et al.[43]	75.4	96.3	90
Geoffrey H. Tison et al. [44]	98.0	90.2	No especifica
Sibylle Fallet et al. [45]	99.7	92.4	98.1
Linda M. Eerikäinen et al. [46]	95.9	89.8	91.6
Alberto G Bonomi et al. [47]	97	100	96
Adrian Tarniceriu et al. [48]	No especifica	No especifica	97.49
Daniel Rivera et al. [49]	No especifica	No especifica	97
Alberto G Bonomi et al. [50]	97 ± 2	99 ± 3	No especifica
Supreeth Prajwal Shashikumar et al. [51]	No especifica	No especifica	91.8
Alireza Aliamiri et al. [52]	No especifica	No especifica	97
Sibylle Fallet et al. [53]	No especifica	No especifica	86.4
Linda M. Eerikäinen et al. [54]	92.3	60.7	78
	71.6	84.9	No especifica
Jarkko Harju et al. [55]	99	92.69	No especifica
Tim Schack et al. [56]	100	100	100
Jo Woon Chong et al. [57]	98	97	97
Bryan P. Yan et al. [58]	94.7	95.8	95.4
Ming-Zher Poh et al. [59]	97.6	96.5	96.1
Keonsoo Lee et al. [60]	96.19	97.52	96.76
Lian Krivoshei et al. [61]	95	95	No especifica
Kang Liang et al. [62]	No especifica	No especifica	No especifica
Thomas Conroy et al. [63]	90.9	90.9	No especifica

Tabla 8. Sensibilidad, especificidad y exactitud en la detección de FA

A continuación, se muestra en resumen la tendencia de los resultados de sensibilidad, especificidad y exactitud obtenidos en los estudios analizados. Para el número total de artículos sólo se tuvo en cuenta aquellos que reportaban dichos valores.

Sensibilidad	
Valor obtenido	N° de artículos que alcanzan dicho valor
Entre 95% y 100%	12 artículos (70.59%)
Entre 90% y 94.99%	3 artículos (17.65%)
Inferior a 90%	2 artículos (11.76%)

Tabla 9. Sensibilidad en los estudios analizados

Especificidad	
Valor obtenido	N° de artículos que alcanzan dicho valor
Entre 95% y 100%	9 artículos (52.94%)
Entre 90% y 94.99%	5 artículos (28.41%)
Inferior a 90%	3 artículos (17.65%)

Tabla 10. Especificidad en los estudios analizados

Exactitud	
Valor obtenido	N° de artículos que alcanzan dicho valor
Entre 95% y 100%	11 artículos (68.75%)
Entre 90% y 94.99%	3 artículos (18.75%)
Inferior a 90%	2 artículos (12.5%)

Tabla 11. Exactitud en los estudios analizados

Por otro lado, para llevar a cabo el análisis de las características extraídas de la señal encontradas de una forma más práctica, se construyó un cuadro comparativo en el cual fue plasmado el nombre de cada estudio revisado, acompañado de cada uno de las características empleadas para la detección de FA, los cuales se encuentran separados en 3 categorías según el dominio en el que se analice la señal, siendo estos: dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo frecuencia. Así como también los resultados obtenidos de sensibilidad, especificidad y exactitud. Esto es mostrado en la siguiente tabla:

NOMBRE	CARACTERÍSTICAS		RESULTADOS		
	Tipo	Nombre	SENSIBILIDAD	ESPECIFICIDAD	EXACTITUD
Computationally Efficient Algorithm for Photoplethysmography-Based Atrial Fibrillation Detection Using Smartphones [56]	Dominio del tiempo	Media	85% – 100%	99% – 100%	96% – 100%
		Desviación absoluta media			
		Mediana			
		Mediana del aumento de la altura de pico			
		Media cuadrática de diferencias sucesivas			
		RMSSD normalizada			
		Entropía de Shannon			
	Dominio de la frecuencia	Desviación estándar			
		Diferencias entre las posiciones espectrales máximas de los picos			
		Kurtosis del espectro			
		Pico espectral máximo			
		Relación pico a total			
		Entropía espectral			
		Coeficiente de potencias espectrales			
Can one detect atrial fibrillation using a wrist-type photoplethysmographic device? [45]	Dominio del tiempo	Energía espectral	98.1%	88.7%	95.9%
		Mínimo			
		Máximo			
		Rango intercuartil			
		Media			
		Mediana del aumento de la altura de pico			
		Media cuadrática de diferencias sucesivas			
	Dominio de la frecuencia	Desviación estándar			
		Índice de organización adaptativa			
		Radio espectral fraccional			
		Entropía de permutación			
		Entropía espectral			
		Índice de pureza espectral			

		Varianza de la pendiente de la diferencia de fase			
A Deep Learning Approach to Monitoring and Detecting Atrial Fibrillation using Wearable Technology [51]	Dominio del tiempo	Índice de calidad de la señal	NR	NR	91.8%
		Desviación estándar			
		Desviación estándar robusta			
		Entropía de muestreo			
	Dominio tiempo–frecuencia	Espectro de potencia Wavelet			
Using Support Vector Machines for Atrial Fibrillation Screening [49]	Dominio del tiempo	Asimetría	NR	NR	97.3% – 99.4%
		Mínimo			
		Máximo			
		Media			
		Mediana del aumento de la altura de pico			
		Entropía de Shannon			
		Varianza			
	Dominio tiempo–frecuencia	Desviación estándar			
		Energía media			
		Valor medio absoluto			
Atrial Fibrillation Detection Using a Novel Cardiac Ambulatory Monitor Based on Photo-Plethysmography at the Wrist [47]	Dominio del tiempo	Coficiente de entropía de muestreo	98.1%	88.7%	95.9%
		Desviación absoluta normalizada			
		Diferencia absoluta normalizada			
Comparison between electrocardiogram and photoplethysmogram derived features for atrial fibrillation	Dominio del tiempo	Coficiente de entropía de muestreo	98.4%	98%	98.1%
		Media cuadrática de diferencias sucesivas			
		RMSSD normalizada			
		Porcentaje de diferencias entre intervalos sucesivos			
		Entropía de muestreo			

detection in free-living conditions [46]		Entropía de Shannon			
Detection of atrial fibrillation using an earlobe photoplethysmographic sensor [63]	Dominio del tiempo	Promedio del valor absoluto de las diferencias	94.3% – 100%	94.4% – 95.8%	NR
		Coeficiente de variación			
		Porcentaje de diferencias entre intervalos sucesivos			
		Desviación estándar			
Monitoring of heart rate and inter-beat-intervals with wrist photoplethysmography in patients with atrial fibrillation [55]	Dominio del tiempo	Error absoluto medio	99%	93%	NR
		Error medio			
		Fiabilidad			
		Error de la media cuadrática			
Monitoring and Detecting Atrial Fibrillation using Wearable Technology [42]	Dominio del tiempo	Desviación estándar robusta	97%	94%	95%
		Entropía de muestreo			
		Índice de calidad de la señal			
		Desviación estándar			
Detection of Beat-to-Beat Intervals from Wrist Photoplethysmography in Patients with Sinus Rythm and Atrial Fibrillation After Surgery [48]	Dominio del tiempo	Error absoluto medio	NR	NR	97.49%
		Porcentaje de error absoluto medio			
		Error medio			
		Porcentaje de diferencias entre intervalos sucesivos			
		Error de la media cuadrática			
		Media cuadrática de diferencias sucesivas			
		Desviación estándar			
Motion and Noise Artifact-Resilient Atrial Fibrillation Detection using a Smartphone [57]	Dominio del tiempo	Media cuadrática de diferencias sucesivas	96.67%	97.65%	97.14%
		Entropía de Shannon			

A Comparative Evaluation of Atrial Fibrillation Detection Methods in Koreans Based on Optical Recordings using a Smartphone [64]	Dominio del tiempo	Media cuadrática de diferencias sucesivas	NR	97.52%	96.76%
		Entropía de Shannon			
Diagnostic assessment of a deep learning system for detecting atrial fibrillation in pulse waveforms [59]	Dominio del tiempo	Covarianza	84.5% – 96.4%	81.9% – 96.1%	NR
		Coeficiente de entropía de muestreo			
		RMSSD normalizada			
		Entropía de Shannon			
		Desviación estándar			
Smart detection of atrial fibrillation [61]	Dominio del tiempo	Media cuadrática de diferencias sucesivas	87.5% – 95%	95%	NR
		Entropía de Shannon			
		Desviación estándar			
Detection of Atrial Fibrillation Episodes Using a Wristband Device [43]	Dominio del tiempo	Media	75.4%	96.3%	NR
		Porcentaje de diferencias entre intervalos sucesivos			
		Media cuadrática de diferencias sucesivas			
		Entropía de muestreo			
		Desviación estándar			
Validating Features for Atrial Fibrillation Detection from Photoplethysmogram under Hospital and Free-living Conditions [54]	Dominio del tiempo	Porcentaje de diferencias entre intervalos sucesivos	69% – 93.9%	44.2% – 94.3%	68.4% – 83.8%
		Media cuadrática de diferencias sucesivas			
		Entropía de muestreo			
		Entropía de Shannon			

Tabla 12. Sensibilidad, especificidad y exactitud en la detección de FA respecto a las características utilizados

3.1.3. Discusión

Basándose en la revisión realizada, se ha encontrado que para el proceso de extracción de características y posterior detección de Fibrilación Auricular, son reportados en la literatura 3 análisis dependiendo del dominio en el cuál sea analizada la señal (dominio del tiempo, dominio de la frecuencia o dominio del tiempo-frecuencia), sin embargo, prevalece el análisis exclusivamente en el dominio del tiempo (75% de los estudios), no obstante, 4 de los estudios realizan otro tipo de análisis como complemento a éste. Es así como 2 estudios llevan a cabo un análisis de la señal en el dominio de la frecuencia, y 2 en el dominio del tiempo-frecuencia.

Se han identificado 44 características, dentro de las cuales 29 son extraídos de la señal de ritmo cardíaco analizada en el dominio del tiempo, 12 de la señal analizada en el dominio de la frecuencia y 3 de la señal analizada en el dominio tiempo-frecuencia, así mismo, se destacan 2 métodos (Poincaré Plot, Scattegram Plot) basados en análisis gráficos enfocados en la distribución o dispersión de los intervalos entre latidos.

Características como Entropía de Shannon, Media Cuadrática de Variables Sucesivas y su normalizada, Entropía de Muestreo y Desviación Estándar fueron empleados con mayor frecuencia superando el 50% de los estudios analizados, junto a los cuales se utilizaron características con una menor recurrencia como la Media, Mediana, Entropía de Muestreo, Porcentaje de Diferencias de Intervalos Sucesivos Mayores a x ms, Entropía de Permutación, Entropía de Espectro, entre otros, pero que de igual manera brindan porcentajes de exactitud, sensibilidad y especificidad superiores al 90%.

Respecto a las características utilizadas en los algoritmos para la detección de fibrilación auricular se pudo encontrar que para los estudios que realizaron análisis en el dominio del tiempo los resultados de sensibilidad, especificidad y exactitud estuvieron en los rangos: 69% - 100%, 44.2% - 97.65% y 68.4% - 98.1% respectivamente. Para los 2 estudios que realizaron análisis en el dominio de la frecuencia complementario al análisis en el dominio del tiempo los resultados de sensibilidad, especificidad y exactitud estuvieron en los rangos: 85% - 100%, 88.7% - 100% y 95.9% - 100% respectivamente. Los 2 estudios que realizaron análisis en el dominio tiempo-frecuencia complementario al análisis en el dominio del tiempo sólo reportaron los resultados de exactitud, los cuales variaban entre 91.8% y 99.4%. También se encontró que los algoritmos desarrollados para llevar a cabo la detección de FA, emplean un variado número de éstas características, no solo haciendo uso de ellas de forma individual, sino de forma conjunta mediante la gran mayoría de combinaciones posibles, lo que se ha visto reflejado en la obtención de mejores resultados.

3.1.3.1. Resumen de evidencia

Una vez concluida la revisión sistemática sobre sistemas móviles para la detección de fibrilación auricular utilizando fotopleletismografía, se identificaron las siguientes tendencias.

Como se mencionó en la sección 3.1.2.2.1 que trata sobre los dispositivos utilizados y señales analizadas se pudo identificar que para la captura de señales de ritmo cardíaco mediante fotopleletismografía y posterior detección de Fibrilación Auricular, predomina el uso de teléfonos inteligentes (específicamente iPhone) y de dispositivos de muñeca. Desde la perspectiva de los Smartphones, a pesar de que es una opción de fácil accesibilidad, las señales no son 100% fiables ni precisas, por lo tanto, el contexto en el que se deben hacer las pruebas debe ser muy riguroso para tratar de obtener unos datos confiables, esto es debido a que para la adquisición de la señal el paciente debe posar el dedo sobre la cámara manteniéndolo con una presión constante, lo cual origina la presencia de artefactos de movimiento, ruido, distorsión, entre otros, desencadenando así, una señal de baja confiabilidad, del mismo modo, ésta no es una alternativa wearable y no permite el monitoreo continuo de los pacientes. Por otro lado, gracias al avance tecnológico, en los estudios más recientes ha sido posible obtener mejores resultados en la toma de muestras mediante el uso de Wristbands, las cuales, debido a su portabilidad brindan a los investigadores la posibilidad de llevar a cabo la adquisición de datos por periodos de tiempo prolongados, y de igual manera, aplicados en un contexto menos riguroso y con un monitoreo continuo. No obstante, la calidad de la señal se ve afectada por diversos artefactos de ruido ocasionados generalmente por el movimiento.

Una vez se tienen definidas las tecnologías empleadas para la recolección de señales PPG, se debe especificar la población objetivo a la cual se les desea realizar las pruebas. De acuerdo a la ardua investigación realizada y partiendo del hecho que dichas pruebas deben ser realizadas en ambientes preferiblemente controlados para obtener una mayor confiabilidad en los datos, la mayoría de los estudios se han llevado a cabo en pacientes comúnmente ubicados en un contexto hospitalario, es decir, aquellos que acuden a una cita mediante consulta externa, personas que hacen parte de programas enfocados en el control y seguimiento de cardiopatías, así como también pacientes hospitalizados, entre otros. Cabe aclarar que en este tipo de población de estudio, se deben tener en cuenta otro tipo de características, como lo es la edad, una de las más importantes, debido a que la FA se presenta de forma más común en pacientes con edades mayores a 65 años.

Para la validación de los resultados siempre se toma el electrocardiograma como estándar de referencia, lo que implica la necesidad de contar con un profesional de la salud que pueda hacer una lectura correcta del ECG.

3.1.3.2. Limitaciones de los estudios

Mediante la revisión sistemática realizada pudo evidenciarse que se han desarrollado diversos enfoques y avances en la detección de Fibrilación Auricular, a pesar de esto y basándose en los artículos analizados, se ha podido identificar que estos procesos e innovaciones no se han librado de diversos problemas o limitaciones. Dicho esto, en el ANEXO C se presenta una tabla con las brechas identificadas en cada estudio, y a continuación se listan las brechas con mayor prevalencia:

- No se cuenta con el desarrollo de una aplicación móvil.
- Los estudios que hacían desarrollo de aplicación móvil, realizaban la toma de muestras mediante la cámara de un Smartphone.
- No se emplean características en el dominio de la frecuencia.
- No se hace uso de señales de acelerómetro como referencia.
- El algoritmo no incluye una etapa de eliminación o corrección de ruido.

3.2. REVISIÓN DE APLICACIONES

Debido a que el presente trabajo de grado involucra la realización de una aplicación móvil, se considera importante hacer una revisión en las tiendas de los principales sistemas operativos móviles sobre las aplicaciones existentes relacionadas con la detección de Fibrilación Auricular.

3.2.1. Metodología

La revisión fue realizada en las páginas web oficiales de las tiendas de aplicaciones de los sistemas operativos Android (Google Play Store), iOS (App Store) y Windows Phone (Windows Phone Store). Las palabras empleadas en la búsqueda fueron: Fibrilación Auricular, Atrial Fibrillation, FA, AF y AFib, incluyendo así, todos los términos encontrados en la literatura para hacer referencia a la Fibrilación Auricular. Cada palabra fue buscada de forma independiente, por lo que algunas aplicaciones fueron encontradas en más de una búsqueda, sin embargo, fueron analizadas una sola vez. Sólo fueron consideradas las aplicaciones disponibles en idioma español o inglés.

3.2.2. Resultados

En las tiendas Google Play Store y App Store se encontraron diversas aplicaciones relacionadas con Fibrilación Auricular, las cuales tenían las mismas, o muy parecidas funcionalidades, por lo tanto estas fueron agrupadas en tres categorías diferentes:

- **Categoría 1:** Aplicaciones que detectan fibrilación auricular.
- **Categoría 2:** Aplicaciones que brindan información sobre fibrilación auricular.

- **Categoría 3:** Aplicaciones para personal médico que permiten hacer diversos cálculos relacionados con los tratamientos que deben seguir los pacientes que padecen fibrilación auricular.

Por otro lado, en la tienda Windows Phone Store fueron encontradas tan sólo dos aplicaciones, las cuales una pertenecía a la segunda categoría y la otra a la tercera categoría de las anteriormente mencionadas.

Las siguientes tres tablas representan un resumen de los resultados para cada uno de los sistemas operativos analizados. Para consultar una descripción breve de cada aplicación encontrada, es posible consultar el ANEXO D.

Google Play Store (Android)		
Categoría	Número de aplicaciones	Porcentaje
1	4	21.05%
2	7	36.84%
3	8	42.11%
TOTAL	19	100%

Tabla 13. Resultados revisión de aplicaciones móviles - Google Play Store

App Store (iOS)		
Categoría	Número de aplicaciones	Porcentaje
1	3	10.34%
2	10	34.48%
3	16	55.18%
TOTAL	29	100%

Tabla 14. Resultados revisión de aplicaciones móviles - App Store

Windows Phone Store (Windows Phone)		
Categoría	Número de aplicaciones	Porcentaje
1	0	0%
2	1	50%
3	1	50%
TOTAL	2	100%

Tabla 15. Resultados revisión de aplicaciones móviles - Windows Phone Store

A continuación se muestra la Tabla 16 con el resumen de los resultados obtenidos en las tres tiendas de aplicaciones analizados en conjunto y posteriormente un gráfico (Figura 4), para que estos sean visualizados de una manera más sencilla.

Categoría	Número de aplicaciones	Porcentaje
1	7	14%
2	18	36%
3	25	50%
TOTAL	50	100%

Tabla 16. Resultados revisión de aplicaciones móviles

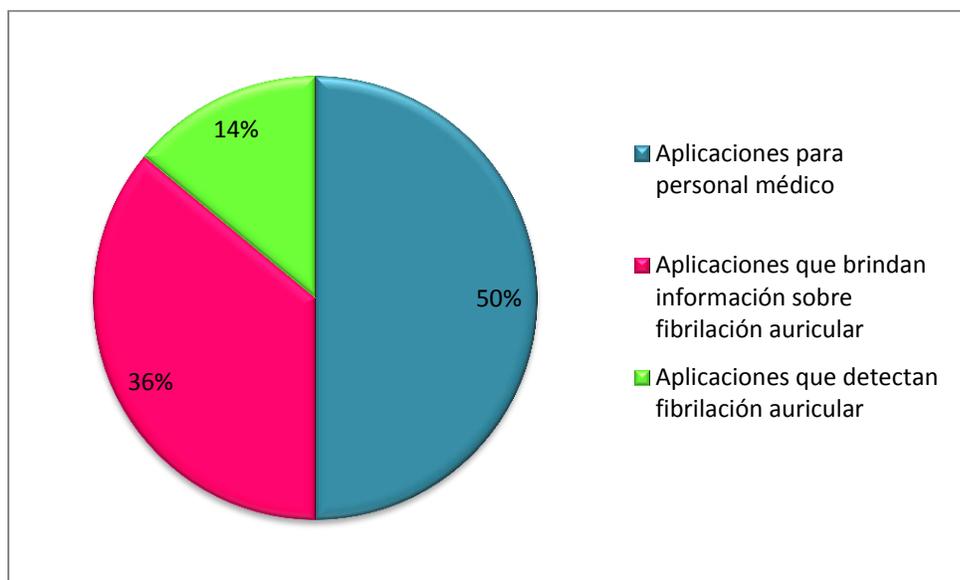


Figura 4. Porcentaje de aplicaciones para cada categoría

3.2.3. Análisis de resultados

Una vez concluida la búsqueda en las tres tiendas oficiales y posterior revisión de las aplicaciones móviles seleccionadas, se identificaron las siguientes tendencias:

Aplicaciones para personal médico: Hay muchas aplicaciones cuyo usuario final son estudiantes o profesionales de la salud, las cuales tienen como objetivo brindar funcionalidades útiles para ellos, relacionadas con los tratamientos que deben seguir los pacientes que padecen Fibrilación Auricular, de esta manera, pueden encontrarse algunas que hacen cálculos sobre la medicación adecuada, y otras que calculan escalas de predicción clínica que permiten estimar el riesgo de accidente cerebrovascular en pacientes con Fibrilación Auricular.

Aplicaciones informativas: Otro grupo importante de aplicaciones son las que están enfocadas en brindar toda la información posible sobre la Fibrilación Auricular con el fin de instruir a los usuarios acerca dicha arritmia, algunas de estas, de igual manera permiten hacer seguimiento de la FA basándose en los signos y síntomas que pueden sufrir los pacientes.

Aplicaciones que detectan Fibrilación Auricular: Este fue el grupo de aplicaciones que arrojó el menor número de resultados en comparación con los otros dos grupos. Aquí fueron encontradas aplicaciones que hacen la detección de Fibrilación Auricular de dos maneras diferentes, por un lado están las que usan señales ECG tomadas desde dispositivos externos que se conectan al celular, y por otro lado, las que realizan la detección a partir de señales PPG tomadas desde la cámara del celular.

3.3. CONCLUSIONES

Los desarrollos tecnológicos en sensores biomédicos y en técnicas inalámbricas han propiciado la aparición de soluciones a diferentes problemáticas desde el campo de mHealth. Mediante esta revisión sistemática pudo llevarse a cabo una caracterización de las tendencias evidenciadas en los sistemas para la detección de Fibrilación Auricular, de esta manera, se sintetizaron las características clave de los estudios y fue presentado un análisis de los dispositivos utilizados y señales analizadas, duración y detalles del contexto para la recolección de datos y de los participantes involucrados en los estudios. Adicionalmente, fue realizado un análisis a profundidad acerca de las características utilizadas para la detección de dicha arritmia, el cual permite identificar y seleccionar los que presenten mejores resultados de sensibilidad, especificidad y exactitud.

Por otro lado, la revisión permitió evidenciar que, en términos generales, a pesar de que se han desarrollado diversos enfoques y avances en la detección de Fibrilación Auricular, los sistemas presentados que utilizaban dispositivos wearables para la captura de datos, no cuentan con el desarrollo de una aplicación móvil que realice dicha detección automáticamente, y que los estudios que sí hacían desarrollo de una aplicación móvil, realizaban la toma de muestras mediante la cámara de un Smartphone, lo cual no es conveniente para obtener una señal confiable, es por esto que se evidencia la necesidad de desarrollar un sistema móvil que integre tanto el uso de un dispositivo wearable, como el desarrollo de una aplicación móvil.

Del mismo modo, se realizó una búsqueda de aplicaciones relacionadas con la detección de fibrilación auricular en las diferentes tiendas de aplicaciones de los sistemas operativos Android, iOS y Windows Phone, en la cual se evidenció que tampoco existe registro de ninguna aplicación móvil que realice detección de fibrilación auricular a través de un dispositivo wearable que utilice la tecnología de fotopleletismografía.

CAPÍTULO 4. ARQUITECTURA Y MODELADO DEL SISTEMA MÓVIL

En este capítulo se presentan los procesos llevados a cabo para modelar el sistema móvil a desarrollar. El modelado se realiza mediante una serie de diagramas y vistas soportadas en UML, además, tiene en cuenta que el sistema debe integrar los dispositivos seleccionados con anterioridad. De esta manera, inicialmente es presentada la arquitectura inicial definida para el sistema y posteriormente, siguiendo la metodología seleccionada, es presentado el modelado del negocio, en el cual se obtiene una descripción y visualización adecuada sobre el uso y funcionamiento del sistema. Así mismo, con base en el planteamiento del problema presentado en el capítulo 1, se obtiene una lista de características que éste debe contener, las cuales al ser analizadas se transforman en requisitos funcionales y no funcionales, según el nivel de relevancia de cada una. Adicionalmente, para tener una perspectiva clara del sistema a desarrollar, se describe la arquitectura haciendo uso del modelo de vistas 4+1.

4.1. ARQUITECTURA INICIAL

El sistema consta de una aplicación móvil alojada en un Smartphone, conectada al dispositivo wristband Empatica E4, desde el cual se recolectarán los datos del ritmo cardiaco del paciente. La aplicación móvil sirve de “intermediario” entre el proceso de recolección de datos y el proceso de análisis de los mismos, puesto que éste será realizado por un algoritmo desarrollado el cual estará alojado en un servidor. En este orden de ideas, la aplicación móvil envía el archivo de la señal recolectada al servidor y se realiza una inserción en la base de datos a la cual el algoritmo accede para obtenerlo, una vez realizado el proceso de procesamiento de la señal se arroja un resultado, el cual es retornado y almacenado también en la base de datos. Este resultado obtenido es consultado por la aplicación móvil y mostrado en ella. A continuación, se muestra gráficamente la arquitectura inicial del sistema.



Figura 5. Descripción de la arquitectura inicial del sistema

4.2. MODELADO DEL NEGOCIO

El modelado del negocio permite describir el contexto donde la solución planteada sería implementada, es decir, muestra cómo se está llevando a cabo el proceso actualmente y sin la implementación del sistema propuesto. Éste es definido en [65] como un conjunto de actividades cuyo objetivo es ayudar a visualizar y entender los procesos del negocio, actuando como una guía para la construcción del sistema software. En este sentido, UML (Unified Modeling Language), que es un lenguaje creado para visualizar, especificar, construir, y documentar sistemas software, es ampliamente utilizado para la realización de los modelos [65].

El modelado consta de dos elementos claves: un modelo de casos de uso del negocio y uno de objetos del negocio. El primero, describe las acciones (flujo de trabajo) que se llevan a cabo en el proceso de negocio con el fin de entregar valor a un usuario o cliente. El segundo, describe cómo un proceso de negocio lograría cumplir las acciones descritas en el primer modelo, permitiendo observar cómo las personas y las cosas (bienes, información, etc.) se relacionan e interactúan para realizar el proceso de negocio. En estas relaciones es necesario tener claro que un rol o un conjunto de roles en el negocio pueden ser representados como actores del mismo; quienes interactúan entre sí y manipulan entidades del negocio, las cuales representan una “cosa” o elemento manejado o usado por el negocio [65].

4.2.1. Descripción de los actores

Los actores del negocio son identificados después de realizar un análisis de los escenarios de aplicación y funcionamiento. En este sentido, se identifican 2 actores, los cuales son descritos a continuación:

- **Cardiólogo:** Corresponde a la persona encargada de revisar la señal de ritmo cardíaco del paciente, y con base en esta revisión, emitir un diagnóstico de si el paciente padece o no de fibrilación auricular.
- **Paciente:** Es la persona a la cual se le evalúa su señal de ritmo cardíaco en la búsqueda de fibrilación auricular, por lo tanto, su función es permitir que se tome la señal y recibir el diagnóstico proporcionado por el cardiólogo.

4.2.2. Modelo de casos de uso del negocio

Teniendo en cuenta los actores y las funciones identificadas para cada uno de ellos, en la Figura 6 es presentado el modelo de casos de uso del negocio.

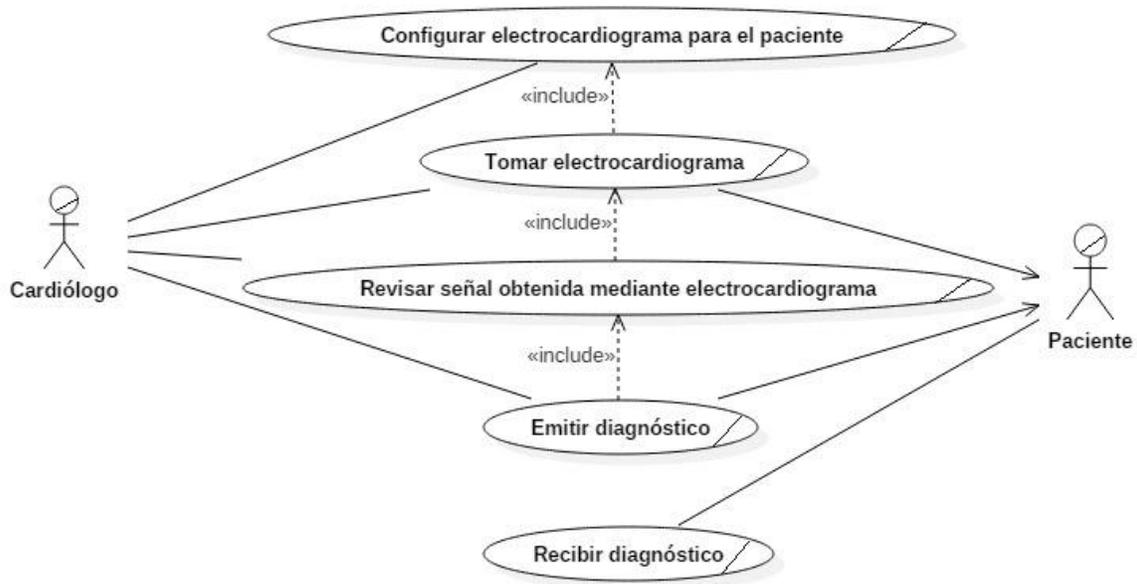


Figura 6. Modelo de casos de uso del negocio

En las siguientes tablas se presenta una descripción detallada de los casos de uso propuestos para el proyecto:

Caso de uso del negocio N°1	Configurar electrocardiograma para el paciente
Iniciador	Cardiólogo
Propósito	Configurar los datos personales del paciente a quien se le tomará el electrocardiograma
Resumen	El cardiólogo ingresa en el electrocardiógrafo los datos que éste solicita antes de iniciar la recolección de la señal. Los datos comúnmente son: nombre, identificación, género, edad, peso y estatura

Tabla 17. Caso de uso – Configurar electrocardiograma para el paciente

Caso de uso del negocio N°2	Tomar electrocardiograma
Iniciador	Cardiólogo
Propósito	Recolectar la señal de ritmo cardíaco a través del electrocardiograma
Resumen	En este caso de uso el cardiólogo ubica adecuadamente los electrodos del electrocardiógrafo en el paciente, y da inicio a la medición de los datos cuando el paciente esté listo para ello. Este caso de uso recae en el paciente

Tabla 18. Caso de uso – Tomar electrocardiograma

Caso de uso del negocio N°3	Revisar señal obtenida mediante electrocardiograma
Iniciador	Cardiólogo
Propósito	Hacer un análisis de la señal obtenida con el fin de obtener un diagnóstico
Resumen	En este caso de uso el cardiólogo revisa la señal de ritmo cardíaco obtenida en el electrocardiograma y a partir de esta revisión determina si el paciente padece o no de fibrilación auricular

Tabla 19. Caso de uso – Revisar señal obtenida mediante electrocardiograma

Caso de uso del negocio N°4	Emitir diagnóstico
Iniciador	Cardiólogo
Propósito	Informar al paciente sobre su diagnóstico
Resumen	El cardiólogo informa al paciente el diagnóstico obtenido tras el análisis de su señal de ritmo cardíaco, de si padece o no de fibrilación auricular

Tabla 20. Caso de uso – Emitir diagnóstico

Caso de uso del negocio N°5	Recibir diagnóstico
Iniciador	Paciente
Propósito	Recibir el diagnóstico sobre la presencia o ausencia de fibrilación auricular
Resumen	Es en este caso de uso donde el paciente recibe el diagnóstico realizado por el cardiólogo

Tabla 21. Caso de uso – Recibir diagnóstico

4.2.3. Modelo de objetos del negocio

Este modelo, presentado en la Figura 7, permite visualizar las interacciones entre los actores y los objetos del negocio. El cardiólogo inicia la toma de señal de ritmo cardíaco en el electrocardiógrafo, cuyos sensores están ubicados en el paciente, y del cual se obtiene un electrocardiograma como resultado. El electrocardiograma pertenece al paciente y es analizado por el cardiólogo para emitir un diagnóstico de si el paciente padece o no de fibrilación auricular.

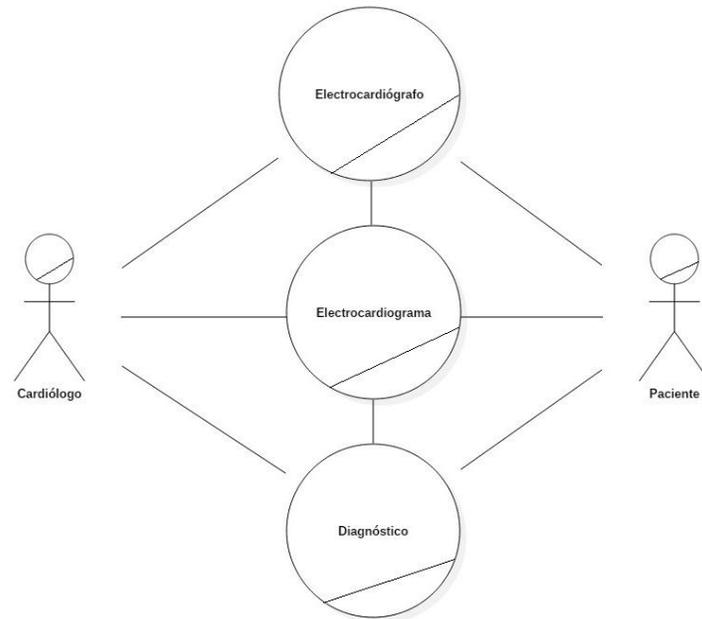


Figura 7. Modelo de objetos del negocio

4.3. REQUISITOS DEL SISTEMA

En esta sección es presentado el proceso para obtener una lista de requisitos funcionales y no funcionales, sobre la cual se basará la implementación y evaluación del sistema móvil.

4.3.1. Características del sistema

La selección de las características del sistema se hace con base en el análisis realizado en los capítulos 1 y 3, donde se llevó a cabo el planteamiento del problema, la formulación de los objetivos y una revisión sistemática sobre la literatura existente que permitió concluir la ausencia de un sistema móvil que integre el uso de una aplicación móvil con un algoritmo para la detección de fibrilación auricular junto con un dispositivo wearable. Tomando en cuenta estas consideraciones, se obtienen las características específicas del sistema deseado, las cuales se muestran en la Tabla 22. Adicionalmente, para cada una de ellas se presenta una breve descripción, riesgo y prioridad. El riesgo y la prioridad son clasificados en 4 categorías: crítico, alto, importante y ordinario, siendo éstos del más relevante al menos relevante respectivamente.

Característica	Descripción	Riesgo	Prioridad
Captura datos generales	Mediante un formulario simple se capturan ciertos datos de la persona (nombre y comentario). Estos datos son enviados a la base de datos.	Importante: La persona debe ingresar sus datos con la mayor veracidad posible.	Ordinario: Los datos generales son necesarios para tener un registro de la persona que está utilizando la aplicación.
Recolección de la wristband Empatica E4	Captura las señales de ritmo cardíaco del paciente a través del sensor de fotopleletismografía con el que cuenta el dispositivo.	Crítico: Se debe garantizar el buen posicionamiento del dispositivo, además evitar cualquier movimiento que se pueda presentar, puesto que esto introduciría artefactos de ruido a la señal.	Crítico: Esta característica muy relevante para el funcionamiento del sistema, puesto que la detección de fibrilación auricular se hace en base al análisis de la señal de ritmo cardíaco adquirida.
Visualización del proceso de recolección (inicio, reinicio, terminación)	Detalla el tiempo restante para finalizar el proceso de recolección de datos.	Importante: Le indica al paciente cuánto más debe esperar sin realizar ningún movimiento de la muñeca en donde esté portando la wristband.	Ordinario: Permite cierta interacción de la aplicación con el actor del sistema.
Almacenamiento de los datos recolectados	Todas las muestras recolectadas son subidas a una base de datos.	Crítico: Debe considerarse la calidad en el almacenamiento de las señales debido a que es de ahí de donde se extraerán para su análisis.	Crítico: Si no se tienen las señales almacenadas no habrá nada para procesar.
Análisis de los datos recolectados	El análisis de la señal de ritmo cardíaco es una	Crítico: El algoritmo utilizado para el análisis de	Crítico: Esta característica recopila en sí el

	característica clave en el sistema, puesto que es de aquí de donde se obtiene el resultado de si el paciente sufre o no de fibrilación auricular. La señal previamente adquirida es pasada por un algoritmo que se encarga de hacer esta clasificación.	las señales debe brindar fiabilidad en los resultados que arroje.	funcionamiento final del sistema, puesto que de ella emerge el resultado del padecimiento de fibrilación auricular.
Visualización del resultado obtenido	Mediante esta característica se le muestra al paciente o actor del sistema el resultado obtenido tras el análisis de su señal de ritmo cardíaco, es decir, aquí es donde el paciente podrá ver si padece o no de fibrilación auricular.	Ordinario: Es sólo una etapa de visualización más no de análisis puesto que el resultado ya se ha obtenido previamente.	Alto: El paciente debe saber al finalizar el proceso cuáles fueron sus resultados obtenidos.

Tabla 22. Características del sistema

4.3.2. Requisitos funcionales

Teniendo en cuenta las características presentadas en la Tabla 22, se definen los siguientes requisitos funcionales:

- Permitir el ingreso de datos personales de forma manual en la aplicación móvil para crear un registro de la persona que la utiliza.
- Permitir la conexión entre la wristband Empatica E4 y el Smartphone donde se encuentra alojada la aplicación móvil vía Bluetooth.
- Permitir al paciente iniciar la recolección de datos.
- Capturar todos los datos de ritmo cardíaco desde el dispositivo Empatica E4, a través de su sensor de fotopletimografía.
- Tener una cuenta regresiva y una forma de notificar al paciente que ya se ha terminado la recolección de datos.

- Almacenar la información recolectada en una base de datos, en un archivo con formato CSV.
- Acceder desde el algoritmo de procesamiento al archivo CSV.
- Procesar el archivo que contiene los datos recolectados, a través de un algoritmo diseñado para identificar si el paciente padece o no de fibrilación auricular.
- Obtener el resultado arrojado por el algoritmo.
- Permitir al paciente visualizar el resultado obtenido.

4.3.3. Requisitos no funcionales

Teniendo en cuenta las características presentadas en la Tabla 22, se definen los siguientes requisitos no funcionales:

- La interfaz de la aplicación móvil deberá ser intuitiva y amigable.
- Los datos capturados por el dispositivo Empatica E4 deberán tener la fiabilidad más alta posible.
- La aplicación desarrollada deberá ser estable y fácilmente escalable para futuros cambios.
- La aplicación deberá permitir su uso en diferentes versiones de Android.

4.4. DESCRIPCIÓN DE LA ARQUITECTURA DEL SISTEMA

En esta sección se hace una descripción detallada de la arquitectura del sistema utilizando el modelo de vistas 4+1 planteado por Phillippe Kruchten [66]. Este modelo permite presentar la descripción completa de un sistema desde múltiples perspectivas, cuatro principales (vista lógica, vista de desarrollo, vista de procesos y vista física), y una vista transversal (vista de escenarios), donde son descritas las necesidades funcionales del sistema [66]. En la Figura 8 se presenta el modelo de vistas 4+1.

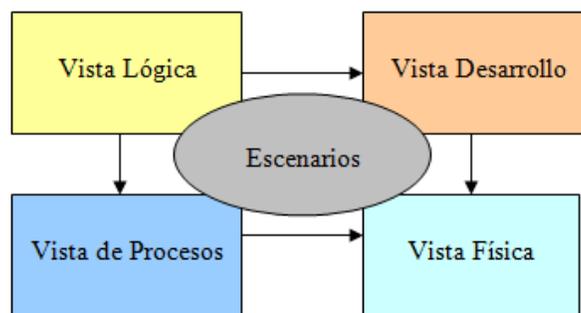


Figura 8. Arquitectura 4+1 vistas [67]

Vista lógica: Soporta principalmente los requisitos funcionales, es decir, lo que el sistema debe brindar en términos de servicios al usuario final. La documentación de esta vista puede incluir los diagramas UML de clases, de comunicación o secuencia [68].

Vista de procesos: En esta vista se muestran los procesos que hay en el sistema y la forma en que interactúan estos procesos, es decir, representa el flujo de trabajo de los componentes que conforman el sistema. La documentación de esta vista puede incluir el diagrama UML de actividad [68].

Vista de desarrollo: Muestra el sistema desde la perspectiva de un programador y se ocupa de la gestión del software, de esta manera, describe la organización estática del sistema en su entorno de desarrollo. La documentación de esta vista puede incluir los diagramas UML de componentes y de paquetes [68].

Vista física: Describe todos los componentes físicos del sistema, así como las conexiones físicas entre esos componentes (incluyendo los servicios). La documentación de esta vista puede incluir el diagrama UML de despliegue [68].

Vista de escenarios: Esta vista es representada por los casos de uso y tiene la función de unir y relacionar las otras 4 vistas, de esta manera, la documentación de esta vista incluye el diagrama UML de casos de uso [68].

A continuación, se presentan las vistas y diagramas más importantes, que permiten comprender de la mejor manera el sistema móvil a desarrollar.

4.4.1. Vista de escenarios

Para la descripción de esta vista es utilizado el diagrama de casos de uso del sistema, el cual se muestra en la Figura 9.

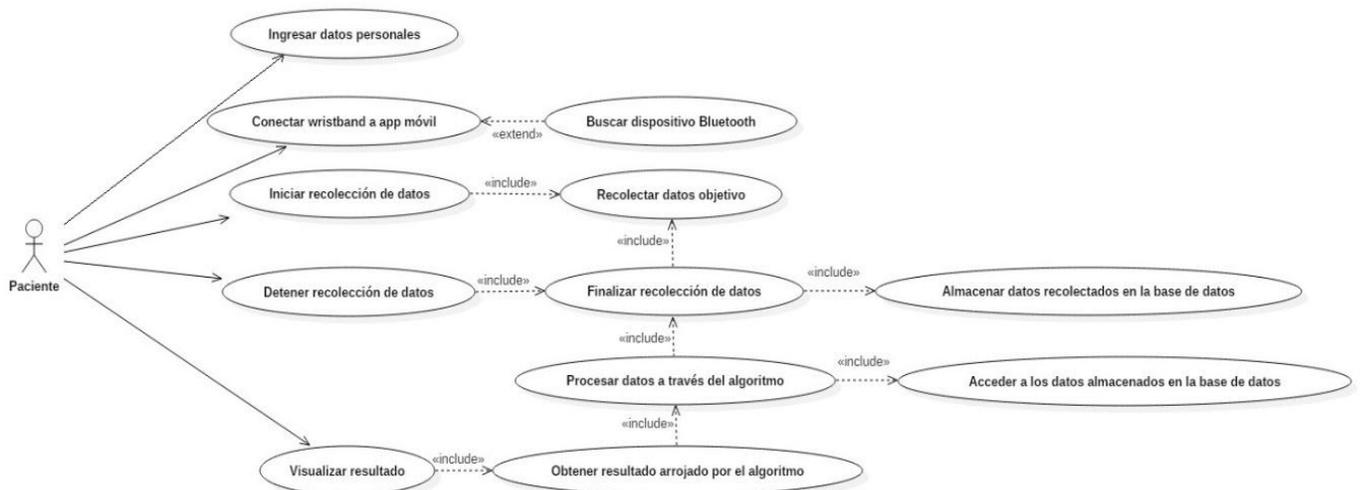


Figura 9. Diagrama de casos de uso del sistema

Las tablas que se presentan a continuación describen los casos de uso encontrados.

Caso de uso del sistema N°1	Ingresar datos personales
Descripción	Se le solicita al usuario que ingrese su nombre y un comentario de cómo se siente. Esto con el fin de crear un registro de todas las personas que eventualmente utilicen la aplicación.

Tabla 23. Caso de uso – Ingresar datos personales

Caso de uso del sistema N°2	Conectar wristband a app móvil
Descripción	Para poder realizar la recolección de datos, inicialmente debe emparejarse la aplicación móvil con la wristband empática E4, debido a esto, el usuario debe seleccionar la opción de “conectar” la cual realizará esta labor.

Tabla 24. Caso de uso – Conectar wristband a app móvil

Caso de uso del sistema N°3	Buscar dispositivo Bluetooth
Descripción	El caso de uso “conectar wristband a app móvil” hace uso de este caso de uso, el cual se encarga de buscar el dispositivo a conectar.

Tabla 25. Caso de uso – Buscar dispositivo Bluetooth

Caso de uso del sistema N°4	Iniciar recolección de datos
Descripción	Brinda la posibilidad de iniciar la medición de los datos cuando el paciente esté listo.

Tabla 26. Caso de uso – Iniciar recolección de datos

Caso de uso del sistema N°5	Recolectar datos objetivo
Descripción	Realiza la recolección de datos de ritmo cardíaco a través del sensor de fotopletimografía del dispositivo Empática E4.

Tabla 27. Caso de uso – Recolectar datos objetivo

Caso de uso del sistema N°6	Detener recolección de datos
Descripción	Permite que en cualquier momento durante la toma de datos, el paciente pueda detener este proceso.

Tabla 28. Caso de uso – Detener recolección de datos

Caso de uso del sistema N°7	Finalizar recolección de datos
Descripción	Al terminar el tiempo establecido para la recolección de datos, finaliza dicho proceso. También es utilizado al ejecutarse el caso de uso “Detener recolección de datos”.

Tabla 29. Caso de uso – Finalizar recolección de datos

Caso de uso del sistema N°8	Almacenar datos recolectados en la base de datos
Descripción	Permite incluir la información recolectada en una base de datos, en un archivo con formato CSV.

Tabla 30. Caso de uso – Almacenar datos recolectados en la base de datos

Caso de uso del sistema N°9	Procesar datos a través del algoritmo
Descripción	Realiza el análisis de la señal de ritmo cardíaco en búsqueda de si el paciente sufre o no de fibrilación auricular.

Tabla 31. Caso de uso – Procesar datos a través del algoritmo

Caso de uso del sistema N°10	Acceder a los datos almacenados en la base de datos
Descripción	Permite que el algoritmo de procesamiento acceda al archivo csv de la señal, el cual se encuentra contenido en la base de datos.

Tabla 32. Caso de uso – Acceder a los datos almacenados en la base de datos

Caso de uso del sistema N°11	Obtener resultado arrojado por el algoritmo
Descripción	Permite acceder al resultado obtenido tras el análisis realizado por el algoritmo de detección de fibrilación auricular.

Tabla 33. Caso de uso – Obtener resultado arrojado por el algoritmo

Caso de uso del sistema N°12	Visualizar resultado
Descripción	Muestra al paciente el resultado obtenido tras el análisis de su señal de ritmo cardíaco, es decir, aquí es donde el paciente podrá ver si padece o no de fibrilación auricular.

Tabla 34. Caso de uso – Visualizar resultado

4.4.2. Vista lógica

Para esta vista, se realiza el diagrama de clases del sistema y dos diagramas de secuencia de los procesos más importantes.

4.4.2.1. Diagrama de clases

El diagrama de clases, describe las diferentes clases dentro del sistema móvil y las interacciones entre ellas. Las clases encontradas fueron: Paciente, EmpaticaE4, Sensor, tipoSensor, tecnologiaSensor, Arritmia, Sistema, Procesamiento, y Archivo, siendo de estas, la clase Sistema la que controla el funcionamiento de todo el sistema móvil como tal, es por esto que se encuentra

una relación de dependencia con las demás clases. Este diagrama es mostrado en la Figura 10.

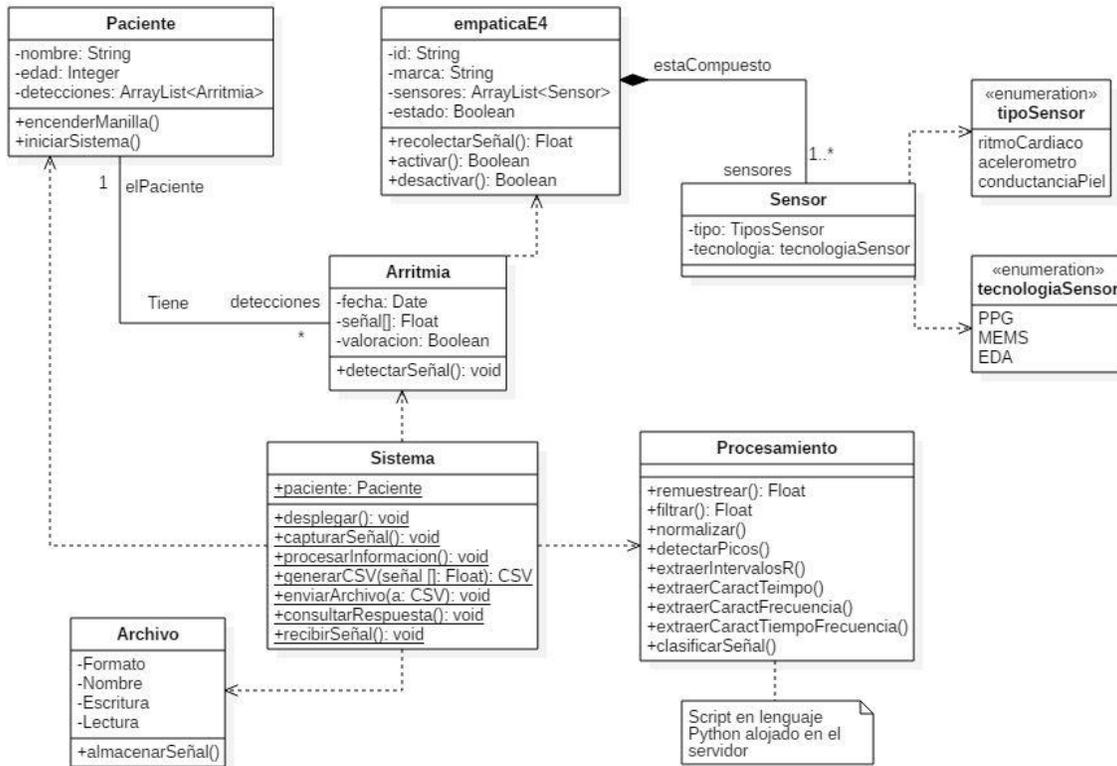


Figura 10. Diagrama de clases del sistema

4.4.2.2. Diagramas de secuencia

Con estos diagramas se busca describir el comportamiento del sistema en los procesos claves, y las interacciones en orden secuencial entre el actor y los objetos.

- Diagrama de secuencia para recolectar datos objetivo

En la Figura 11 es presentado el diagrama de secuencia referente al caso de uso: recolectar datos objetivo. En este diagrama interviene el actor del sistema junto con la aplicación móvil y el dispositivo Empatica E4. Este es uno de los procesos más importantes, puesto que es donde se inicia y termina la recolección de datos de ritmo cardíaco que serán posteriormente analizados.

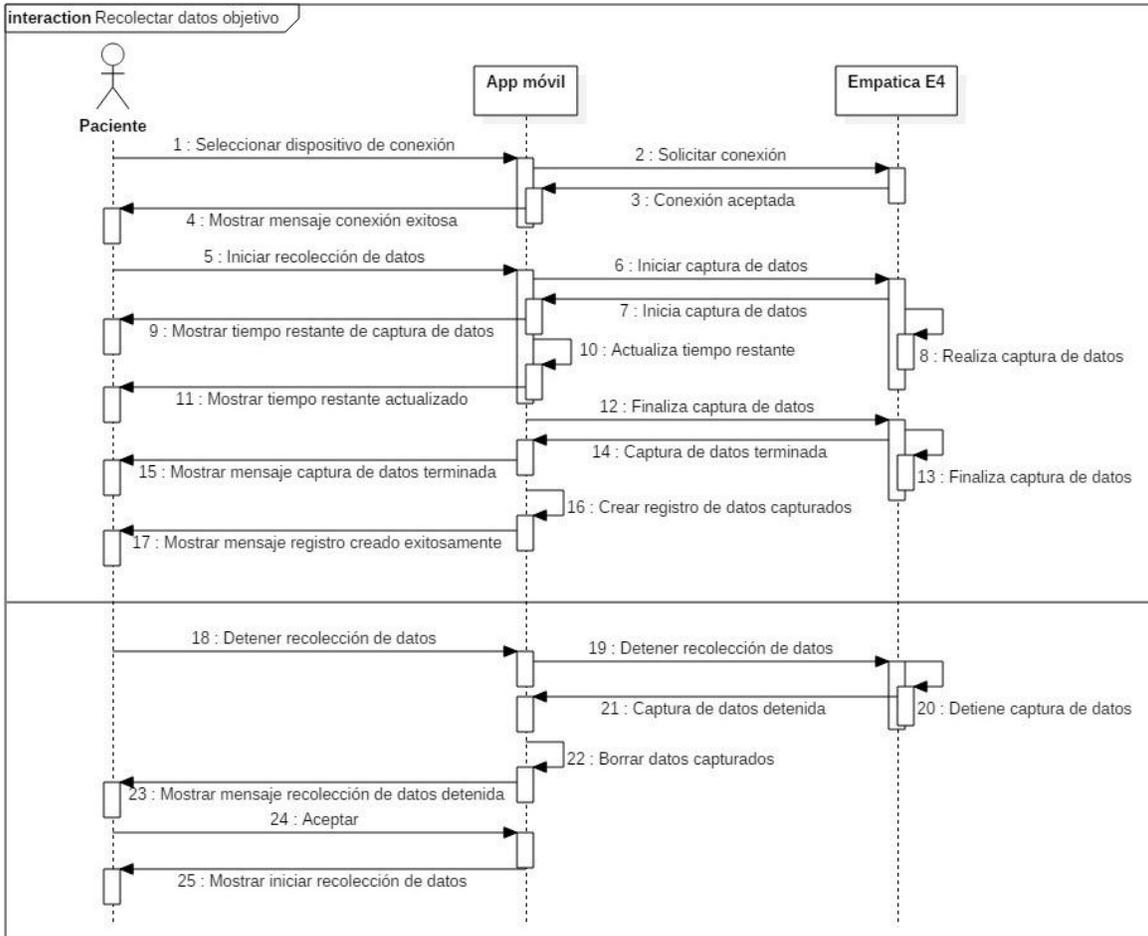


Figura 11. Diagrama de secuencia - recolectar datos objetivo

- Diagrama de secuencia para procesar datos a través del algoritmo

En la Figura 12 es presentado el diagrama de secuencia para el caso de uso: procesar datos a través del algoritmo. En este diagrama, al igual que en el anterior, interviene el actor del sistema, la aplicación móvil y el dispositivo Empatica E4, y sumados a éstos interviene el objeto base de datos que es donde se almacena el archivo creado a partir de la señal recolectada y es donde se enviará el resultado arrojado por el algoritmo, y que el objeto app móvil estará consultando en búsqueda del mismo.

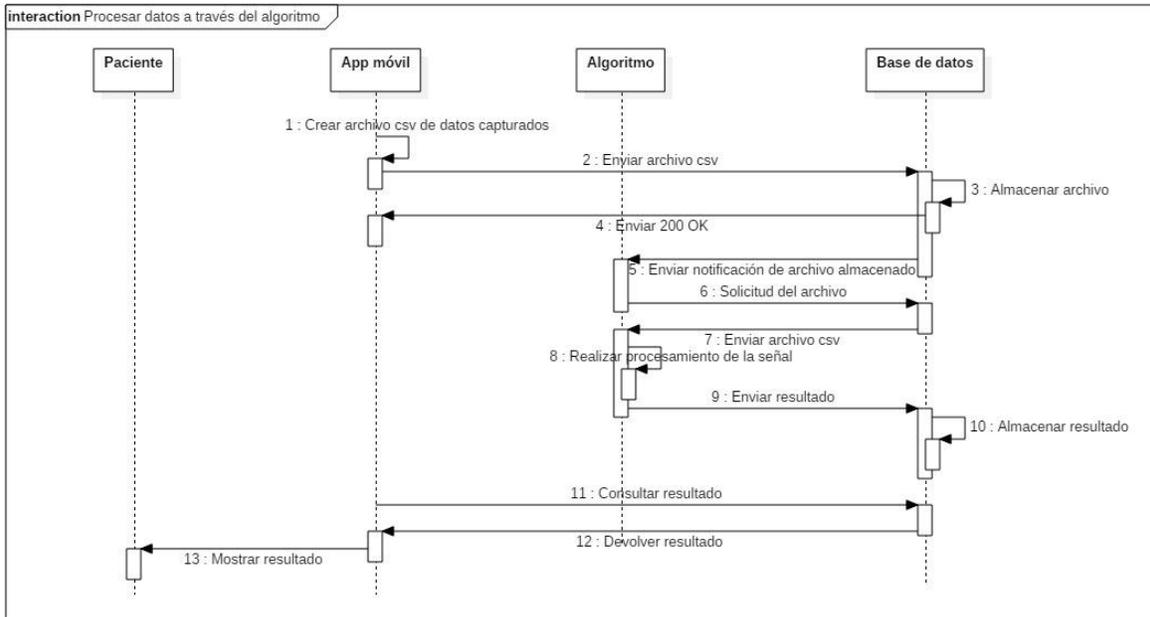


Figura 12. Diagrama de secuencia - procesar datos a través del algoritmo

4.4.3. Vista de procesos

Para la descripción de esta vista, es usado un diagrama de actividad. Este diagrama, es construido con el fin de mostrar los procesos del sistema y las formas de comunicación entre los mismos.

El diagrama de actividad general del sistema es mostrado en la Figura 13, en el cual se identifican todas las acciones que éste realiza con el fin de proporcionarle al paciente un resultado basado en el análisis de su señal de ritmo cardíaco, de si padece o no de fibrilación auricular.

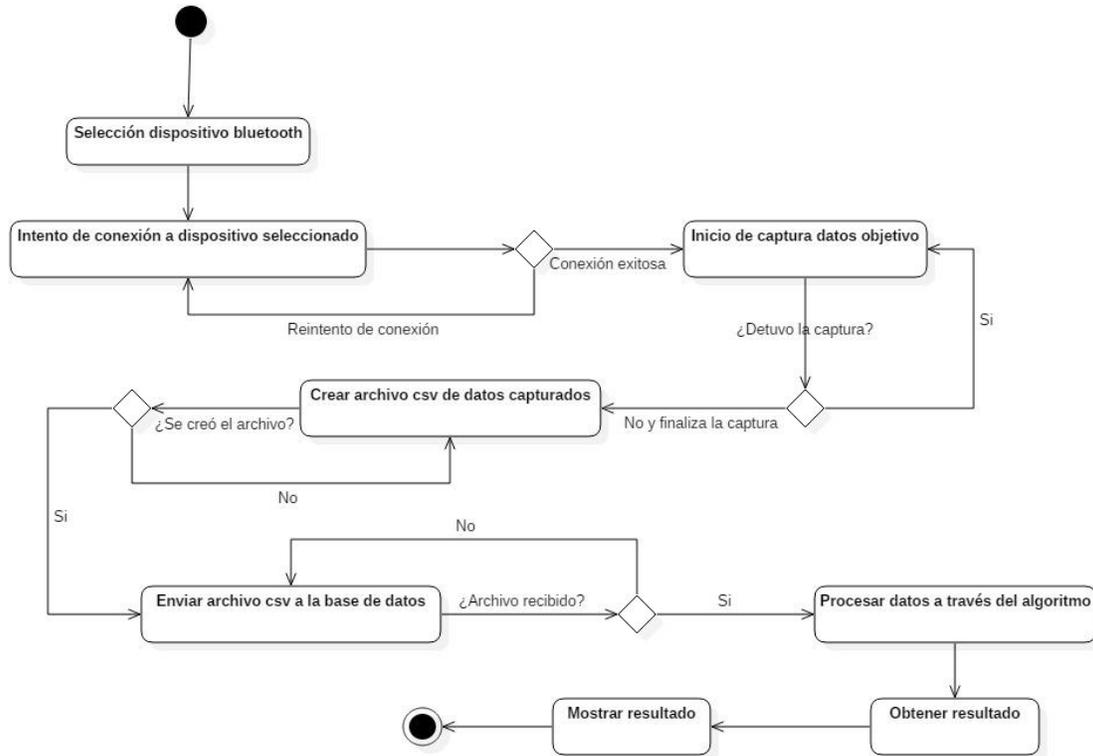


Figura 13. Diagrama de actividad del sistema

4.4.4. Vista de despliegue

Para esta vista, es utilizado el diagrama de componentes y paquetes.

4.4.4.1. Diagrama de componentes

En el diagrama de componentes, mostrado en la Figura 14, indica las partes software que hacen parte del sistema móvil desarrollado y sus demás componentes, los cuales se encuentran relacionados entre sí.

Los componentes presentes son:

- *Control aplicación*: En este componente se encuentran todas las clases desarrolladas para gestionar el funcionamiento de la aplicación: las clases para gestionar la recolección y envío de datos, las encargadas de comunicar las capas o los componentes de la aplicación y las que permiten la interacción con el usuario final.
- *Signal Service*: Se encarga de controlar la transmisión de datos desde la wristband Empatica E4. Se conecta mediante Bluetooth al dispositivo y recibe los datos que éste envía. A su vez, también genera un archivo en formato CSV de la señal que será posteriormente procesada.
- *SDK Empatica E4*: Este componente es suministrado por Empatica y permite la integración de la wristband con la aplicación, es decir, provee los métodos necesarios para capturar información de los sensores.

- *Archivo CSV*: Es un archivo en el formato de valores separados por comas (CSV), creado con el fin de ser enviado al algoritmo y que la señal contenida en él pueda ser procesada.
- *Interfaz Usuario*: Este componente es quien permite la interacción del usuario final con la aplicación.
- *Storage Service*: Se encarga de controlar el proceso de almacenamiento tanto de la señal recolectada, como del resultado obtenido.
- *Processing Service*: Se encarga de controlar el procesamiento de la señal recolectada a través del algoritmo, así como también, de obtener el resultado generado tras el procesamiento.
- *Script py*: Es un archivo con extensión py en el cual está contenido el algoritmo de procesamiento como tal, el cual está desarrollado en el lenguaje de programación Python.
- *Response*: Es el dato generado por el algoritmo después de realizar el proceso de análisis de la señal, en el cual se especifica el resultado obtenido.

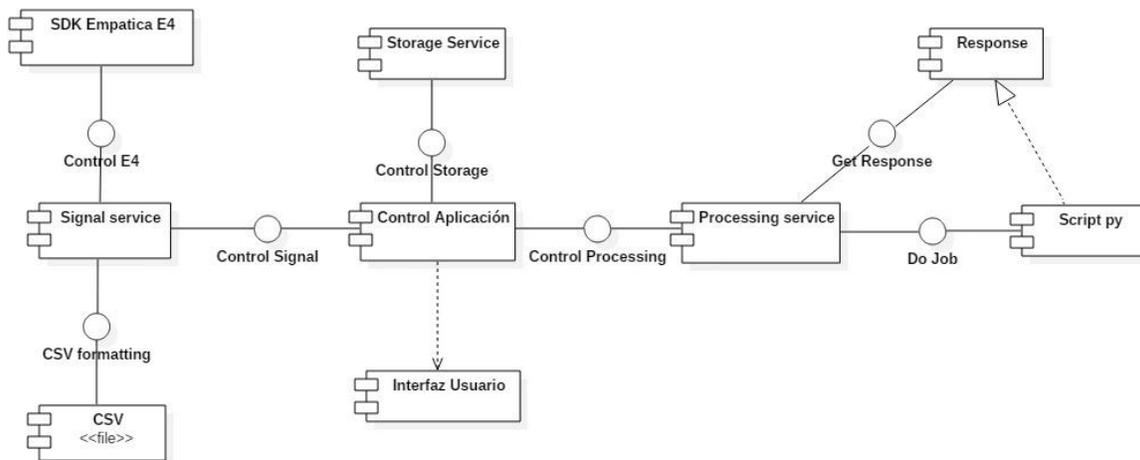


Figura 14. Diagrama de componentes del sistema

4.4.4.2. Diagrama de paquetes

El diagrama de paquetes se muestra en la Figura 15, y en él se presentan tres grandes paquetes que se relacionan para permitir el funcionamiento óptimo del sistema, más específicamente de la aplicación. Uno de los paquetes es el paquete Capa presentación, en el cual se encuentra contenido el paquete interfaz usuario, quien permite la interacción del usuario final con la aplicación. Éste a su vez, depende de los paquetes: Recursos y Capa lógica de negocio. En el paquete Recursos se encuentran los layouts, imágenes y valores (colores, dimensiones, etc.) de la aplicación. Por otro lado, el paquete Capa lógica de negocio se subdivide en 4 diferentes paquetes con el fin de organizar el funcionamiento; estos paquetes son: control recolección de datos, control almacenamiento de datos, control procesamiento de datos y Control acceso a resultados, los cuales realizan las tareas específicas que sus nombres indican.

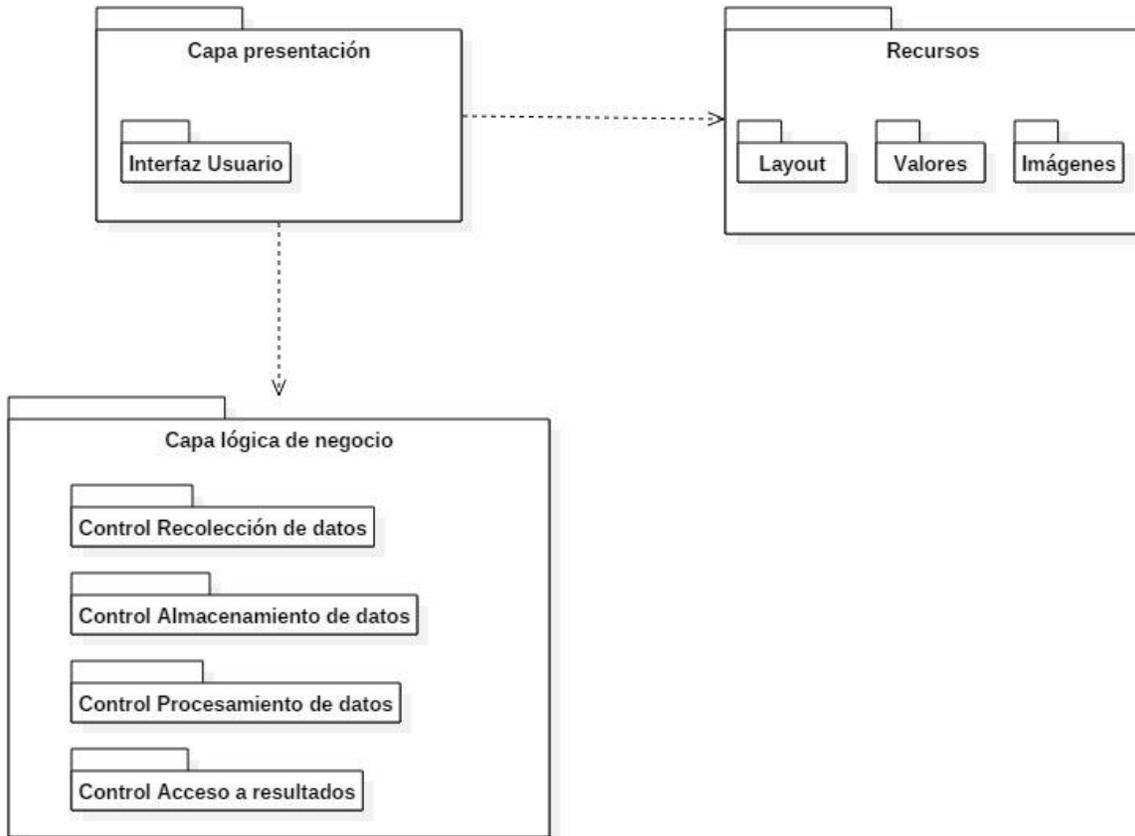


Figura 15. Diagrama de paquetes del sistema

4.4.5. Vista física

Para la descripción de esta vista, en la Figura 16 se presenta el diagrama de despliegue del sistema, el cual se muestra cómo se agrupan los componentes software (presentados previamente en el diagrama de componentes) en componentes físicos. El cliente o usuario final, hace uso del dispositivo Empatica E4 y de la aplicación móvil alojada en el dispositivo móvil (Smartphone), con ésta se comunica a través de la interfaz gráfica, desde la cual se accede a sus componentes: Control app, Signal Service, Storage Service y Processing Service, cuyas funciones fueron descritas con anterioridad. A su vez, la aplicación móvil se conecta mediante HTTP al servidor, que es donde se encuentra alojado el algoritmo, en el componente Script py, el cual genera el Response.

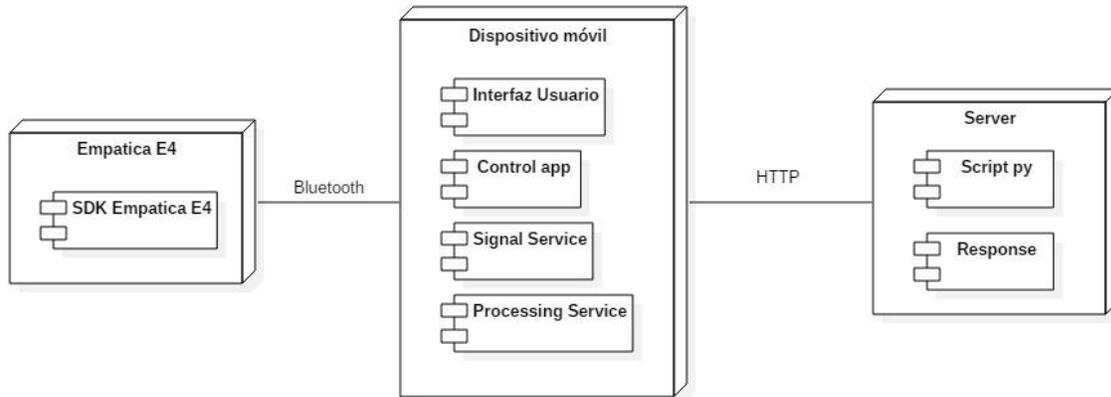


Figura 16. Diagrama de despliegue del sistema

4.5. CONCLUSIONES

En este capítulo, inicialmente fue presentado un modelo del negocio, con el fin de describir el entorno de aplicación del sistema, seguido de una lista de características que fueron establecidas en base al problema planteado en el primer capítulo y al estado del arte, la cual derivó en la identificación de los requisitos funcionales y no funcionales que el sistema debe satisfacer para conseguir un óptimo funcionamiento.

Adicionalmente, se presentó el modelado del sistema móvil haciendo uso del modelo de descripción de arquitectura basado en 4+1 vistas. Para ello se elaboraron los diagramas de casos de uso, clases, secuencia, actividad, componentes, paquetes y despliegue, mediante los cuales se obtuvo una clara visión desde diferentes enfoques de la arquitectura y por lo tanto del sistema.

CAPÍTULO 5. IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA

En este capítulo se describe el proceso llevado a cabo para la implementación de un prototipo del sistema solución, basándose en la arquitectura presentada en el capítulo anterior. Inicialmente se presentan las herramientas y dispositivos usados para la construcción del prototipo funcional. Posteriormente, es descrita la implementación e integración del sistema: en primer lugar, es presentada la aplicación móvil con sus diferentes interfaces, junto con una descripción del objetivo y funcionamiento de cada una de éstas. La aplicación es desarrollada para el sistema operativo Android, y su fin es recolectar datos del ritmo cardíaco de los pacientes de forma cómoda, no intrusiva y sin riesgos para su salud, a través de un dispositivo wearable. Luego se describe el proceso llevado a cabo para la obtención del algoritmo de procesamiento creado para analizar la señal recolectada en búsqueda de fibrilación auricular. Posteriormente se presenta el servidor y las configuraciones y programación llevadas a cabo para realizar la integración total del sistema. Finalmente son expuestas las conclusiones del capítulo.

5.1. HERRAMIENTAS Y DISPOSITIVOS

En esta sección se presentan las herramientas software que fueron necesarias y facilitaron la implementación e integración del sistema móvil, así como también, los dispositivos hardware que conforman el mismo.

5.1.1. Ambiente de desarrollo

En las ciencias de la computación, un entorno de desarrollo es el conjunto de procedimientos y herramientas de programación utilizadas para desarrollar, probar y depurar un programa, aplicación o producto de software [69], [70]. En este sentido:

- Para el desarrollo de la aplicación móvil fue utilizado Android Studio, que es el entorno de desarrollo integrado (IDE) oficial para el desarrollo de aplicaciones Android [71]. Cuenta con características como: disponer de una estructura simple y organizada para llevar a cabo la elaboración de proyectos de cualquier tamaño, es robusto, permite la visualización de la aplicación mientras se está desarrollando, soporta la implementación de plantillas y el uso de emuladores [72].
- En primera instancia, el algoritmo fue desarrollado en Matlab, el cual es uno de los softwares más populares en el ámbito científico y de ingeniería que combina un entorno de escritorio perfeccionado para el análisis iterativo, procesos de diseño, aprendizaje automático, procesamiento de señales, procesamiento de imágenes, visión artificial, entre otros. Todo esto es posible gracias a la base de

fabricación profesional con la cuenta Matlab, ya que sus herramientas denominadas “toolboxes”, se desarrollan de forma profesional, las cuales superan pruebas rigurosas y se encuentran totalmente documentadas [73]. Debido a que Matlab es un software de dominio privado, la gran mayoría de los toolbox necesarios para llevar a cabo el desarrollo del algoritmo mencionado son de pago, es decir, que se puede acceder a ellos pagando una suma de dinero. A raíz de que los precios de dichos toolboxes son bastante elevados y que, de igual manera, era necesaria una herramienta adicional que permitiera alojar el algoritmo en un servidor web, se vio la necesidad de reemplazar Matlab con un lenguaje similar respecto a características, fidelidad y rendimiento, que permitiera o brindara adicionalmente la capacidad de alojar el algoritmo en un servidor web, ajustándose así, a la necesidad de nuestro proyecto. Es así como se escogió Python como lenguaje de programación.

- De esta manera, para el desarrollo del algoritmo de procesamiento se hizo uso de Spyder – Scientific Python Development Environment, IDE multiplataforma a través de Anaconda. Anaconda es una distribución del lenguaje de programación Python y es considerada la suite más completa para la ciencia de datos con Python [74]. Por su parte, Spyder es un potente entorno de desarrollo interactivo para el lenguaje Python, el cual posee funciones avanzadas de edición, pruebas interactivas, depuración e introspección y un entorno informático numérico [75].
- Uno de los pasos durante el desarrollo del algoritmo de procesamiento fue la selección de características que se iban a tener en cuenta en él (lo cual será explicado detalladamente más adelante), para esto, fue utilizada la herramienta Weka. Weka es una herramienta software para el aprendizaje automático y minería de datos, la cual contiene una colección de algoritmos para realizar análisis de datos y modelado predictivo, así como también, herramientas para la visualización de estos datos [76].
- Para la creación y modificación de archivos del código del servidor se utilizó el editor de código Visual Studio Code, para su funcionamiento el entorno de ejecución node js, y para sus pruebas iniciales de funcionamiento y peticiones, se utilizó Postman, que es una herramienta que permite hacer peticiones a APIs tipo GET, POST, PUT, etc, con el fin de probarlas de una manera rápida y sencilla.
- Finalmente, para la gestión y control de versiones de código es utilizada la herramienta GitHub.

5.1.2. Lenguajes de programación

Los lenguajes de programación utilizados durante el desarrollo del sistema móvil se listan a continuación:

- *Kotlin*: Es un lenguaje de programación diseñado para JVM (Java Virtual Machine), el cual combina programación orientada a objetos con características de lenguajes funcionales, además, está centrado en interoperabilidad, seguridad, claridad y soporte de herramientas [77]. Desde el año 2017 es un lenguaje de programación reconocido por Google para el desarrollo de aplicaciones Android, por lo que Android Studio está totalmente adaptado para su uso [78].
- *Lenguaje M*: Es el lenguaje de programación propio del software matemático MATLAB, el cual es interpretado y puede ejecutarse tanto en el entorno interactivo, como a través de un archivo de script (archivos *.m). Este lenguaje permite operaciones de vectores y matrices, funciones, cálculo lambda y programación orientada a objetos [79].
- *Python*: Es un lenguaje de programación interpretado multiplataforma y multiparadigma, siendo así un lenguaje versátil orientado a objetos, el cual se destaca por su código legible y limpio que presenta el más alto nivel. Debido a su licencia de código abierto, permite su uso en una gran variedad de contextos sin que sea necesario comprarlo o pagar por herramientas extra. A nivel científico, posee una amplia cantidad de librerías con énfasis en:
 - Matemáticas.
 - Procesamiento digital de señales.
 - Cálculos numéricos.
 - Gráficas que emulan muchas de las funciones más utilizadas por Matlab.
 - Data Science.
 - Machine Learning.
 - Desarrollo Web.

Python tiene como objetivo la automatización de procesos y es ideal para trabajar con grandes volúmenes de datos porque favorece su extracción y procesamiento [80], [81].

- *Java Script*: Es uno de los lenguajes de programación más potentes e importantes en la actualidad por poseer características como: ser liviano, multiplataforma, imperativo y estructurado, prototipado, orientado a objetos y eventos, y ser un lenguaje interpretado, es decir, que no se compila para poder ejecutarse. Debido a esto, es un lenguaje bastante útil y práctico, y es ampliamente utilizado para el despliegue del lado del servidor (Server-Side) [82].

5.1.3. Dispositivos Hardware

En la Figura 17 se muestran los dispositivos utilizados (Smartphone Xiaomi Mi 9, Wristband Empatica E4 y Smartphone Samsung A5 2017). La selección y descripción de éstos se encuentra en el Capítulo 2, en el índice 2.3.2



Figura 17. Dispositivos hardware utilizados

5.2. APLICACIÓN MÓVIL

La aplicación móvil, como se ha mencionado previamente, es desarrollada para el sistema operativo Android, como se estableció en el Capítulo 2, y es la encargada de recolectar la señal de ritmo cardíaco del paciente a través del dispositivo wearable Empatica E4. Este dispositivo, por medio de su SDK¹³ permite la obtención de los datos en crudo de todas las señales que adquiere a través de sus sensores, en particular, la señal de ritmo cardíaco es adquirida mediante el sensor de fotopletismografía.

Las librerías utilizadas para el desarrollo de la aplicación fueron:

- *E4 link library*: El SDK de Empatica permite el desarrollo de aplicaciones móviles, pero está restringido para su uso únicamente en dispositivos verificados, por lo tanto, al momento de la compra del dispositivo debe hacerse un registro del mismo. Al realizar éste registro, es proporcionada una API key, la cual es requerida para el desarrollo. Una vez registrado el dispositivo, puede descargarse el SDK, dentro del cual se encuentra el archivo de la librería E4 link library, esta debe importarse al proyecto y es utilizada para acceder a toda la funcionalidad de la wristband.
- *Retrofit*: Es una librería ampliamente utilizada en Android para realizar peticiones a una API REST. Retrofit es un cliente REST para Android y Java que permite hacer peticiones GET, POST, PUT, PATCH, DELETE y HEAD,

¹³ SDK es el acrónimo de “Software Development Kit” o Kit de desarrollo de software en español, el cual reúne un grupo de herramientas que permiten la programación de aplicaciones [120].

gestionar diferentes tipos de parámetros y parsear automáticamente la respuesta [83].

- *Gson*: Es una librería de código abierto creada por Google que permite serializar objetos Java para convertirlos en un string. Su uso más frecuente es para convertir un objeto en su representación JSON y a la inversa [84].
- *AppCompat-v7*: La fragmentación de las versiones de Android es muy grande, es decir, actualmente se pueden encontrar dispositivos con una gran variedad de versiones. Con el fin de que una aplicación pueda ser utilizada por el mayor número posible de usuarios, se crearon las librerías de compatibilidad, entre las cuales se encuentra AppCompat, para poder incorporar ciertas funcionalidades en cualquier versión de Android [85].
- *Material Progressbar*: Es una librería que permite la gestión de progressbar o barras de progreso.

El desarrollo de la aplicación se hizo pensando en brindarle al usuario final una interacción sencilla, intuitiva y agradable, en este sentido, el proceso se llevó a cabo de la siguiente manera:

- Se hizo la importación de las dependencias o librerías necesarias para la elaboración del proyecto.
- Se diseñaron los layouts, es decir los esquemas que se utilizan, en donde se estipula cómo están distribuidos los elementos y formas dentro del diseño.
- Se creó una actividad para el funcionamiento de un Splash Screen, también conocido como pantalla de inicio, el cual permite visualizar una imagen al iniciar la aplicación durante unos segundos. Es un elemento netamente de diseño realizado para brindar un inicio agradable, puesto que es la primera experiencia del usuario con la aplicación
- Se creó la actividad principal desde la cual se maneja todo el funcionamiento de la aplicación, dentro de la cual:
 - ✓ Se agregaron los permisos que requiere la aplicación (Acceso a: Bluetooth, Internet y Almacenamiento), y se crearon las funciones para acceder a ellos.
 - ✓ Se implementaron todas las funciones que permiten controlar el dispositivo Empatica E4, haciendo uso de su librería.
 - ✓ Se creó una clase para manejar un temporizador, el cual controla el inicio y fin de la recolección de datos, así como también, se estableció el funcionamiento para la parte visual del mismo.
 - ✓ Se realizó la función que permite crear el archivo csv donde se contienen los datos recolectados por el sensor wearable.
 - ✓ Se les dio funcionalidad a los elementos contenidos en los layouts (botones y vistas de texto), los cuales realizan acciones específicas haciendo uso de las funciones creadas.
- Finalmente se crearon los modelos, servicios y funciones necesarias para que la aplicación se conecte al servidor y funcione adecuadamente.

A continuación se presenta cada una de las interfaces desarrolladas para la aplicación junto con la descripción de su funcionamiento.

5.2.1. Inicio de la aplicación

La Figura 18 presenta las interfaces con las cuales se encuentra el usuario cuando abre la aplicación por primera vez.

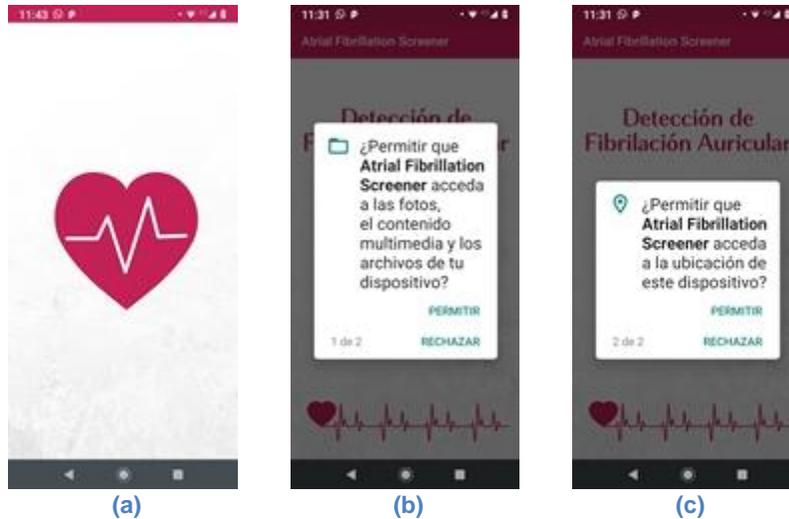


Figura 18. Inicio de la aplicación

Inicialmente es desplegado el Splash Screen (Figura 18a). Posteriormente se muestran las solicitudes de permisos, requeridos para el buen funcionamiento de la aplicación: el permiso de almacenamiento es necesario para que el archivo de la señal recolectada pueda ser guardado, y el permiso de la ubicación es necesario debido a que sin éste no se pueden encontrar dispositivos BLE que es la tecnología con la cual funciona la wristband. En caso de que el usuario rechace los permisos, posteriormente le vuelven a ser solicitados.

5.2.2. Activación de Bluetooth

La conexión al dispositivo wearable se hace mediante Bluetooth, es por esto que se requiere que el usuario active el Bluetooth de su celular. En este orden de ideas, una vez el usuario haya concedido los permisos a la aplicación, lo primero que encontrará será un cuadro de diálogo¹⁴ en el que se le pide que active la conexión Bluetooth, como se muestra en la Figura 19. Si el usuario rechaza esta petición, el cuadro de diálogo aparecerá nuevamente.

¹⁴ Un diálogo es una ventana pequeña que le indica al usuario que debe tomar una decisión o ingresar información adicional. Un diálogo no ocupa toda la pantalla y generalmente se usa para eventos modales que requieren que los usuarios realicen alguna acción para poder continuar [121].



Figura 19. Activación de Bluetooth

5.2.3. Pantalla principal

A continuación, en la Figura 20, se puede observar la pantalla principal de la aplicación, desde la cual se inicia la captura de datos.



Figura 20. Pantalla principal

La Figura 20a presenta la pantalla con la que se encontrará el usuario una vez haya permitido la activación del Bluetooth, en ella se muestran 2 botones: Conectar dispositivo e Iniciar. Para poder realizar la recolección de datos es imprescindible que el dispositivo wearable esté conectado, es por esto que la primera acción que debe realizar el usuario es la de enlazarlo con el celular donde se encuentre alojada la aplicación móvil, para esto, se hace uso del botón Conectar dispositivo, mediante el cual se inicia la búsqueda de la wristband y se establece la conexión una vez la haya encontrado. Al presionar dicho botón aparecerá en la pantalla un texto confirmando el estado en el cual se encuentre el

proceso de conexión, primero se mostrará “Preparado para conectarse, encienda el dispositivo y espere un momento”, una vez encontrado el dispositivo se mostrará “Conectándose a: Empatica E4 – A00EF2” (Empatica E4 – A00EF2 es el nombre de la wristband), finalmente, y una vez se establezca la conexión, el texto cambiará a “Conectado”. Cabe resaltar que si el usuario presiona el botón de Iniciar antes de hacer la conexión al dispositivo, no se realizará ninguna acción y le aparecerá un mensaje diciendo “No está conectado a ningún dispositivo”.

5.2.4. Recolección de datos

En la Figura 21 se muestra las interfaces que intervienen en el proceso de recolección de datos.



Figura 21. Recolección de datos

Una vez la wristband y la aplicación móvil estén conectados se podrá proceder al inicio de recolección de datos mediante el botón Iniciar. Al presionar este botón aparece un cuadro de diálogo en el que se le dan al usuario las indicaciones que debe seguir durante el tiempo de recolección, como se muestra en la Figura 21a. Si el usuario presiona Iniciar se dará inicio al proceso de recolección de la señal de ritmo cardíaco durante un tiempo de 1 minuto y 30 segundos (este tiempo fue establecido ya que a pesar de que sólo se analiza 1 minuto de la señal, el dispositivo Empatica E4 necesita de unos segundos para estabilizar la señal, por lo tanto, y con el fin de que se tenga una señal óptima para su análisis, se toman 30 segundos de más), si presiona Cancelar se retornará a la interfaz anterior. Durante el proceso de captura de datos, el usuario podrá visualizar el tiempo restante para que éste finalice, así como también, podrá detenerlo a través de un botón. Si presiona el botón para detener el proceso, se le mostrará otro cuadro de diálogo para pedir su confirmación (Figura 21c), si el usuario presiona No, se retorna a la interfaz de recolección de datos (Figura 21b) y se continúa con el

proceso. En el caso de que presione Si, se dirige a la pantalla principal nuevamente (Figura 20a).

5.2.5. Recolección terminada

En el momento en que se termina el tiempo de recolección de datos se muestra una interfaz de confirmación diciendo “Recolección de datos terminada exitosamente” junto con el botón Visualizar resultado, como se muestra en la Figura 22. Una vez el usuario presiona el botón, se procede a mostrar el resultado obtenido del análisis de sus datos. Cabe resaltar que una vez terminado el tiempo de recolección, los datos son almacenados en un archivo csv, el cual es subido al servidor donde se encuentra alojado el algoritmo.



Figura 22. Recolección Terminada

5.2.6. Resultado obtenido

En la Figura 23 se muestra la interfaz presentada al usuario del resultado que se obtuvo tras analizar el proceso de análisis de la señal de ritmo cardíaco adquirida a través del sensor de fotopletimografía, dicho análisis se hace a través del algoritmo desarrollado en Python, el cual será presentado a detalle posteriormente. Los mensajes que se le muestran al usuario son: en caso de que se encuentre que no padece de fibrilación auricular: “No se detectó ningún evento que pueda ser una indicación de Fibrilación Auricular.” (Figura 23a), y en caso de que se encuentre que sí la padece: “Se detectó un posible evento de Fibrilación Auricular. Recuerde que este no es un diagnóstico, sólo es una indicación de alarma. Se recomienda consultar a su médico.” (Figura 23b).



(a) (b)
Figura 23. Resultado obtenido

5.3. ALGORITMO

En áreas como la matemática, ciencias de la computación y disciplinas relacionadas, un algoritmo es un conjunto reescrito de instrucciones o reglas bien definidas, ordenadas y finitas que permite realizar una actividad o solucionar un problema a partir de un estado inicial o una entrada y que a través del cumplimiento de una serie de pasos sucesivos se llega a un estado final y a la obtención del resultado [86].

En términos generales, el algoritmo desarrollado es el encargado de procesar la señal de ritmo cardíaco proveniente de la aplicación móvil, con el fin de clasificar si el paciente padece de fibrilación auricular (FA), o si por el contrario el paciente tiene un ritmo sinusal normal (NSR), es decir, un latido normal del corazón. Este algoritmo está desarrollado en el lenguaje de programación Python y consta de tres etapas para el procesamiento digital de señales y se encuentra alojado en un servidor web.

El algoritmo se basa en la detección de los intervalos entre latidos y el análisis de los mismos, debido a que la fibrilación auricular se caracteriza porque estos intervalos son irregularmente irregulares, mientras que en el ritmo sinusal normal se comportan de manera regular, como se muestra en la Figura 24.

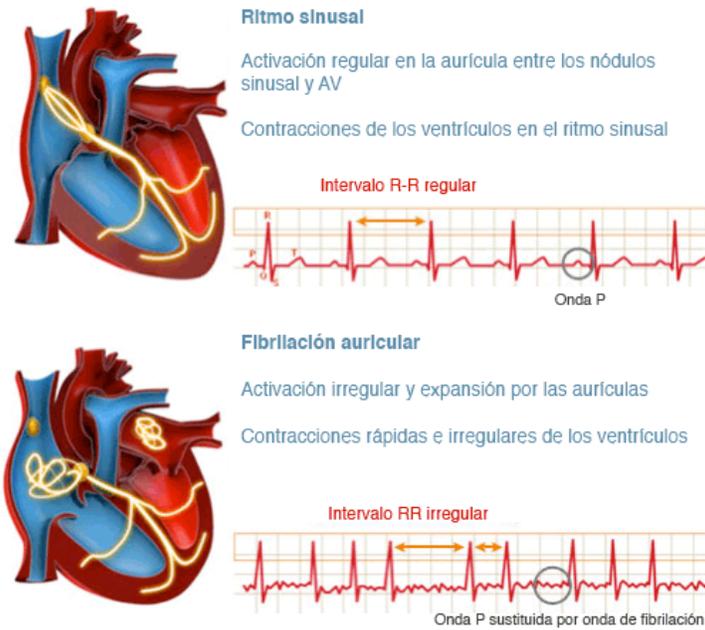


Figura 24. Ritmo sinusal normal (NSR) vs. Fibrilación auricular (FA) [87]

En este sentido, y debido a la carencia de bases de datos libres de señales PPG de NSR y FA tal como se demostró en el capítulo 3 del estado del arte, el algoritmo desarrollado para el procesamiento digital de las señales de ritmo cardíaco y clasificación de las mismas en NSR o FA, se implementó con base en señales ECG encontradas en las bases de datos libres de PhysioNet¹⁵. Esto fue posible debido a que las señales de PPG y ECG se encuentran estrechamente relacionadas, como se muestra a continuación:

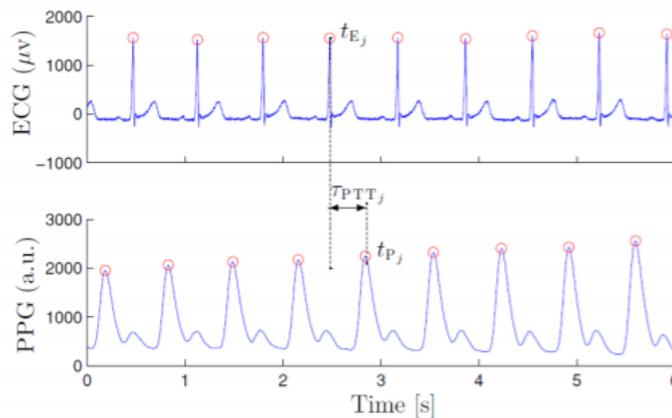


Figura 25. Comparación entre señales ECG y PPG [88]

¹⁵ Recurso web orientado a la investigación biomédica, en el cual se pueden encontrar numerosas bases de datos de grabaciones de señales fisiológicas.

La Figura 25 muestra la comparación de las señales extraídas mediante ECG y PPG en un mismo dominio del tiempo. Como puede observarse, hay un retraso constante entre el pico R¹⁶ de la señal de ECG y el pico sistólico¹⁷ de la señal de PPG, el cual se debe al tiempo que transcurre desde que ocurre una sístole ventricular¹⁸ hasta que este evento es captado por el sensor PPG en el área donde sea colocado en el paciente, para este caso, en la muñeca. Cabe resaltar que más allá de ese notable retraso constante de tiempo no hay mayor discrepancia entre los intervalos entre picos, llamados intervalos RR, de la señal ECG y de la señal PPG, esto fue demostrado en [89], donde se indica que el índice de correlación entre ambos intervalos es muy cercano a 1, lo que conlleva a determinar que la extracción de los intervalos RR para la detección de fibrilación auricular puede realizarse independientemente de si es una señal de ECG o PPG.

En este orden de ideas, a continuación se describe el proceso llevado a cabo para la obtención del algoritmo. Para este proceso se tomó como referencia la metodología CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), siguiendo las fases intermedias propuestas en ella. CRISP-DM sirve para orientar procesos enfocados en la minería de datos, la cual se define como el conjunto de técnicas y tecnologías que permiten explorar grandes bases de datos, de manera automática o semiautomática, con el objetivo de encontrar patrones repetitivos, tendencias o reglas que expliquen el comportamiento de los datos en un determinado contexto [90].

5.3.1. Etapa 1: Pre–procesamiento

La calidad de un algoritmo de procesamiento de señales depende mucho de la calidad de la señal que se usa como entrada: a menor calidad de la señal de entrada, menor calidad en el desempeño del algoritmo. Es por esto que el pre–procesamiento es una etapa de gran relevancia, ya que en ella se adecúa la señal que llega al algoritmo. En este caso, el pre–procesamiento consta de un proceso de remuestreo, uno de filtrado y uno de normalización.

- Remuestreo

Para la implementación de este algoritmo, el remuestreo de la señal de ritmo cardíaco se llevó a cabo a partir de la interpolación general de Newton, la cual, permite determinar por aproximación un valor desconocido que está entre dos valores extremos dados, es decir, un valor intermedio [91].

¹⁶ Pico más alto de la señal de ECG.

¹⁷ Pico más alto de la señal de PPG

¹⁸ Contracción del tejido muscular cardíaco ventricular.

En ese caso, el método de interpolación lineal empleado consiste en considerar, como función de interpolación, a la recta que une dos valores extremos conocidos. Dado que la señal de ritmo cardíaco está compuesta por una serie de datos, el proceso de interpolación se lleva a cabo por la unión de puntos consecutivos mediante líneas rectas [92].

Como se concluye en [93], el análisis del ritmo cardíaco mediante la extracción y análisis de características de la señal en el dominio del tiempo y de la frecuencia a partir de la frecuencia de pulso obtenida a través de sensores basados en PPG pueden ser potencialmente fiables al igual que el derivado del análisis del ECG, siempre y cuando se emplee una frecuencia de muestreo apropiada. En adición a lo mencionado, y dado que un alto número de señales empleadas para este proyecto provenientes de PhysioNet, se encontraban muestreadas a 128Hz, las señales obtenidas por PPG mediante la manilla de empática E4 fueron remuestreadas de 64Hz a 128Hz.

- **Filtrado**

Durante la adquisición de la señal de ritmo cardíaco mediante sensores de PPG, la presencia de perturbaciones que modifican la naturaleza de la señal puede producir errores de diagnóstico. Dichas perturbaciones o artefactos de ruido pueden ser [94]:

- Aquellos generados por la actividad de los músculos más cercanos a la zona en la que es ubicado el sensor.
- Interferencias de red (50/60 Hz), proveniente de dispositivos de instrumentación cercanos al paciente y conectados a la red eléctrica.
- Variaciones de línea de base, producidas por la respiración del paciente y son determinadas mediante componentes de baja frecuencia.

El objetivo de esta etapa es el de disminuir en la mayor proporción posible los artefactos de ruido mencionados para que las siguientes etapas como la extracción de características, procesamiento y análisis de la señal, brinden resultados precisos. Debido a esto, se emplea un filtro pasa banda de Butterworth de tercer orden con frecuencias de corte de 5 Hz a 45Hz para eliminar los ruidos de alta y baja frecuencia mencionados anteriormente [95].

- **Normalización:**

Con el propósito de obtener mejores resultados en la etapa de procesamiento, la señal es normalizada mediante el siguiente procedimiento:

- El vector que contiene los datos de la señal es ordenado en forma descendente.
- Se identifica el valor máximo de toda la señal de ritmo cardíaco.

- Se obtiene el valor del percentil 88 de la señal.
- Todos los valores de la señal mayores a dicho percentil, son normalizados al valor máximo de la señal.

5.3.2. Etapa 2: Procesamiento

Esta etapa está fundamentada en la revisión sistemática realizada en el capítulo 3. Con base en los resultados de sensibilidad, especificidad y exactitud reportados en los diferentes estudios, se llevó a cabo de forma manual el proceso de selección de características, dándole mayor relevancia a las que reportaban valores más altos en los resultados mencionados. De esta manera, y con el fin de distinguir entre las señales con presencia de fibrilación auricular y las señales con ritmo sinusal normal, fueron extraídas y analizadas 13 características en el dominio del tiempo, 8 en el dominio de la frecuencia y 3 en el dominio del tiempo – frecuencia, las cuales se describirán a lo largo de esta sección. El análisis es realizado a señales de un minuto de duración. Este tiempo fue establecido en base a la recomendación hecha por el médico cirujano especialista en cardiología y medicina interna Nelson Adolfo López.

5.3.2.1. Extracción de características

5.3.2.1.1. Características en el dominio del tiempo

Como se mencionó previamente, el algoritmo se basa en la detección de los intervalos entre latidos (IBI) y el análisis de los mismos, estos intervalos hacen referencia al tiempo que transcurre entre un pico R y otro. Debido a esto, para la extracción de características es necesario realizar una detección de picos. Gracias a la etapa de pre-procesamiento, fue posible implementar un algoritmo sencillo para detectarlos en la señal de PPG, el cual emplea el percentil 88 para identificar todos los picos de la señal que se encuentren por encima de ese valor, y una vez son identificados los picos de la señal de ritmo cardíaco, se procede a calcular los intervalos entre estos picos.

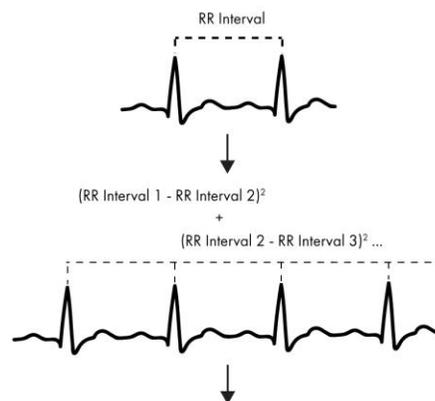


Figura 26. Intervalos RR [96]

A partir de la obtención de los intervalos RR, las siguientes características son extraídas:

- ✓ **Media cuadrática de diferencias sucesivas (RMSSD):** índice estándar para el análisis de la HRV para cuantificar las alteraciones latido a latido, es decir, refleja la variancia entre latidos [97].
- ✓ **Entropía de muestreo (SampEn):** proporciona una medida menos sesgada y más fiable sobre la regularidad y complejidad de la señal de ritmo cardíaco [97].
- ✓ **Coefficiente de entropía de muestreo (CoSEn):** entropía derivada de la entropía de muestreo, diseñada para detectar fibrilación auricular en series de tiempo de intervalos RR muy cortas [98].
- ✓ **Entropía de Shannon (ShE):** mide la incertidumbre de una variable aleatoria, en este caso de los intervalos RR [97].

Analizando el método gráfico de Poincare de forma cuantitativa, se extraen las siguientes características:

- ✓ **Desviación estándar perpendicular a la línea de identidad (SD1):** índice relacionado con la variabilidad latido a latido a corto plazo, representa la actividad parasimpática y predice la presión arterial diastólica [97].
- ✓ **Desviación estándar a lo largo de la línea de identidad (SD2):** describe la variabilidad global a corto y a largo plazo y se correlaciona con la potencia LF y la sensibilidad al barorreflejo¹⁹ (BRS) [97].
- ✓ **Desviación estándar de los intervalos RR (SDRR):** mide cómo los intervalos RR varían con el tiempo, es decir, la desviación estándar que presentan los intervalos RR [97].
- ✓ **Relación entre SD1 y SD2 (SD1/SD2):** mide la imprevisibilidad de los intervalos RR [97].
- ✓ **Parámetro HRV Total (S):** representa la variabilidad total del ritmo cardíaco y se correlaciona con la sensibilidad al barorreflejo (BRS) [97].

Características estadísticas extraídas de los intervalos RR:

- ✓ **Media (mean)**
- ✓ **Desviación Estándar (STD)**
- ✓ **Media de la Desviación absoluta (MeanAD)**

¹⁹ Respuesta de los barorreceptores al aumento de la presión arterial. El aumento de la presión dilata los vasos sanguíneos, que activan los barorreceptores en las paredes vasculares. La respuesta neta del sistema nervioso central consiste en una reducción de la salida simpática central. Ello reduce la presión arterial tanto por la disminución de la resistencia vascular periférica como por la disminución del gasto cardíaco. Como los barorreceptores están tonalmente activos, el barorreflejo puede compensar rápidamente los aumentos y las disminuciones de la presión arterial [122].

- ✓ **Mediana de la Desviación Absoluta (MAD)**

5.3.2.1.2. Características en el dominio de la frecuencia

Adicionalmente, se han incluido características en el dominio de la frecuencia mediante la transformada rápida de Fourier (FFT), debido a que en este dominio se puede separar la señal de ritmo cardíaco en sus ritmos de componente (ULF, VLF, LF y HF) los cuales operan en diferentes rangos de frecuencia y proporcionan información adicional importante para distinguir una señal NSR de una señal con presencia de FA. En este análisis, las características extraídas son las siguientes:

- ✓ **Pico máximo**
- ✓ **Energía Espectral Sumada (TPW):** representa la suma de la potencia en las bandas VLF, LF y HF para series de tiempo cortas [97].
- ✓ **Entropía Espectral (SpEn):** representa una medida de desorden en los intervalos de los latidos del corazón la cual es aplicada al espectro de potencia de la señal de ritmo cardíaco y mediante su uso se puede distinguir la fibrilación auricular y el aleteo de otro tipo de ritmos [99].
- ✓ **Frecuencia Muy Baja (VLF):** asociada a la muerte por arritmias cardíacas y con niveles bajos de testosterona.
- ✓ **Frecuencia Baja (LF):** refleja la actividad de los barorreceptores durante las condiciones de reposo.
- ✓ **Frecuencia Alta (HF):** refleja la actividad parasimpática y se llama banda respiratoria porque corresponde a las HRV relacionadas con el ciclo respiratorio.

Características estadísticas extraídas:

- ✓ **Media de la FFT (meanFFT)**
- ✓ **Desviación Estándar de la FFT (STDFFT)**

5.3.2.1.3. Características en el dominio del tiempo – frecuencia

La transformada Wavelet es una técnica de análisis espectral en la que la señal puede ser expresada como una combinación lineal de versiones desplazadas y dilatadas de una “madre wavelet”. Al transformar las señales en el dominio del tiempo al espacio tiempo – frecuencia, se puede observar la variabilidad en la potencia de las diferentes frecuencias a través del tiempo. La fibrilación auricular es un tipo muy común de arritmia en la que el ritmo de los latidos del corazón es irregularmente irregular. Por lo tanto, en el caso del ritmo sinusal normal, la transformada wavelet de la señal PPG tendrá frecuencias dominantes, mientras que en el caso de fibrilación auricular, ya no habrá una frecuencia dominante debido al ritmo irregular de los latidos del corazón [51]. En este sentido, se llevó a

cabo la transformada wavelet con la cual se obtuvieron los coeficientes de aproximación (cA) y de detalle (cD), y se extrajeron las siguientes características estadísticas:

- ✓ **Energía Promedio de cA (AE cA)**
- ✓ **Energía Promedio de cD (AE cD)**
- ✓ **Valor Absoluto Medio de cA (MAVcA)**
- ✓ **Valor Absoluto Medio de cD (MAVcD)**
- ✓ **Desviación Estándar de cA (STD cA)**
- ✓ **Desviación Estándar de cD (STD cD)**

5.3.2.2. Selección de atributos

Una vez hecha la extracción de todas las características a la señal, se realizó una selección de las mismas para determinar cuáles son determinantes en la detección de fibrilación auricular. El proceso para hacer dicha selección se presenta a continuación.

5.3.2.2.1. Selección:

- **Inclusión:** Media(mean), Desviación Estándar(STD), Mediana de la Desviación Absoluta(MAD), Media de la Desviación Absoluta(MeanAD), Media cuadrática de diferencias sucesivas(RMSSD), Desviación estándar perpendicular a la línea de identidad(SD1), Desviación estándar a lo largo de la línea de identidad(SD2), Desviación estándar de los intervalos RR(SDRR), Parámetro HRV Total (S), Entropía de Muestreo(SampEn), Coeficiente de Entropía de Muestreo(CoSEn), Entropía de Shannon(ShE), Pico Máximo, Media de la FFT(meanFFT), Desviación Estándar de la FFT(STDFFT), Energía Espectral Sumada(TPW), Entropía Espectral(SpEn), Frecuencia Baja(LF), Frecuencia Alta(HF), Frecuencia Muy Baja(VLF), Valor Absoluto Medio de cA(MAVcA), Valor Absoluto Medio de cD(MAVcD), Energía Promedio de cA(AEcA), Energía Promedio de cD(AEcD), Desviación Estándar de cA(STDcA), Desviación Estándar de cD(STDcD).
- **Exclusión:** NaN

5.3.2.2.2. Estructuración:

- Las características presentadas en selección, se obtuvieron a partir de la revisión sistemática realizada para este proyecto y la cual se encuentra detallada en el capítulo 3.
- Se construye el nuevo dataset conformado por una matriz (1656 x 27), de la cual las filas corresponden a los resultados obtenidos de la extracción de

características a 1656 señales de ritmo cardíaco divididas en dos grupos; 828 señales de ritmo sinusal normal y 828 señales con presencia de fibrilación auricular, y 26 columnas correspondientes a la inclusión de 26 características descritas previamente y una última columna dedicada a la variable objetivo (Vo), es decir, aquel atributo que se quiere predecir o modelar.

Dicha variable objetivo, en este caso, es de tipo cualitativa, entendiéndose como variable cualitativa a aquella que sus valores representan categorías que no obedecen a una clasificación intrínseca. Es por esto que, como primera medida se aplicó el filtro “NumericToNominal” con “last” como índice del atributo al dataset creado, con el fin de convertir la variable objetivo ubicada en la columna número 27 de numérica a nominal. Posteriormente, debido a la ausencia de algunos resultados en las características de SampEn y CoSEn, fue necesario aplicar un filtro adicional a dichas columnas denominado “ReplaceMissingValues” cuya función es la de reemplazar atributos nominales o numéricos faltantes en un conjunto de datos a través de la moda y las medias de los datos de entrenamiento.

Para llevar a cabo el proceso de selección de las características más relevantes se emplearon 10 evaluadores disponibles en WEKA, versión 3.8.2. La selección de atributos incluyó la combinación de una búsqueda, con la estimación de la utilidad del atributo, más su evaluación respecto a un esquema de aprendizaje específico. En general, estos algoritmos pueden ser clasificados por varios criterios. Una categorización popular es aquella en la que los algoritmos se distinguen por su forma de evaluar atributos y se clasifican en: Filtros, donde se seleccionan y evalúan los atributos en forma independiente del algoritmo de aprendizaje y Wrappers (envoltorios), los cuales usan el desempeño de algún clasificador (algoritmo de aprendizaje) para determinar lo deseable de un subconjunto. Otra taxonomía muy útil divide los algoritmos en: los que evalúan y ordenan cada atributo de forma individual y aquellos que evalúan subconjuntos de atributos. Este último grupo puede dividirse aún más atendiendo a la técnica de búsqueda comúnmente empleada con cada método para explorar el espacio del subconjunto de atributos.

A continuación, se presentan los evaluadores, clasificadores y métodos de búsqueda empleados en la etapa de selección de atributos, cabe resaltar que se emplearon todos los disponibles en Weka:

5.3.2.2.3. Evaluadores:

1. *CfsSubsetEval*: Evalúa el valor de un subconjunto de atributos considerando la capacidad de predicción individual de cada característica junto con el grado de redundancia entre ellos.
2. *ClassifierAttributeEval*: Evalúa el valor de un atributo utilizando un clasificador especificado por el usuario.
3. *ClassifierSubsetEval*: Evalúa los subconjuntos de atributos en los datos de entrenamiento o en un conjunto de pruebas de retención por separado.
4. *CorrelationAttributeEval*: Evalúa el valor de un atributo midiendo la correlación (de Pearson) entre éste y la clase.
5. *GainRatioAttributeEval*: Evalúa el valor de un atributo midiendo la relación de ganancia con respecto a la clase.
6. *InfoGainAttributeEval*: Evalúa el valor de un atributo midiendo la ganancia de información con respecto a la clase.
7. *OneRAttributeEval*: Evalúa el valor de un atributo utilizando el clasificador OneR.
8. *ReliefFAttributeEval*: Evalúa el valor de un atributo muestreando repetidamente una instancia y considerando el valor del atributo dado para la instancia más cercana de la misma y diferente clase.
9. *SymmetricalUncertAttributeEval*: Evalúa el valor de un atributo midiendo la incertidumbre simétrica con respecto a la clase.
10. *WrapperSubsetEval*: Evalúa conjuntos de atributos utilizando un esquema de aprendizaje.

5.3.2.2.4. Clasificadores:

- *C1: DecisionTable*: Clase para la construcción y el uso de una tabla de decisión simple con un clasificador mayoritario.
- *C2: JRip*: Esta clase implementa una regla propositiva de aprendizaje, Recortes incrementales repetidos para reducción de errores (RIPPER)
- *C3: OneR*: Clase para construir y utilizar un clasificador 1R; en otras palabras, utiliza el atributo de error mínimo para la predicción, discretizando los atributos numéricos.
- *C4: PART*: Clase para generar una lista de decisiones PART. Construye un árbol de decisión parcial C4.5 en cada iteración y convierte la "mejor" hoja en una regla.

5.3.2.2.5. Métodos de búsqueda:

- *M1: BestFirst*: Busca el espacio de los subconjuntos de atributos mediante la ambiciosa escalada de colinas aumentada con una función de retroceso.

- *M2: GreedyStepwise*: Realiza una búsqueda codiciosa hacia adelante o hacia atrás a través del espacio de los subconjuntos de atributos.
- *M3: Ranker*: Clasifica los atributos por sus evaluaciones individuales.

En este sentido, los diferentes algoritmos configurados para efectuar la selección de atributos fueron:

ALGORITMO (id)	EVALUADOR	CLASIFICADOR	MÉTODO DE BUSQUEDA
1	ClassifierAttributeEval	DecisionTable	Ranker
2	ClassifierAttributeEval	JRip	Ranker
3	ClassifierAttributeEval	OneR	Ranker
4	ClassifierAttributeEval	PART	Ranker
5	ClassifierSubsetEval	JRip	BestFirst
6	CorrelationAttributeEval		Ranker
7	GainRatioAttributeEval		Ranker
8	InfoGainAttributeEval		Ranker
9	OneRAttributeEval		Ranker
10	ReliefFAttributeEval		Ranker
11	SymmetricalUncertAttributeEval		Ranker
12	CfsSubsetEval		BestFirst
13	ClassifierSubsetEval	DecisionTable	BestFirst
14	ClassifierSubsetEval	OneR	BestFirst
15	ClassifierSubsetEval	PART	BestFirst
16	ClassifierSubsetEval	DecisionTable	GreedyStepwise
17	ClassifierSubsetEval	JRip	GreedyStepwise
18	ClassifierSubsetEval	OneR	GreedyStepwise
19	ClassifierSubsetEval	PART	GreedyStepwise
20	WrapperSubsetEval	DecisionTable	BestFirst
21	WrapperSubsetEval	JRip	BestFirst
22	WrapperSubsetEval	OneR	BestFirst
23	WrapperSubsetEval	PART	BestFirst
24	WrapperSubsetEval	DecisionTable	GreedyStepwise
25	WrapperSubsetEval	JRip	GreedyStepwise
26	WrapperSubsetEval	OneR	GreedyStepwise
27	WrapperSubsetEval	PART	GreedyStepwise

Figura 27. Algoritmos para la selección de atributos

5.3.2.2.6. Agrupación de características

Por último, para precisar cuáles fueron las características de mayor influencia en la clasificación de NSR y FA, se tomaron las características resultantes de los algoritmos configurados para la selección, que mejoraron la clasificación y se ordenaron teniendo en cuenta la cantidad total de veces (frecuencia) con que fueron elegidos por los algoritmos. Para ordenar aquellos atributos que coincidían en la frecuencia, se consideró entonces, el orden con que aparecieron en la selección de los algoritmos evaluadores de atributos individuales.

De esta manera, se construye la siguiente tabla comparativa en donde se muestran los resultados obtenidos a partir de los algoritmos, los cuales se

presentan de dos diferentes maneras: los obtenidos a través de algoritmos que seleccionan las características más determinantes, representados por las casillas de color morado, y los obtenidos a través de algoritmos que realizan un ranking de todas las características, entre las cuales las casillas verdes corresponden a las características que tienen mayor influencia, las amarillas una mediana influencia, y las rojas las que no tienen influencia en el proceso de detección de fibrilación auricular.

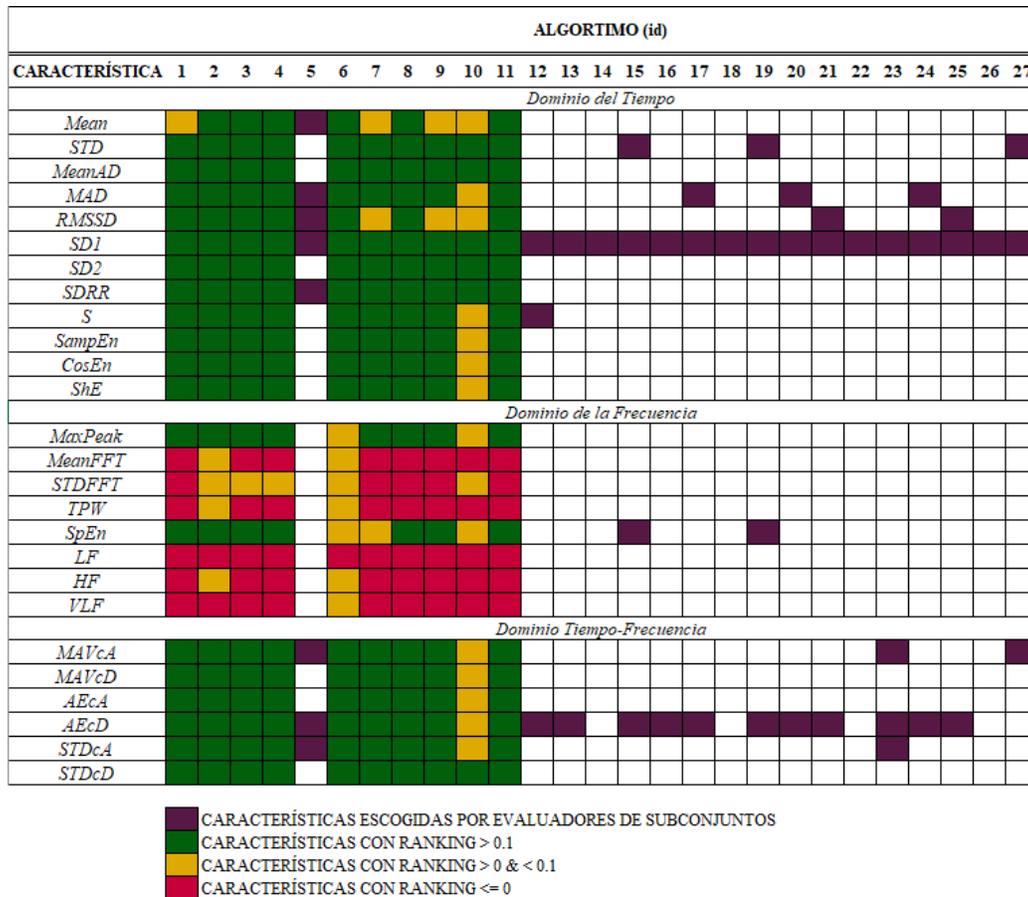


Figura 28. Agrupación de características

En este orden de ideas, se presentan los grupos de características que fueron creados a partir de las combinaciones realizadas en base a la tabla anterior.

- ✓ Grupo 1 (27+Vo): Todas las características.
- ✓ Grupo 2 (8+Vo): Mean, MAD, RMSSD, SD1, SDRR, MAVcA, AECa, STDCa.
- ✓ Grupo 3 (11+Vo): Grupo 2 + STD, S, SpEn.
- ✓ Grupo 4 (15+Vo): Grupo 3 + MeanAD, SD2, AECd, STDCd.
- ✓ Grupo 5 (20+Vo): Grupo 4 + SampEn, CoSEn, ShE, MaxPeak, MAVcD.

5.3.3. Etapa 3: Algoritmo de clasificación

El machine learning es un método de análisis de datos que tiene como objetivo la automatización de construcción de modelos para análisis. A su vez, es una rama de la inteligencia artificial que se rige de la idea de que los sistemas pueden aprender de la información que se les suministra como datos de entrada, de igual manera pueden ser capaces de identificar patrones y tomar decisiones con la mínima intervención humana. Una práctica común para llevar a cabo la implementación del set de entrenamiento y el set de pruebas es la de evaluar un algoritmo mediante la división del conjunto de datos de entrada en dos grupos. El primer grupo se denomina set de entrenamiento del cual el algoritmo aprende las propiedades de los datos y el segundo grupo se denomina set de pruebas, en el cual son probadas las propiedades aprendidas por el algoritmo [100].

A partir de lo anteriormente mencionado, como tercera etapa, se desarrolló un algoritmo de Machine Learning, cuya función es la de clasificar la señal de entrada como una señal con presencia de Fibrilación Auricular o una señal con Ritmo Sinusal Normal.

5.3.3.1. Modelado

Para crear el algoritmo de machine learning fue empleada la herramienta scikit-learn desarrollada para Python la cual presenta las siguientes características [101]:

- ✓ Herramientas simples y eficientes para la minería y el análisis de datos.
- ✓ Accesible para todos y reutilizable en varios contextos.
- ✓ Construido sobre NumPy, SciPy y matplotlib.
- ✓ Código abierto, utilizable comercialmente - Licencia BSD.

5.3.3.1.1. Construcción del modelo

De forma general, un problema de aprendizaje considera un conjunto de n muestras de datos y posteriormente se busca predecir las propiedades de nuevos datos desconocidos.

Para llevar a cabo la construcción del modelo se parte de la premisa de que existen diferentes tipos de algoritmos de machine learning, los cuales se diferencian por su enfoque, por el tipo de datos que reciben y emiten y por el tipo de problemas que pretenden resolver [102].

Existen 2 tipos de algoritmos de aprendizaje [102]:

- Supervisados: Toman un conjunto de datos que contiene tanto entradas como resultados deseados. Se dividen en 2 grupos (clasificación y regresión).

- No supervisados: Toman un conjunto de datos que sólo contiene entradas, por lo tanto, el aprendizaje de estos se realiza a partir de datos de prueba que no han sido etiquetados, clasificados o categorizados.

En el caso de este trabajo de grado, los algoritmos empleados son los supervisados de clasificación, debido a que estos son empleados cuando las salidas se encuentran restringidas a un conjunto limitado de etiquetas o categorías

En este orden de ideas, los modelos escogidos para la implementación del algoritmo de clasificación se presentan a continuación:

- **XGBClassifier():** XGBoost proporciona un árbol paralelo que resuelve muchos problemas de data science de una manera rápida y precisa.
- **KNeighborsClassifier(3):** implementa el aprendizaje basado en los vecinos más cercanos de cada punto de consulta, donde hay un valor entero k especificado por el usuario, en este caso "3".
- **SVC(kernel="rbf", C=0.025, probability=True):** Eficaz en espacios de grandes dimensiones, de igual manera es eficaz en los casos en que el número de dimensiones es mayor que el número de muestras. Utiliza un subconjunto de puntos de entrenamiento en la función de decisión (llamados vectores de apoyo), por lo que también es eficiente en términos de memoria. Donde C: Parámetro de penalización C del término de error, kernel: Especifica el tipo de kernel que se utilizará en el algoritmo, Probability: Si se deben permitir las estimaciones de probabilidad.
- **NuSVC(probability=True):** Clasificación de Vectores de Nu-Support. Similar a SVC pero utiliza un parámetro para controlar el número de vectores de apoyo.
- **DecisionTreeClassifier():** Son un método de aprendizaje supervisado no paramétrico que se utiliza para la clasificación y la regresión. El objetivo es crear un modelo que prediga el valor de una variable objetivo mediante el aprendizaje de reglas de decisión simples inferidas a partir de las características de los datos.
- **RandomForestClassifier():** Es un metaestimulador que se ajusta a un número de clasificadores de árboles de decisión en varias submuestras del conjunto de datos y utiliza el promediado para mejorar la precisión predictiva y el ajuste excesivo de control.
- **AdaBoostClassifier():** Es un metaestimulador que comienza con la instalación de un clasificador en el conjunto de datos original y luego ajusta copias adicionales del clasificador en el mismo conjunto de datos, pero en el que las ponderaciones de las instancias clasificadas incorrectamente se ajustan de manera que los clasificadores posteriores se centren más en los casos difíciles.
- **GradientBoostingClassifier():** Construye un modelo aditivo en una etapa avanzada; permite la optimización de funciones de pérdida arbitrarias y diferenciables.
- **GaussianNB():** Implementa el algoritmo Gaussian Naive Bayes para la clasificación.

- **LinearDiscriminantAnalysis():** Un clasificador con un límite de decisión lineal, generado por el ajuste de las densidades condicionales de la clase a los datos y utilizando la regla de Bayes.
- **QuadraticDiscriminantAnalysis():** Un clasificador con un límite de decisión cuadrático, generado al ajustar las densidades condicionales de la clase a los datos y al usar la regla de Bayes.

5.3.3.1.2. Entrenamiento y Prueba

En esta etapa, cabe resaltar que el proceso de implementación del algoritmo de clasificación está directamente relacionado con la etapa final de la selección de características, esto es debido a que los modelos escogidos para la implementación del algoritmo clasificador deben ser entrenados con cada uno de los grupos de características definidos en 5.3.2.2.6, teniendo como objetivo el análisis, la evaluación y selección del algoritmo que haya obtenido el mayor rendimiento en la clasificación del set de pruebas. El porcentaje del dataset de entrada utilizado para el entrenamiento es el 70% y para pruebas el 30%.

En la siguiente figura se presenta una tabla comparativa basada en los resultados de exactitud obtenidos por los modelos que presentaron el mejor rendimiento, para la implementación del algoritmo de clasificación de señales de ritmo cardíaco para la detección de FA.

		CLASIFICADORES						
<i>Results</i>		XGB Classifier	Kneighbors Classifier	DecisionTree Classifier	RandomForest Classifier	AdaBoost Classifier	GradientBoosting Classifier	GaussianNB
GRUPO 1	<i>Accuracy</i>	98.55%	97.15%	96.66%	97.94%	98.55%	97.88%	96.86%
GRUPO 2	<i>Accuracy</i>	98.91%	97.45%	97.76%	98.85%	98.85%	98.24%	97.28%
GRUPO 3	<i>Accuracy</i>	98.97%	97.70%	96.86%	97.51%	98.85%	98.42%	97.10%
GRUPO 4	<i>Accuracy</i>	98.79%	97.70%	96.19%	97.51%	98.67%	98.24%	96.98%
GRUPO 5	<i>Accuracy</i>	98.61%	97.15%	96.61%	98.18%	98.67%	98.42%	96.92%

Figura 29. Clasificadores vs. Grupos de características

De igual manera, la tabla de la Figura 30 representa una comparativa basada en análisis de datos estadísticos descriptivos extraída de los resultados obtenidos en la tabla anterior.

		CLASIFICADORES						
		XGB Classifier	Kneighbors Classifier	DecisionTree Classifier	RandomForest Classifier	AdaBoost Classifier	GradientBoosting Classifier	GaussianNB
<i>Media</i>		98.76%	97.43%	96.81%	98.00%	98.72%	98.24%	97.03%
<i>Error típico</i>		0.0008	0.0012	0.0026	0.0025	0.0006	0.0010	0.0007
<i>Mediana</i>		98.79%	97.45%	96.66%	97.94%	98.67%	98.24%	96.98%
<i>Desviación estándar</i>		0.0018	0.0028	0.0058	0.0055	0.0013	0.0022	0.0017
<i>Varianza de la muestra</i>		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>Mínimo</i>		98.55%	97.15%	96.19%	97.51%	98.55%	97.88%	96.86%
<i>Máximo</i>		98.97%	97.70%	97.76%	98.85%	98.85%	98.42%	97.28%
<i>Cuenta</i>		5	5	5	5	5	5	5

Figura 30. Resultados estadísticos de precisión

En este punto convergen la etapa final de la selección de atributos y la finalización de la etapa de entrenamiento y prueba del algoritmo de clasificación. Basados en los resultados de exactitud obtenidos por los modelos en la identificación de FA y destacando el objetivo principal del proceso de selección de atributos el cual es: seleccionar el sub-conjunto más pequeño de atributos tal que no se afecte significativamente el porcentaje de clasificación y que la distribución resultante sea lo más parecida a la original. Los clasificadores escogidos, fueron aquellos que obtuvieron el mayor porcentaje “Mínimo” de exactitud (criterio de selección) y el grupo de características seleccionado fue:

- ✓ **XGBClassifier, AdaBoostClassifier:** obtuvieron un rendimiento uniforme y lograron un valor de exactitud “Mínimo” del 98.55% en ambos casos, frente a la identificación de FA o NSR en las señales de ritmo cardíaco pertenecientes al set de pruebas.
- ✓ **Grupo 3,** por ser el grupo de características más pequeño (11) y mantener o superar el porcentaje de exactitud que el grupo completo de características (Grupo 1) en la clasificación de FA o NSR.

5.4. SERVIDOR

El servidor en este proyecto es un elemento esencial debido a que es aquí donde estará alojado el algoritmo de procesamiento, y por lo tanto, es necesario para la integración total del sistema.

Para la creación y ejecución del servidor son utilizados Nodejs y Express. Nodejs es un entorno que trabaja en tiempo de ejecución, de código abierto, multi-plataforma, que permite el desarrollo de toda clase de herramientas de lado del servidor y aplicaciones en JavaScript, actualmente, se utilizan frameworks²⁰ que se basan en Node.js para poder crear aplicaciones de una manera más fácil pero que a su vez puedan usar todo el potencial de Nodejs. Uno de estos frameworks es Express.js, el framework más popular de Nodejs para crear aplicaciones web modernas, éste provee toda la funcionalidad necesaria para hacer aplicaciones web, permitiendo estructurar el proyecto de una manera más fácil [103], [104].

En este orden de ideas, el funcionamiento del servidor e integración del sistema a través de él se hace por medio de diferentes archivos, los cuales son descritos a continuación.

5.4.1. package.json

En este archivo se encuentra la información básica del proyecto y las dependencias que se usarán en el mismo, estas son:

²⁰ Un Framework, entorno de trabajo o marco de trabajo, es el esquema o estructura que se establece y que se aprovecha para desarrollar y organizar un software determinado, en otras palabras, es un entorno pensado para hacer más sencilla la programación de cualquier aplicación o herramienta actual [123].

- *BodyParser*: Utilizada para parsear las respuestas a formato json.
- *Express*: La cual se describió previamente.
- *Express-FileUpload*: Que permite subir los archivos.
- *Mongoose*: Para realizar la conexión y manejo de la base de datos MongoDB.

5.4.2. index.js

Aquí se establece la configuración general y el enrutamiento. En este archivo, como primera medida se crean las instancias de las clases que se necesitan: *express*, *fileUpload*, *bodyParser*, *mongo*, *app*. Seguidamente se definen los *middlewares*, que son funciones que customizan el funcionamiento del servidor y se crea la ruta por defecto mediante la cual se da acceso a funciones del servidor, y se importa el archivo *appRoutes*, que es donde se encontrarán todas las rutas como tal. Finalmente con la instancia de *mongo* se ejecuta la función para conectar a la base de datos.

5.4.3. conectionMongo.js

Desde este archivo se realiza la conexión a la base de datos y se lanza el servidor. Lo primero que se realiza aquí es crear una instancia de *Mongoose* y posteriormente se crea la función de conexión. Esta es una función asíncrona que permite establecer la conexión con la base de datos, y al mismo tiempo inicializar el servidor a través del puerto que se especifique.

5.4.4. appRoutes.js

Aquí se definen las funciones necesarias para el funcionamiento, para este caso en particular son dos funciones tipo POST y una tipo GET, y se llama al controlador *appController*.

5.4.5. appController.js

En este archivo, inicialmente se importan los modelos necesarios, que son quienes contienen la estructura para enviar y recibir los datos de la base de datos, estos modelos son: *dataRegisterModel.js* y *resultModel.js*. Posteriormente, se establece la funcionalidad a la que accederá cada ruta de las definidas anteriormente, las funciones necesarias para ello son:

- *uploadFile*: Esta función permite subir a la base de datos el archivo CSV creado a partir de la señal de ritmo cardíaco recolectada.
- *uploadData*: A través de esta función se hace un POST a la base de datos con el nombre y el comentario ingresado por el paciente en la aplicación móvil.
- *getResults*: Es una función que ejecuta un consumo a la base de datos, a través de la cual se consulta el resultado arrojado por el algoritmo tras el procesamiento de los datos.

De igual manera, también es implementada la función *runScript*, la cual permite correr el script de python donde se encuentra el algoritmo, con el archivo de la señal obtenido desde la base de datos.

5.4.6. dataRegisterModel.js y resultModel.js

Estos modelos son quienes definen la estructura con la cual se comunica la base de datos, es decir, qué datos debe contener cada esquema y de qué tipo es cada uno. A través de los modelos se accede a la base de datos y se ejecutan todas las funciones sobre ella. El modelo dataRegisterModel está conformado por: name, comment y date, todos de tipo String, y el resultModel por: id y result, también de tipo String.

De esta manera, por medio de los archivos mencionados es implementado el servidor y se establece la integración como tal del sistema.

5.5. CONCLUSIONES

En este capítulo fue presentado el proceso de desarrollo, implementación e integración del sistema móvil. En este sentido, fueron especificados los detalles de la aplicación móvil creada, presentando cada una de sus interfaces y las tareas que cumplen tanto visual como funcionalmente. Posteriormente fueron descritos de manera precisa los procesos llevados a cabo para la obtención del algoritmo de procesamiento. Y por último, se presentó el servidor y la integración del sistema a través de él. La implementación siguió los requerimientos y lo expuesto en el capítulo anterior, donde se definieron los lineamientos y la arquitectura del sistema.

CAPÍTULO 6. EVALUACIÓN DEL SISTEMA

En este capítulo se presenta la evaluación del sistema móvil, correspondiente a la etapa de validación de la solución, se acuerdo con la metodología Modelo de Construcción de Soluciones (MCS) seguida a lo largo del presente trabajo de grado. La evaluación consiste en dos procesos. El primer proceso es el de validación y verificación del software. El segundo es el proceso de evaluación experimental. Estos procesos permiten evaluar tanto el funcionamiento como el rendimiento del sistema.

6.1. VERIFICACIÓN Y VALIDACIÓN

La verificación y validación (V&V) es un conjunto de procesos de comprobación y análisis que aseguran que el software que se desarrolla está acorde a su especificación y cumple con las necesidades de los clientes, en otras palabras, es la evaluación de si el sistema es útil y utilizable en una situación operacional. Inicia con las revisiones de los requerimientos y continúa con las revisiones del diseño y las inspecciones del código hasta la prueba del producto [105]. En este caso, fueron realizadas pruebas por unidad, asegurando que el comportamiento de las principales unidades que conforman el sistema sea adecuado.

6.1.1. Verificación

La verificación tiene como objetivo responder a la pregunta “¿Se está construyendo el producto correctamente?”. De esta manera, se pretende comprobar que el software está de acuerdo con su especificación, comprobando si el sistema cumple con los requerimientos funcionales y no funcionales que se han establecido. Este trabajo es llevado a cabo para identificar inconsistencias y corregir defectos.

Al momento de realizar el proceso de verificación, se tiene un producto software completamente terminado y funcional, por lo cual, el código fuente es el objetivo de esta revisión. En este sentido, se revisará el código de: la aplicación móvil, el algoritmo de procesamiento y el servidor mediante una lista de fallos que permitirá detectar los posibles errores que hayan sido pasados por alto anteriormente. Cabe resaltar que durante el proceso de desarrollo se ha revisado continuamente el código de cada componente.

En la siguiente tabla se muestra la verificación realizada mediante la lista de fallos, los posibles resultados obtenidos son: sí, no y no aplica.

Fallos		Aplicación móvil	Algoritmo	Servidor
Fallos de datos	¿Las variables se inicializan antes de que se utilicen los valores?	Sí	Sí	Sí

	¿Todas las constantes tienen nombre?	Sí	Sí	Sí
	¿El límite superior de los arrays es igual al tamaño de los mismos?	Sí	Sí	NA
	¿Las cadenas de caracteres tienen delimitadores explícitos?	Sí	Sí	NA
Fallos de control	Para cada instrucción condicional ¿Es correcta la condición?	Sí	Sí	Sí
	¿Todos los ciclos terminan?	Sí	Sí	Sí
	¿Los bloques están delimitados correctamente?	Sí	Sí	Sí
	En las instrucciones case ¿Se han tomado en cuenta todos los casos?	Sí	NA	Sí
	Si se requiere un break ¿Se ha incluido?	Sí	NA	Sí
Fallos de entrada – salida	¿Se utilizan todas las variables de entrada?	Sí	Sí	Sí
	Antes de que salgan ¿Se le han asignado valores a las variables de salida?	Sí	Sí	Sí
Fallos de la interfaz	¿Las llamadas a funciones y métodos tienen el número correcto de parámetros?	Sí	Sí	Sí
	¿Concuerdan los tipos de los parámetros formales y reales?	Sí	Sí	Sí
	¿Están los parámetros en el orden adecuado?	Sí	Sí	Sí
	¿Se utilizan los resultados de las funciones?	Sí	Sí	Sí
	¿Existen funciones o procedimientos no invocados?	No	No	No
Fallos de gestión de las excepciones	¿Se toman en cuenta todas las condiciones de errores posibles?	Sí	NA	Sí

Tabla 35. Lista de fallos

Del mismo modo, se analiza y comprueba que el sistema cumpla con los requisitos funcionales y no funcionales (definidos en la sección 4.3), mediante una lista de chequeo de los mismos.

- **Requisitos funcionales:**

Requisito funcional	¿Cumple?	
	Sí	No
Permitir el ingreso de datos personales de forma manual en la aplicación móvil para crear un registro de la persona que la utiliza.	✓	
Permitir la conexión entre la wristband Empatica E4 y el Smartphone donde se encuentra alojada la aplicación móvil vía Bluetooth.	✓	
Permitir al paciente iniciar la recolección de datos.	✓	
Capturar todos los datos de ritmo cardíaco desde el dispositivo Empatica E4, a través de su sensor de fotopleletismografía.	✓	
Tener una cuenta regresiva y una forma de notificar al paciente que ya se ha terminado la recolección de datos.	✓	
Almacenar la información recolectada en una base de datos, en un archivo con formato CSV.	✓	
Acceder desde el algoritmo de procesamiento al archivo CSV.	✓	
Procesar el archivo que contiene los datos recolectados, a través de un algoritmo diseñado para identificar si el paciente padece o no de fibrilación auricular.	✓	
Obtener el resultado arrojado por el algoritmo.	✓	
Permitir al paciente visualizar el resultado obtenido.	✓	

Tabla 36. Requisitos funcionales

- **Requisitos no funcionales:**

Requisito no funcional	¿Cumple?	
	Sí	No
La interfaz de la aplicación móvil deberá ser intuitiva y amigable.	✓	
Los datos capturados por el dispositivo Empatica E4 deberán tener la fiabilidad más alta posible.	✓	
La aplicación desarrollada deberá ser estable y fácilmente escalable para futuros cambios.	✓	
La aplicación deberá permitir su uso en diferentes versiones de Android.	✓	

Tabla 37. Requisitos no funcionales

6.1.2. Validación

La validación pretende responder a la pregunta “¿Se está construyendo el producto correcto?”. Este proceso es una evaluación del sistema o de sus componentes realizada al final del proceso de desarrollo, y tiene como objetivo verificar la funcionalidad del software en tiempo de ejecución. De esta manera, se comprueba si el comportamiento del software en entornos de prueba es el adecuado, es decir, si funciona de acuerdo a lo esperado.

En este orden de ideas, el proceso de validación se realizará a través de dos pruebas: una prueba de unidades y una prueba de integración o de subsistemas, las cuales son presentadas a continuación:

6.1.2.1. Prueba de unidades

Mediante este procedimiento son probados los componentes de forma independiente. En el caso del sistema desarrollado, esta prueba sólo puede ser realizada al algoritmo, debido a que tanto la aplicación como el servidor necesitan de él para su adecuado funcionamiento. Es así como la validación de estos se hará a través de la prueba de integración o de subsistemas.

6.1.2.1.1. Definiciones para la evaluación

- Validación cruzada

Se define como una herramienta de análisis enfocada a la minería de datos de gran utilidad para llevar a cabo el proceso de desarrollo y ajustes de modelos. Es usada para determinar la validez de los modelos una vez ha sido creada la estructura de minería de datos y los modelos. La validación cruzada puede ser aplicada en [106]:

- ✓ Validar la solidez de un modelo de minería de datos.
- ✓ Evaluar modelos de una instrucción única.
- ✓ Generar e identificar el mejor modelo basándose en estadísticas.

- Matriz de confusión

En base a la literatura, la evaluación del desempeño de un sistema puede realizarse a través de la obtención de sus valores de exactitud, sensibilidad, especificidad, precisión y medida F, los cuales se obtienen mediante una matriz de confusión (figura 31). La matriz de confusión se halla en el campo del aprendizaje automático y contiene información sobre clasificaciones reales y pronosticadas realizadas por un sistema de clasificación, permitiendo de esta manera la visualización de su rendimiento. Dicho rendimiento es evaluado mediante los datos contenidos en la matriz, en donde cada fila representa las instancias en una clase predicha y cada columna representa las instancias en una clase real [107].

		Condition (as determined by "Gold standard")		
		Condition Positive	Condition Negative	
Test Outcome	Test Outcome Positive	True Positive	False Positive (Type I error)	Positive predictive value = $\frac{\Sigma \text{ True Positive}}{\Sigma \text{ Test Outcome Positive}}$
	Test Outcome Negative	False Negative (Type II error)	True Negative	Negative predictive value = $\frac{\Sigma \text{ True Negative}}{\Sigma \text{ Test Outcome Negative}}$
		Sensitivity = $\frac{\Sigma \text{ True Positive}}{\Sigma \text{ Condition Positive}}$	Specificity = $\frac{\Sigma \text{ True Negative}}{\Sigma \text{ Condition Negative}}$	

Figura 31. Matriz de confusión [107]

Respecto a las entradas de la matriz de confusión, se presenta a continuación su significado de acuerdo al contexto del presente estudio:

- **Fibrilación Auricular (FA):** positivo.
- **No Fibrilación Auricular (nFA):** negativo.
- **Verdadero Positivo (TP):** Número de casos de señales de FA clasificadas como FA.
- **Falso Positivo (FP):** Número de casos de señales de NSR clasificadas como FA.
- **Verdadero Negativo (TN):** Número de casos de señales de NSR clasificadas como NSR.
- **Falso Negativo (FN):** Número de casos de señales FA clasificadas como NSR.

En este orden de ideas, los valores de exactitud, sensibilidad, especificidad, precisión y medida F se definen de la siguiente manera:

- **Exactitud:** indica la habilidad que tiene para diferenciar de forma correcta los casos de FA y no FA.

$$Exactitud = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- **Sensibilidad:** indica la habilidad que tiene para determinar de forma correcta los casos de FA.

$$Sensibilidad = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **Especificidad:** indica la habilidad que tiene para determinar de forma correcta los casos de no FA.

$$Especificidad = \frac{TN}{TN + FP}$$

- **Precisión:** indica la cantidad real de casos con FA entre todos los casos clasificados como FA.

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP + FP}$$

- **Medida F:** combina las medidas de precisión y sensibilidad para retornar una medida de calidad más general del modelo. El valor de la medida F varía entre 0 (peor valor posible) y 1 (mejor valor posible).

$$\text{Medida F} = 2 \times \frac{\text{Precisión} \times \text{Sensibilidad}}{\text{Precisión} + \text{Sensibilidad}}$$

- Curva ROC

A pesar de la importancia que tienen las pruebas diagnósticas en la toma de decisiones clínicas, cabe mencionar que las evaluaciones de dichas pruebas no son llevadas a cabo mediante un criterio adaptado de manera universal. De esta manera, la calidad de una prueba diagnóstica es evaluada no sólo por las características analíticas que presente, sino también por la capacidad que tiene de acuerdo a un tipo de enfermedad, de clasificar correctamente a pacientes en determinadas categorías, con el fin de poder llevar a cabo un tratamiento oportuno y adecuado. Es por esto que, respecto al ámbito clínico, la principal cualidad que presenta la prueba diagnóstica es su exactitud. Durante años, se han empleado índices de exactitud de una prueba diagnóstica como la sensibilidad y especificidad, las cuales dependen de un criterio elegido como punto de corte que existe entre un grupo de pacientes sanos y enfermos, pero en la actualidad han surgido métodos que son considerados indicadores más robustos debido a que determinan de una forma más global la calidad de la prueba teniendo como referencia el espectro completo de puntos de corte [108].

Se entiende una curva ROC como una representación gráfica global de la exactitud diagnóstica [109], es decir, un gráfico en el que se presenta la sensibilidad en función de los falsos positivos para todos los puntos de corte definidos en todo el rango de resultados observados en la prueba diagnóstica [108].

- Espacio ROC

Se encuentra definido por la tasa de falsos positivos (TFP) como ejes x y la tasa de verdaderos positivos (TVP) como eje y. El espacio ROC es representado mediante la siguiente figura:

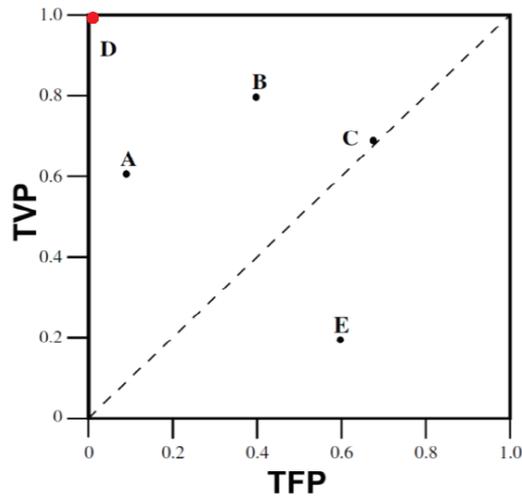


Figura 32. Espacio ROC

- ✓ Es importante aclarar que un algoritmo clasificador produce un par (TFP, TVP), correspondiente a un único punto en el espacio ROC.
- ✓ El punto (0,1) en color rojo, representa la calificación perfecta, es decir, obtención de 100% de sensibilidad y 100% de especificidad.
- ✓ La diagonal apreciada en la gráfica anterior divide en dos el espacio ROC y un par (TFP, TVP) a lo largo de ésta diagonal, representa una clasificación totalmente aleatoria.
- ✓ Los puntos A, B, D que se aprecian por encima de la diagonal, representan resultados buenos y el punto E, representa resultados malos.

- Área bajo la curva ROC

El área bajo la curva ROC se el indicador global de precisión de una prueba diagnóstica y se define como la probabilidad de clasificar correctamente a dos pacientes, sano y enfermo, seleccionados al azar de la población.

Dicha área comprende valores entre 0.5 y 1, donde 1 representa un diagnóstico perfecto y 0.5, una prueba que no presenta ninguna capacidad discriminadora diagnóstica. Para realizar una correcta interpretación de las curvas ROC, han sido establecidos los siguientes intervalos para los valores de AUC:

- ✓ [0.5]: Test sin capacidad de discriminación.
- ✓ [0.5, 0.6): Test malo – Exactitud baja.
- ✓ [0.6, 0.75): Test regular – Exactitud baja.
- ✓ [0.75, 0.9): Test bueno – Exactitud media.
- ✓ [0.9, 0.97): Test muy bueno – Exactitud alta.
- ✓ [0.97, 1): Test excelente – Exactitud alta.

6.1.2.1.2. Evaluación del algoritmo

Se realiza siguiendo la fase de evaluación de CRISP-DM. Aquí se evaluaron los modelos generados desde el punto de vista de los objetivos del proyecto. Cabe aclarar que la fiabilidad calculada para los modelos en cuestión, es aplicada teniendo en cuenta los datos mediante los cuales se realizó el entrenamiento y las pruebas del algoritmo, que corresponden a todo el dataset creado, definido en la sección 5.3.2.2.2. La interpretación de éstos resultados fue posible mediante el uso de matrices de confusión y validación cruzada, las cuales son empleadas en problemas de clasificación.

Validación cruzada

Sea un número “n” que identifica el orden de la validación, los datos son divididos en n secciones iguales. Las secciones n-1 mediante las cuales se construye el clasificador reciben el nombre de conjunto de entrenamiento, mientras que la sección restante sirve para evaluar el algoritmo construido y recibe el nombre de conjunto de prueba. La validación cruzada fue llevada a cabo tomando el 70% de los datos del dataset creado para el entrenamiento, y el 30% para la prueba, utilizando 10 folds.

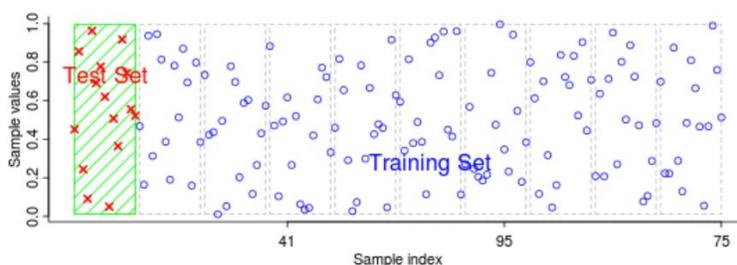


Figura 33. Representación gráfica de la validación cruzada [110]

Matriz de confusión

CLASE	FA CLASIFICADA	NSR CLASIFICADA
FA	Verdadero Positivo (VP)	Falso Negativo (FN)
NSR	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (VN)

Tabla 38. Matriz de confusión

Para la estructuración de la matriz de confusión se utilizaron los resultados obtenidos a través del proceso de validación cruzada, y dado a que este proceso fue llevado a cabo con un total de 10 folds, es decir, 10 veces, los valores de la matriz corresponden a un promedio calculado a partir de los 10 diferentes resultados obtenidos.

A continuación, se evidencia la evaluación a profundidad que se llevó a cabo entre los dos mejores clasificadores (XGBClassifier y AdaBoostClassifier) determinados mediante la etapa de entrenamiento y rendimiento del algoritmo descritas en el capítulo 5.

- **XGBClassifier:**

CLASE	FA CLASIFICADA	NSR CLASIFICADA
1	815	13
0	4	824

Tabla 39. Matriz de confusión – XGBClassifier

✓ **Especificidad:**

$$Especificidad = \frac{824}{824 + 4} = 0.995169$$

Obtiene una especificidad del 99.5169%

✓ **Sensibilidad:**

$$Sensibilidad = \frac{815}{815 + 13} = 0.984299$$

Obtiene una Sensibilidad del 98.4299%

✓ **Exactitud:**

$$Exactitud = \frac{815 + 824}{815 + 824 + 4 + 13} = 0.989734$$

Obtiene una exactitud del 98.9734%

✓ **Precisión:**

$$Precisión = \frac{815}{815 + 4} = 0.995115$$

Obtiene una precisión del 99.5115%

✓ **Medida F:**

$$F = 2 \times \frac{0.995115 \times 0.984299}{0.995115 + 0.984299} = 0.989677$$

Obtiene una Medida F de 0.989677

- ✓ **Curva ROC:** Para este proyecto, la separación entre los grupos de señales con presencia de FA y señales con NSR, representa la capacidad de discriminación que tiene el algoritmo para clasificar señales con presencia de FA como FA y señales con NSR como NSR.

El área bajo la curva es interpretada como la probabilidad de que ante un par de señales, uno con presencia de FA y la otra con NSR, la prueba los clasifique correctamente.

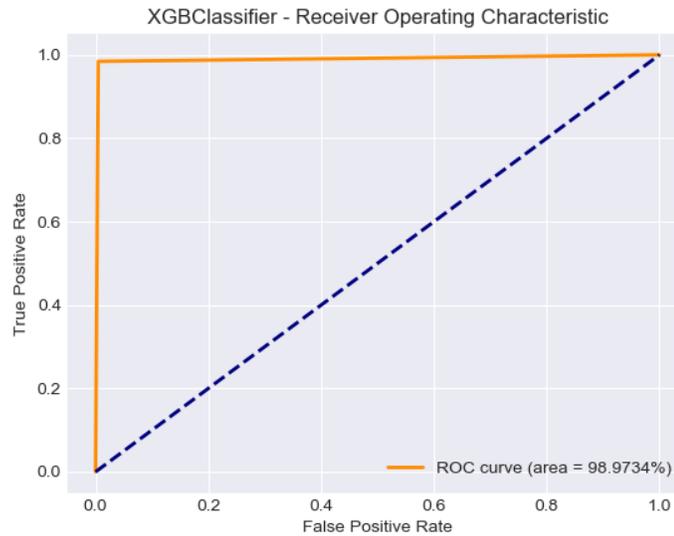


Figura 34. Curva ROC - XGBClassifier

- **AdaBoostClassifier:**

CLASE	FA CLASIFICADA	NSR CLASIFICADA
1	816	12
0	7	821

Tabla 40. Matriz de confusión – AdaBoostClassifier

✓ **Especificidad:**

$$Especificidad = \frac{821}{821 + 7} = 0.991545$$

Obtiene una especificidad del 99.1545%

✓ **Sensibilidad:**

$$Sensibilidad = \frac{816}{816 + 12} = 0.985507$$

Obtiene una Sensibilidad del 98.5507%

✓ **Exactitud:**

$$Exactitud = \frac{816 + 821}{816 + 821 + 7 + 12} = 0.988526$$

Obtiene una exactitud del 98.8526%

✓ **Precisión:**

$$\text{Precisión} = \frac{816}{816 + 7} = 0.991494$$

Obtiene una precisión del 99.1494%

✓ **Medida F:**

$$F = 2 \times \frac{0.991494 \times 0.985507}{0.991494 + 0.985507} = 0.987249$$

Obtiene una Medida F de 0.988491

✓ **Curva ROC:**

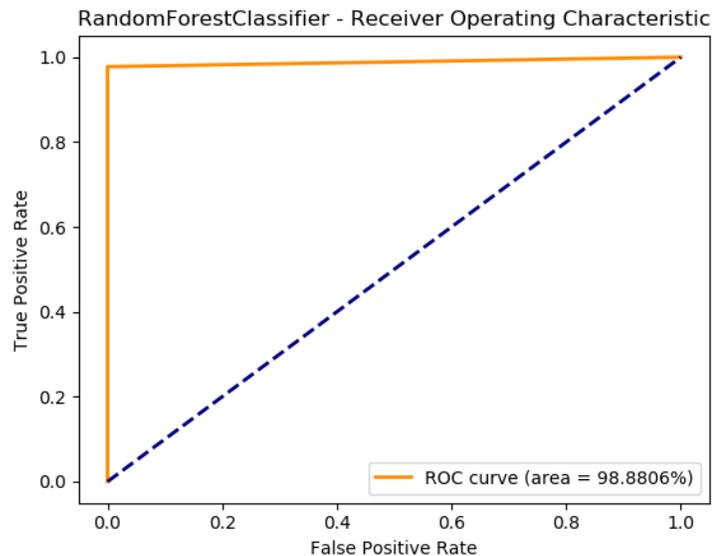


Figura 35. Curva ROC - AdaBoostClassifier

Evaluación de resultados

Desde el punto de vista del proyecto, se había establecido como criterio de éxito, que al tener en cuenta la extracción de características de la señal de ritmo cardíaco mediante sensores PPG a través del análisis en el dominio del tiempo, de la frecuencia y tiempo-frecuencia se deberían obtener mejores resultados respecto a sensibilidad, especificidad y exactitud, frente a llevar a cabo el análisis y la extracción de características de la señal sólo en el dominio del tiempo o en la frecuencia. Para poder realizar una correcta evaluación se tuvieron en cuenta los criterios de la minería de datos ya que son más específicos y precisos. Es por esto que la base objetiva mediante la cual se justifica la evaluación realizada son los indicadores estadísticos que se han obtenido al ejecutar los modelos. A continuación, se evidencia la evaluación de cada modelo para así descartar aquel que no cumpla con los requisitos mínimos.

- **XGBClassifier:** Este modelo es considerado factible ya que se pueden hacer clasificaciones correctas tanto para una señal de ritmo cardíaco con presencia de FA como para una señal con NSR con los siguientes porcentajes:
 - ✓ **Sensibilidad:** 98.43%
 - ✓ **Especificidad:** 99.52%
 - ✓ **Exactitud:** 98.97%
 - ✓ **Precisión:** 99.51%
 - ✓ **Medida F:** 98.97%
 - ✓ **ROC Score:** 98.97%

Los cuales se aprobaron desde el punto de vista de los objetivos del proyecto.

- **AdaBoostClassifier:** Este segundo modelo también se aprobó desde el punto de vista de los objetivos del proyecto, ya que se podrían hacer clasificaciones correctas tanto para una señal de ritmo cardíaco con presencia de FA como para una señal con NSR con los siguientes porcentajes:
 - ✓ **Sensibilidad:** 98.55%
 - ✓ **Especificidad:** 99.15%
 - ✓ **Exactitud:** 98.85%
 - ✓ **Precisión:** 99.15%
 - ✓ **Medida F:** 98.72%
 - ✓ **ROC Score:** 98.85%

Es importante aclarar que para este proyecto se debió escoger el modelo que cumpliera no sólo con los requerimientos de nuestro proyecto sino también que obtuviera el mejor rendimiento frente a la clasificación de señales de ritmo cardíaco extraídas por sensores PPG con presencia de FA o con un ritmo sinusal normal. Es por esto que el modelo basado en **XGBClassifier** fue seleccionado en función del criterio de éxito establecido para el cumplimiento del objetivo.

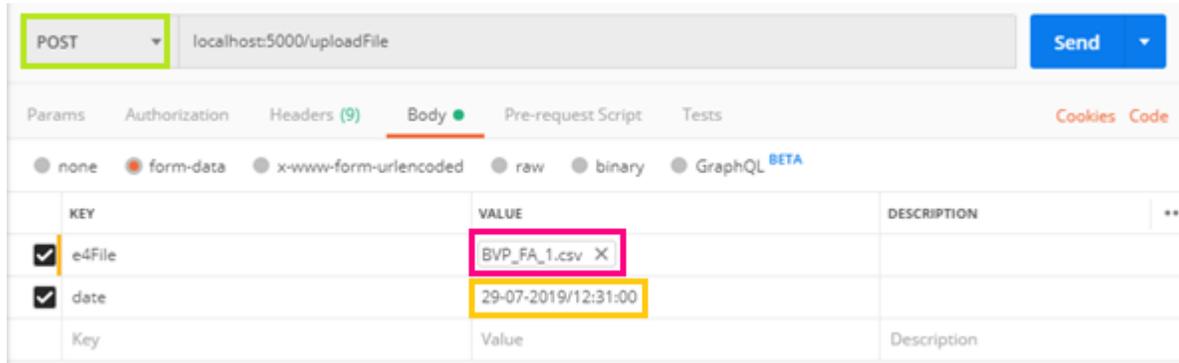
6.1.2.2. Prueba de integración o de subsistemas

A partir de esta prueba se evalúa si la integración del sistema móvil (aplicación móvil, algoritmo y servidor) se realiza de forma correcta. Para ello, se utiliza Postman, que es una herramienta que permite hacer peticiones a tipo GET, POST, PUT, etc, lo cual simulará las peticiones hechas desde la aplicación móvil. Cabe resaltar que al momento de la realización de esta prueba, el algoritmo de procesamiento se encuentra alojado en el servidor.

El flujo de trabajo y sus respectivas pruebas son descritos a continuación

- La señal de ritmo cardíaco es tomada a través de la aplicación por el sensor wearable de fotopletismografía tipo wristband. En el momento en que finaliza el tiempo de captura de datos, se guarda en una variable la fecha actual, y es generado un archivo CSV que contiene la señal recolectada.
- La señal es enviada al servidor junto con la fecha establecida (la cual servirá para consultar el resultado), a través de una petición POST (Figura 36), y se

obtiene una respuesta de 200 success en caso de que el archivo sea subido correctamente (Figura 37).



KEY	VALUE	DESCRIPTION
<input checked="" type="checkbox"/> e4File	BVP_FA_1.csv	
<input checked="" type="checkbox"/> date	29-07-2019/12:31:00	
Key	Value	Description

Figura 36. Petición POST para subir el archivo

```
{
  "code": 200,
  "description": "success",
  "response": "../e4App-server/controllers/file.csv"
}
```

Figura 37. Respuesta obtenida a petición POST

- El algoritmo alojado en el servidor procesa la señal subida y genera una respuesta de "true" si la señal analizada corresponde a una señal de FA o "false" si corresponde a una señal de NSR. Esta respuesta es almacenada en la base de datos junto con la fecha, como se muestra en la Figura 38. Para este caso, la señal de entrada era una señal de FA, por lo tanto el resultado del algoritmo es true.

e4Realtime.results

COLLECTION SIZE: 151B TOTAL DOCUMENTS: 2 INDEXES TOTAL SIZE: 36KB

Find Indexes Aggregation

FILTER {"filter": "example"}

QUERY RESULTS 1-1 OF 1

```
{
  "_id": ObjectId("5d42796636393c0d18d94a4b")
  "dateId": "29-07-2019/12:31:00"
  "result": "true"
  "__v": 0
}
```

Figura 38. Resultado almacenado en la base de datos

- Se accede a la respuesta generada por el algoritmo a través de una petición GET, donde el parámetro de búsqueda es la fecha (Figura 39).

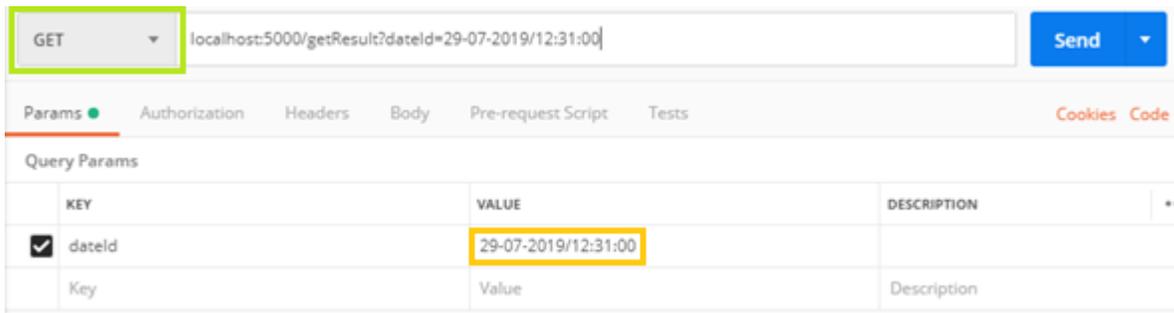


Figura 39. Petición GET para acceder al resultado obtenido

- Al hacer la petición, se obtiene una respuesta como la que se muestra en la Figura 40, donde el valor "result" corresponde al resultado obtenido al realizar el procesamiento de la señal a través del algoritmo, en este caso true.

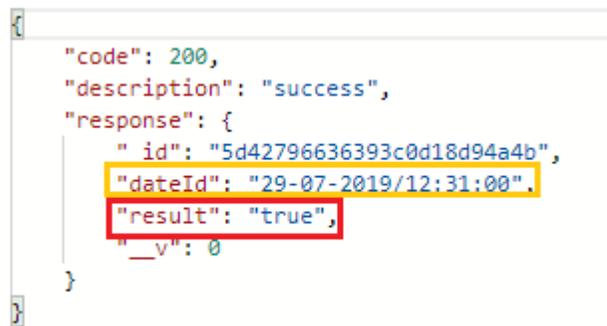


Figura 40. Respuesta obtenida a petición GET

6.2. EVALUACIÓN EXPERIMENTAL

Para obtener una evaluación objetiva y formal del sistema desarrollado, se lleva a cabo una evaluación experimental del mismo. De esta manera, se pretende evaluar el funcionamiento del sistema móvil propuesto en la detección de la fibrilación auricular. Este proceso se caracteriza por permitir tener un mejor control del estudio y del entorno en el que éste se lleva a cabo, además por ser apropiado para investigar distintos aspectos como: confirmar teorías, evaluar y validar el rendimiento de los modelos desarrollados [111].

Esta evaluación experimental se realiza siguiendo la metodología del proceso experimental [111], la cual está compuesta por las fases: definición, planificación, análisis e interpretación y presentación, como se muestra en la siguiente figura:

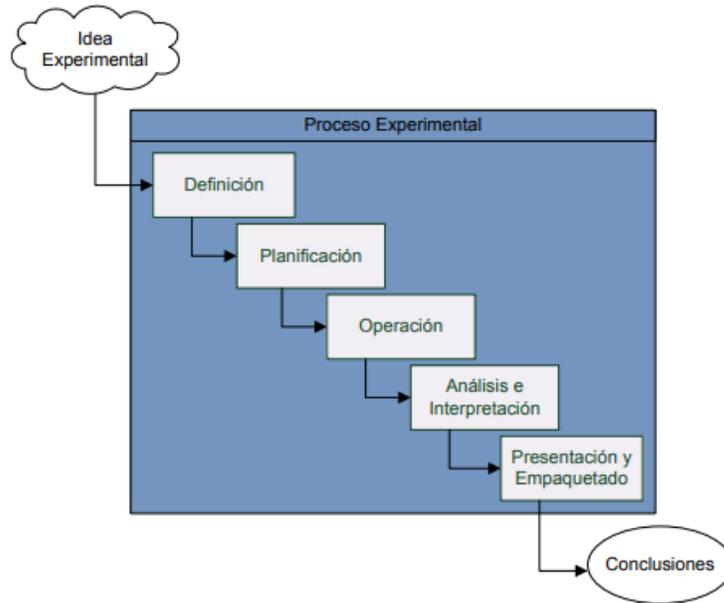


Figura 41. Visión general del Proceso Experimental [111]

A continuación se describe el objetivo de cada una de las fases del proceso experimental:

- *Definición*: definir el experimento en términos del problema, objetivos y metas.
- *Planificación*: determinar el diseño del experimento.
- *Operación*: ejecutar el diseño del experimento, en donde se recolectan los datos que serán analizados posteriormente.
- *Análisis e interpretación*: Analizar los datos recolectados en la fase anterior mediante el uso de conceptos estadísticos.
- *Presentación*: mostrar los resultados obtenidos.

6.2.1. Definición

El objetivo del experimento es evaluar el funcionamiento del sistema móvil desarrollado para la detección de la fibrilación auricular, particularmente, el rendimiento del algoritmo de procesamiento. El estudio se realiza en el consultorio del médico especialista en cardiología Carlos Alberto Astudillo con los pacientes particulares atendidos por él, diagnosticados con FA y que aceptaron participar en el estudio. Así como también en ambientes controlados que permitan la adquisición de señales de ritmo cardíaco a través del sensor wearable tipo wristband, para los pacientes con ritmo sinusal normal.

6.2.2. Planificación

Esta etapa consta de 6 etapas, las cuales se describen a continuación:

6.2.2.1. Selección del contexto

El experimento se realiza en un proyecto real, desarrollado dentro del grupo de investigación de Ingeniería Telemática en la línea de eSalud, registrado ante la vicerrectoría de investigaciones de la Universidad del Cauca con el nombre “Sistema móvil para la detección de fibrilación auricular basado en sensores de ritmo cardíaco por fotopletismografía. El experimento es llevado a cabo en los siguientes ambientes controlados: consultorio del centro médico quirúrgico Los Andes, instalaciones de la Universidad del Cauca, lugar de residencia de algunos pacientes. Los sujetos de pruebas se encuentran entre 23 y 77 años de edad. Cabe resaltar que para poder incluir pacientes en el estudio fue necesaria la creación de un protocolo de procedimiento y un consentimiento informado.

6.2.2.2. Formulación de la hipótesis

Lo que se busca mediante este experimento es evidenciar que el sistema móvil implementado permite realizar la detección de fibrilación auricular de manera efectiva. De acuerdo con esto, se plantean las siguientes hipótesis:

H_0 : El sistema móvil implementado no detecta la fibrilación auricular de manera adecuada.

H_1 : El sistema móvil implementado detecta la fibrilación auricular de manera adecuada.

6.2.2.3. Selección de los sujetos

Para este experimento los sujetos de pruebas son clasificados en dos grupos: pacientes con fibrilación auricular diagnosticada y pacientes con ritmo sinusal normal.

El grupo de pacientes con FA está compuesto por 3 sujetos de pruebas, los cuales han sido previamente diagnosticados con fibrilación auricular. Este diagnóstico fue realizado por el cardiólogo a partir de electrocardiogramas realizados. A pesar del apoyo recibido por parte del cardiólogo para contactar a este tipo de pacientes, el número reducido de estos se debe a la dificultad que presentó la mayoría para poder llegar al consultorio debido a que sus lugares de residencia eran fuera de la ciudad, por lo tanto, sólo 3 aceptaron y pudieron ser parte del estudio. Estos pacientes fueron: un hombre de 77 años de edad, un hombre de 60 años de edad y una mujer de 40 años de edad.

El grupo de pacientes con NSR está compuesto por 15 sujetos de pruebas. Cabe resaltar que estos pacientes nunca han sido diagnosticados con ninguna arritmia cardíaca. Este grupo de pacientes se conformó de 8 mujeres y 7 hombres, de edades entre los 22 y 67 años, y con una media de edad de 39 años.

6.2.2.4. Diseño del experimento

El experimento se realiza planteando dos casos diferentes: el caso 1 es la evaluación de todo el sistema integrado, y el caso 2 es la evaluación del algoritmo de procesamiento desarrollado. Ambos casos están centrados en evaluar el desempeño presentado en la detección de fibrilación auricular. Se vio la necesidad de probar no sólo el sistema integrado, sino también el algoritmo de procesamiento de forma independiente, debido al reducido número de pacientes diagnosticados con FA.

El procedimiento a realizar es el siguiente:

- Para los pacientes con FA: Para el caso 1 se les realizan 5 pruebas con todo el sistema integrado funcionando, y adicionalmente, para el caso 2 se les toma 10 señales de ritmo cardíaco de 1 minuto (duración requerida de la señal para ser procesada por el algoritmo).
- Para los pacientes con NSR: Para el caso 1 se les realiza una prueba con todo el sistema integrado funcionando, y adicionalmente, para el caso 2 se les toma 2 señales de ritmo cardíaco de 1 minuto.

6.2.2.5. Elección de las variables

La evaluación del desempeño se hace en base a los parámetros: exactitud, sensibilidad, especificidad, precisión y medida F. Los cuales son obtenidos a partir de los valores de TP, FP, TN y FN, como se definió previamente en la sección 6.1.2.1.1.

6.2.2.6. Instrumentación

Para la realización de este experimento son configurados el software y hardware requeridos, así como también, se les explica detalladamente a los pacientes el proceso a seguir, el cual involucra la descripción de los escenarios de prueba, el correcto uso del dispositivo wearable y de la aplicación móvil, y recomendaciones generales.

6.2.3. Operación

La operación del experimento consiste en 3 etapas: preparación, ejecución y validación de los datos.

6.2.3.1. Preparación

En la etapa de preparación, como primera medida se establece una conversación con los pacientes, la cual tiene como fin contextualizar al paciente sobre el estudio del cual hará parte, así como también, explicar el procedimiento que se debe llevar a cabo para lograr que la prueba sea exitosa. También es importante mencionarles que sus datos personales y los resultados obtenidos durante el procedimiento se mantendrán en secreto y no se usarán para perjudicarlos en

ningún sentido. A este punto se tiene la aplicación móvil instalada en el celular, el servidor activo, y el dispositivo wearable listo para usarse.

6.2.3.2. Ejecución

6.2.3.2.1. Caso 1

Se ubica el dispositivo wearable en la muñeca del paciente de forma adecuada. Se solicita al paciente acostarse en un lugar cómodo y permanecer en reposo durante el tiempo de duración de la prueba (aproximadamente 12 minutos para los pacientes con FA y 3 minutos para los pacientes con NSR). Se accede a la aplicación móvil, la cual permite recolectar la señal de ritmo cardíaco, analizarla y visualizar el resultado. Se muestra al paciente el resultado obtenido. Este procedimiento se realiza 5 veces en el caso de los pacientes con FA y una vez en el caso de los pacientes con NSR. Finaliza el caso 1 del experimento.

6.2.3.2.2. Caso 2

Se ubica el dispositivo wearable en la muñeca del paciente de forma adecuada. Se solicita al paciente acostarse en la camilla del consultorio y permanecer en reposo durante el tiempo de duración de la prueba (aproximadamente 15 minutos para los pacientes con FA y 4 minutos para los pacientes con NSR). Se accede a la aplicación móvil proporcionada por el fabricante de la wristband la cual permite recolectar y almacenar la señal de ritmo cardíaco. Se toma la señal por 1 minuto y se repite el procedimiento, para los pacientes diagnosticados con FA hasta completar 10 señales, y para los pacientes con NSR hasta completar 2 señales. Finaliza el caso 2 del experimento.

A continuación, en la siguiente figura se muestran dos fotografías tomadas en la ejecución del experimento:



Figura 42. Ejecución del experimento

6.2.3.3. Validación

Al terminar el proceso de ejecución, las señales recolectadas son revisadas con el fin de verificar que fueron almacenadas de manera óptima, y que cumplen con la duración establecida para cada muestra.

6.2.4. Análisis e interpretación

Las variables establecidas y definidas durante la planeación del experimento y cuyo valor fue obtenido en cada prueba realizada fueron TP, FP, TN y FN. A partir de estas variables surge la matriz de confusión, y pueden ser calculados los valores de exactitud, sensibilidad, especificidad, precisión y medida F, con el fin de evaluar el desempeño del sistema total (caso 1), así como también del algoritmo de procesamiento (caso 2).

6.2.4.1. Caso 1

En la realización del experimento para el caso 1 se obtuvo que en las 15 pruebas realizadas a los pacientes con FA, todas fueron clasificadas correctamente, mientras que en las 15 pruebas realizadas a los pacientes con NSR, 14 fueron clasificadas correctamente y 1 incorrectamente.

CLASE	FA CLASIFICADA	NSR CLASIFICADA
FA	15 (TP)	0 (FN)
NSR	1 (FP)	14 (TN)

Tabla 41. Matriz de confusión caso 1

✓ **Exactitud:**

$$Exactitud = \frac{15+14}{15+14+1+0} \quad Exactitud = 0.9666$$

Obtiene una exactitud del 96.66%

✓ **Sensibilidad:**

$$Sensibilidad = \frac{15}{15+0} \quad Sensibilidad = 1$$

Obtiene una sensibilidad del 100%

✓ **Especificidad:**

$$Especificidad = \frac{14}{14+1} \quad Especificidad = 0.9333$$

Obtiene una especificidad del 93.33%

✓ **Precisión:**

$$\text{Precisión} = \frac{15}{15+1} \qquad \text{Precisión} = 0.9375$$

Obtiene una precisión del 93.75%

✓ **Medida F:**

$$\text{Medida F} = 2 \times \frac{0.9375 \times 1}{0.9375 + 1} \qquad \text{Medida F} = 0.9677$$

Obtiene una medida F de 0.9677

✓ **Curva ROC:**

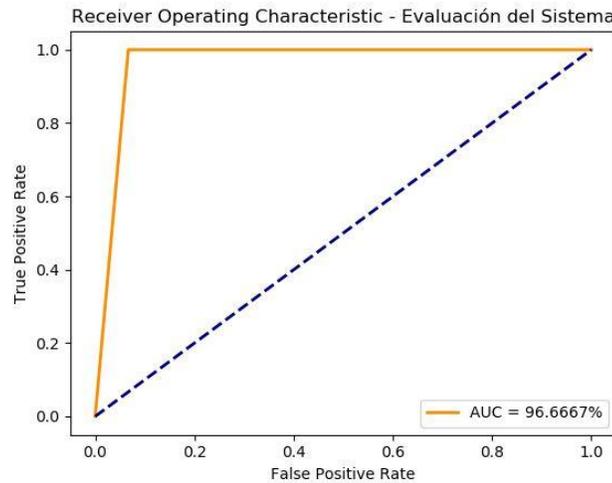


Figura 43. Curva ROC - Caso 1

6.2.4.2. Caso 2

En la realización del experimento para el caso 2 se obtuvo que en las 30 pruebas realizadas a los pacientes con FA, 29 fueron clasificadas correctamente, mientras que en las 30 pruebas realizadas a los pacientes con NSR, 28 fueron clasificadas correctamente y 2 incorrectamente.

CLASE	FA CLASIFICADA	NSR CLASIFICADA
FA	29 TP	1 FN
NSR	2 FP	28 TN

Tabla 42. Matriz de confusión caso 2

✓ **Exactitud:**

$$\text{Exactitud} = \frac{29+28}{29+28+2+0} \quad \text{Exactitud} = 0.9661$$

Obtiene una exactitud del 96.61%

✓ **Sensibilidad:**

$$\text{Sensibilidad} = \frac{29}{29+0} \quad \text{Sensibilidad} = 1$$

Obtiene una sensibilidad del 100%

✓ **Especificidad:**

$$\text{Especificidad} = \frac{28}{28+2} \quad \text{Especificidad} = 0.9333$$

Obtiene una especificidad del 93.33%

✓ **Precisión:**

$$\text{Precisión} = \frac{29}{29+2} \quad \text{Precisión} = 0.9354$$

Obtiene una precisión del 93.54%

✓ **Medida F:**

$$\text{Medida F} = 2 \times \frac{0.9354 \times 1}{0.9354 + 1} \quad \text{Medida F} = 0.9666$$

Obtiene una medida F de 0.9666

✓ **Curva ROC:**

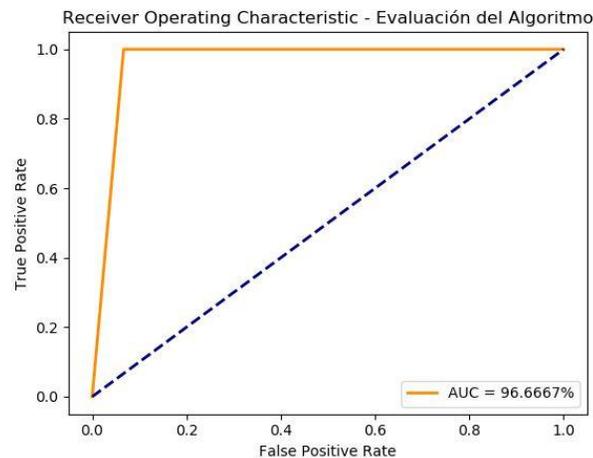


Figura 44. Curva ROC - Caso 2

6.2.5. Presentación

En la Tabla 43 se presentan los resultados obtenidos para cada caso con el fin de facilitar su visualización.

Caso	Exactitud	Sensibilidad	Especificidad	Precisión	Medida F
1	96.66%	100%	93.33%	93.75%	0.9677
2	96.61%	100%	93.33%	93.54%	0.9666

Tabla 43. Resultados obtenidos

Puede observarse que los resultados obtenidos son altos, pero se presenta una limitación en la evaluación debido al número reducido de sujetos de pruebas. Cabe resaltar que el algoritmo implementado en el sistema es el mismo al que se le hicieron las pruebas independientes, el cual había sido previamente evaluado en el momento de su selección, obteniendo resultados considerablemente altos (entre 98.43% y 99.52%) en los parámetros de evaluación: exactitud, sensibilidad, especificidad, precisión y medida F como se especificó en la sección 5.3.4.2.

El menor valor encontrado corresponde a la especificidad, el cual hace referencia a la habilidad que tiene el algoritmo para determinar de forma correcta los casos de no FA. La reducción en este valor es explicada a partir de su definición:

$$Especificidad = \frac{TN}{TN + FP}$$

De donde puede deducirse que a mayor número de falsos positivos FP, menor será el resultado de especificidad. Los falsos positivos hacen referencia al número de casos de NSR incorrectamente identificados como FA, y pueden presentarse debido a artefactos de movimiento presentes en el momento de la captura de los datos, la señal se distorsiona ocasionando que los picos de la señal no sean detectados correctamente.

Como se mencionó en el capítulo anterior, el análisis para la clasificación de fibrilación auricular se hizo mediante la extracción de características de la señal en base a los intervalos entre los picos o intervalos RR. Estos intervalos en las señales de NSR son regulares y equidistantes, mientras que en las señales de FA son irregularmente irregulares, así que, al no detectar los picos correctamente, los valores de las características extraídas de la señal de NSR varían, asemejándose más a los valores extraídos para una señal de FA, lo que conlleva a que el algoritmo la clasifique como FA.

En el desarrollo e implementación de sistemas software que involucran diferentes etapas, es de vital importancia probar el rendimiento no solo de cada una de ellas sino también, el rendimiento presentado al momento de realizar la integración de todo el sistema, es aquí en donde se puede evidenciar si el sistema desarrollo cumple o no con las expectativas del proyecto. De esta manera, el rendimiento obtenido mediante la integración del algoritmo y el sistema móvil planteado para la

detección de fibrilación auricular, puede ser evidenciado mediante los resultados obtenidos en términos de:

- Sensibilidad: obteniendo un 100%, el cual hace referencia a la habilidad que tiene el algoritmo para determinar de forma correcta los casos de FA.
- Exactitud: el algoritmo presenta un resultado del 96.66%, el cual representa la habilidad de éste para diferenciar de forma correcta los casos de FA y de no FA.
- Curva ROC: como se puede apreciar, el gráfico de la curva ROC representa el excelente resultado obtenido por el sistema móvil desarrollado ya que se encuentra muy por encima de la diagonal y con un valor muy cercano al punto (0,1) el cual representa la calificación perfecta.
- AUC: En este aspecto, la probabilidad que presenta el sistema móvil para clasificar correctamente dos pacientes, sano y con FA, es bastante alta, ya que el valor obtenido es de 96.66%

CAPÍTULO 7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

7.1. CONCLUSIONES

Los desarrollos tecnológicos en sensores biomédicos y en técnicas inalámbricas han propiciado la aparición de soluciones a diferentes problemáticas desde el campo de mHealth. En el caso específico de la fibrilación auricular, señalada como una de las arritmias cardíacas con mayor impacto en la mortalidad a nivel mundial, los sensores de fotopleletismografía han demostrado tener potencial para la detección oportuna de dicha arritmia gracias a su portabilidad y adaptación en dispositivos wearables y capacidad de extracción de señales de ritmo cardíaco.

Por lo anterior, la pregunta de investigación planteada en este trabajo de grado fue ¿Cómo apoyar la detección oportuna de Fibrilación Auricular mediante sensores de ritmo cardíaco por fotopleletismografía?. Para responder a esta pregunta, se logró desarrollar en este trabajo de grado un sistema móvil que permite la detección de fibrilación auricular a través de la captura de la señal de ritmo cardíaco del paciente, mediante el sensor de fotopleletismografía del dispositivo wearable tipo wristband Empatica E4. La señal obtenida es enviada a través de Bluetooth a una aplicación móvil Android, desde donde se envía al servidor donde se encuentra el algoritmo de procesamiento, el cual al recibir la señal y analizarla, retorna el resultado obtenido a la aplicación, desde donde el paciente puede visualizarla.

Se describen a continuación las conclusiones principales obtenidas durante el desarrollo del trabajo.

7.1.1. Conclusiones sobre la revisión sistemática de la literatura

El análisis de la literatura evidenció que no existe un sistema que permita la recolección de datos de ritmo cardíaco a través de un sensor wearable de fotopleletismografía y realice el procesamiento de los mismos a través de una aplicación móvil con el fin de detectar fibrilación auricular, es por esto que se evidencia la necesidad de desarrollar un sistema móvil que integre tanto el uso de un dispositivo wearable, como el desarrollo de una aplicación móvil.

Mediante la revisión sistemática, se obtuvo un conjunto de 44 aproximaciones (medidas, características o atributos de la señal conocidos indistintamente en la literatura como “Features”) reportadas en la literatura para la detección de fibrilación auricular, clasificadas de acuerdo a su extracción basada en el análisis de la señal en el dominio del tiempo, frecuencia o tiempo-frecuencia, en este sentido, fue posible identificar una clara tendencia a analizar la señal PPG mediante la extracción de características en el dominio del tiempo (29 características) y la falta de investigación e implementación del análisis de la señal tomando en cuenta otras características de la misma, ya que fueron encontrados

sólo 12 con la señal analizada en el dominio de la frecuencia y 3 en el dominio del tiempo-frecuencia.

Respecto al proceso de extracción de características de la señal de ritmo cardíaco para la detección de fibrilación auricular, fue posible identificar y agrupar dichas características en dos tipos; aquellas extraídas de la señal que representan una etapa del proceso fisiológico referente a la actividad cardíaca y aquellas extraídas de los intervalos RR de la señal de ritmo cardíaco que pertenecen a la estadística descriptiva.

Los algoritmos encontrados en la literatura desarrollados para llevar a cabo la detección de fibrilación auricular, emplean un variado número de éstas características, no solo haciendo uso de ellas de forma individual, sino de forma conjunta mediante la gran mayoría de combinaciones posibles, lo que se ha visto reflejado en la obtención de mejores resultados.

Estos algoritmos presentaron un mejor rendimiento en términos de sensibilidad, especificidad y exactitud al tomar en cuenta el análisis de la señal de ritmo cardíaco no sólo en el dominio del tiempo, sino también teniendo en cuenta su análisis en el dominio de la frecuencia y del tiempo-frecuencia, sin embargo, los resultados reportados en la revisión no son completamente comparables debido a que la mayoría de los estudios usan diferentes datasets.

A través de una revisión en las tiendas de aplicaciones Google Play Store, App Store y Windows Phone Store se encontró que existen aplicaciones que hacen la detección de Fibrilación Auricular de dos maneras diferentes: por un lado están las que usan señales ECG tomadas desde dispositivos externos que se conectan al celular, y por otro lado, las que realizan la detección a partir de señales PPG tomadas desde la cámara del celular, pero no existe una aplicación que detecte la fibrilación auricular mediante la captura de la señal a través de algún dispositivo wearable.

7.1.2. Conclusiones sobre las señales de entrenamiento para el algoritmo

Durante el desarrollo de este proyecto no fue posible encontrar bases de datos públicas de señales de ritmo cardíaco de pacientes diagnosticados con fibrilación auricular tomadas a través de sensores de fotopleitismografía, sin embargo, debido a que la detección de fibrilación auricular se hace a través del análisis de intervalos RR, y a la estrecha relación existente entre las señales de ECG y PPG, fue posible utilizar bases de datos de ECG para la construcción y entrenamiento de nuestro algoritmo.

Physionet es uno de los recursos web más importantes, el cual está orientado a la investigación en el campo de señales fisiológicas y mediante el cual se permite el intercambio de datos y software para el análisis de dichas señales complejas entre investigadores. Physionet ofrece su principal herramienta de acceso web gratuito:

PhysioBank, la cual contiene más de 75 bases de datos de grabaciones de señales fisiológicas y datos relacionados para uso de la comunidad de investigación biomédica. Estas bases de datos incluyen registros de pacientes sanos y pacientes con una gran variedad de condiciones como la fibrilación auricular. Actualmente existen 5 bases de datos dedicadas a señales ECG de Fibrilación Auricular.

Mediante este trabajo se ha demostrado que el uso de la señal de fotopleletismografía para la detección de fibrilación auricular es adecuado bajo una serie de condiciones en la recolección de la señal. De este modo, la señal de ECG puede ser sustituida por un método más fácil y conveniente como lo es la señal de PPG, que de forma indirecta permite una reducción en el costo operativo, e incrementa el número de usuarios que pueden hacer uso de este monitoreo para la detección oportuna de fibrilación auricular.

Una de las mayores desventajas en el uso de PPG para la adquisición de señales de ritmo cardíaco es que esta técnica de medición óptica se basa en la emisión de luz infrarroja a través de diodos LED, por lo cual, estas señales son muy susceptibles a artefactos de movimiento. Cualquier movimiento del sensor provoca que el trayecto que recorre la luz emitida por los diodos LED no sea el mismo en cada instante, provocando así una limitación en la precisión de la adquisición de la señal de ritmo cardíaco. En este caso, el dispositivo utilizado en la implementación del sistema móvil propuesto, a pesar de contar con un algoritmo de eliminación de artefactos de movimiento, no está exento de esto, por lo cual la recolección de señales tuvo que ser en un ambiente controlado.

7.1.3. Conclusiones sobre la aplicación móvil

Se diseñó e implementó un sistema móvil para la detección de fibrilación auricular a partir de señales de ritmo cardíaco tomadas mediante un sensor wearable de fotopleletismografía, cuyo algoritmo de procesamiento de la señal se basa en la extracción y análisis de las características que tras un proceso de selección de las mismas, empleando machine learning, reportaron la mayor incidencia en el proceso de detección de fibrilación auricular.

Se desarrolló una aplicación móvil para el sistema operativo Android, que permite la interacción del paciente con el sistema, y que cumple las funciones de intermediario entre el proceso de recolección de datos a través del dispositivo wearable Empatica E4 y el proceso de análisis de los mismos para la detección de fibrilación auricular realizado por el algoritmo.

7.1.4. Conclusiones sobre el algoritmo de detección de fibrilación auricular

El trabajo siguió las fases intermedias propuestas en CRISP-DM (Preparación de los datos, Modelado y Evaluación) lo cual permitió que el desarrollo y la

implementación del algoritmo se llevaran a cabo de manera óptima, a través de técnicas de procesamiento de datos, selección de atributos, técnicas de modelado y métricas de evaluación, cumpliendo con los requerimientos del proyecto.

El proceso de selección de atributos se llevó a cabo mediante el uso de algoritmos de machine learning como evaluadores y clasificadores, lo que permitió descartar información y atributos irrelevantes con el fin de mejorar el desempeño del algoritmo a desarrollar y de seleccionar el subconjunto más pequeño de atributos sin que se viera afectado de forma significativa el porcentaje de clasificación y que la distribución obtenida, fuese lo más parecida a la original.

La revisión sistemática evidenció que los mejores resultados en términos de sensibilidad, especificidad y exactitud eran obtenidos al realizar la extracción de características en el dominio del tiempo, y adicional a ellos, en el dominio de la frecuencia. Sin embargo, mediante la selección de atributos se encontró que de las características extraídas en el dominio de la frecuencia implementados, sólo 1 tuvo incidencia real en el proceso de detección de fibrilación auricular.

Para la creación, desarrollo y modelado del algoritmo, cuya función era clasificar la señal de entrada como una señal de ritmo cardíaco con presencia de fibrilación auricular o como una señal con ritmo sinusal normal, se llevó a cabo una comparación sobre un grupo de 10 clasificadores de machine learning en donde se evaluó el rendimiento obtenido por cada uno de ellos en la óptima clasificación de las señales. A partir de este proceso se logra extraer un grupo reducido, conformado por seis clasificadores en los que evidenció una exactitud media superior al 97.8%, de esta manera, cumpliendo con los requerimientos de rendimiento y teniendo en cuenta el análisis de la señal de ritmo cardíaco en el dominio del tiempo, de la frecuencia y del tiempo-frecuencia.

7.1.5. Conclusiones sobre la evaluación del sistema móvil

A través de la evaluación satisfactoria de las funcionalidades del sistema móvil desarrollado, obtenida en el proceso de verificación y validación del software, se demuestra el cumplimiento de los requerimientos y especificaciones que permiten satisfacer los objetivos del trabajo de grado, mediante la implementación de un sistema móvil para la detección de fibrilación auricular basado en sensores de ritmo cardíaco por fotopletimografía, siendo éste, un sistema potencialmente útil y apto para ser desplegado en un entorno real.

El mayor reto en la validación de los resultados es la evaluación experimental del mismo con usuarios reales. Para realizar un procedimiento de evaluación apropiado con pacientes, es necesaria la elaboración de un consentimiento informado donde se establezcan por escrito aspectos como: propósito, procedimientos a realizar, beneficios obtenidos, riesgos por participación, confidencialidad y aspectos éticos legales del estudio, con el fin de que el paciente esté bien informado y acepte todas las condiciones estipuladas. En el caso de la

Universidad del Cauca, los consentimientos informados para proyectos de investigación deben ser evaluados por un comité de ética, para lo cual el proyecto debe estar registrado en la Vicerrectoría de investigaciones, lo que hace que el trámite sea bastante demorado, y retrasa la posibilidad de acceder a pacientes.

El hecho de que la evaluación del sistema haya sido realizada con un número tan reducido de sujetos de pruebas hace que se vean un poco limitados los resultados. Esto puede observarse al comparar los resultados obtenidos por el algoritmo en la evaluación tras su entrenamiento (mostrados en la sección de validación), con la evaluación realizada en un ambiente real, ya que en términos generales, los resultados obtenidos mediante la primera evaluación fueron más altos.

Un mayor número de pacientes hubiera permitido realizar una mejor evaluación del sistema desarrollado.

El rendimiento del sistema móvil se ve afectado por los artefactos de movimiento debido a la alta susceptibilidad que los sensores PPG presentan ante estos.

A pesar de que el sistema móvil desarrollado no puede suplir a un cardiólogo ni mucho menos emitir un diagnóstico definitivo sobre la salud de un paciente y debido a que la fibrilación auricular es una de las arritmias cardíacas más difíciles de diagnosticar y el sistema ha presentado un rendimiento óptimo al momento de discernir entre un paciente con presencia de FA de una paciente con ritmo sinusal normal, el impacto que puede llegar a generar el sistema móvil desarrollado en un ambiente real puede ser muy significativo, ya que puede brindar una base importante para la identificación y diagnóstico de FA en pacientes.

7.2. APORTES

Con el desarrollo del presente trabajo de grado fueron generados los siguientes aportes:

- ✓ Una revisión sistemática sobre las características extraídas de las señales PPG de ritmo cardíaco para la detección de fibrilación auricular.
- ✓ Un conjunto de aproximaciones relevantes para la detección de fibrilación auricular con señales de fotopleletismografía.
- ✓ Una aplicación móvil Android para la detección de fibrilación auricular basada en sensores de ritmo cardíaco por fotopleletismografía, la cual es el eje de un sistema conformado por un Smartphone, una Wristband y un algoritmo de procesamiento.
- ✓ Artículo titulado: “Systematic Review on features extracted from PPG signals for the Detection of Atrial Fibrillation”, publicado en la revista Studies in Health Technology and Informatics, número 261, páginas 266 – 273. Esta

revista está indexada en: Elsevier's EMCare, Elsevier's SciVerse Scopus, Google Scholar / Google Books, MEDLINE, PubMed, Thomson Reuters' Book Citation Index y Thomson Reuters' Conference Proceedings Citation Index.

- ✓ Presentación oral del artículo “Systematic Review on features extracted from PPG signals for the Detection of Atrial Fibrillation”, en la conferencia internacional pHealth 2019 – 16th International Conference on Wearable, Micro & Nano technologies for Personalized Health”, llevada a cabo del 10 al 12 de Junio de 2019 en la ciudad de Génova, Italia.
- ✓ Premio al mejor artículo de jóvenes investigadores de la conferencia internacional pHealth 2019.
- ✓ Una versión extendida del paper “Systematic Review on features extracted from PPG signals for the Detection of Atrial Fibrillation” la cual será publicada en la revista “International Journal of Environmental Research and Public Health (IJERPH)” en el mes de octubre. Esta revista tiene un factor de impacto (JCR) de 2.468 en “The recent release of the Journal Citation Reports”, y está en el cuartil 1 38/162 (Q1) en la categoría “Public, Environmental & Occupational Health”, por lo tanto será una revista A1 para el año 2019 (<https://www.mdpi.com/about/announcements/1597>).

7.3. TRABAJOS FUTUROS

Teniendo los resultados obtenidos en este trabajo de grado, se proponen los siguientes trabajos futuros:

- Abordar otros enfoques para detectar fibrilación auricular que no se centren en la extracción de características de la señal de ritmo cardíaco, como lo es el análisis de la onda p y tener en cuenta dentro del análisis, diversos factores de riesgo que tengan relación o incidencia con dicha arritmia.
- Realizar la implementación de las características extraídas de la señal de ritmo cardíaco encontradas en la literatura que no fueron seleccionadas para su evaluación en el seleccionador de atributos del presente trabajo de grado, por presentar los valores de sensibilidad, especificidad y exactitud más bajos, con el objetivo de evaluar a través de algoritmos de machine learning qué tanta influencia tienen en la detección de fibrilación auricular.
- El algoritmo de clasificación puede ser mejorado mediante la inclusión del análisis de datos provenientes de otro tipo de sensores disponibles en el dispositivo wearable Empatica E4, como acelerómetro, giroscopio, con el fin de utilizarlas para la implementación de un proceso de detección y eliminación del ruido causado por movimiento.
- Programar versiones de la aplicación móvil en el sistema operativo iOS.

- Adicionar a la aplicación móvil la capacidad de graficar la señal de ritmo cardíaco que se está obteniendo.
- Adicionar a la aplicación la funcionalidad de visualizar historial de las señales analizadas (asociadas a cada paciente en particular), para la implementación de éste sistema en un entorno médico como clínicas, hospitales, centros médicos, etc. Donde realicen el monitoreo a varias personas por día.
- Implementar otra variedad de algoritmos para llevar a cabo la selección de atributos y analizar diferentes tipos de algoritmos clasificadores para la detección de fibrilación auricular, que no se hayan tenido en cuenta para el desarrollo e implementación de este proyecto. Con el fin de realizar un análisis comparativo sobre el rendimiento obtenido por dichos algoritmos y clasificadores.
- Conseguir más pacientes que padecen de fibrilación auricular para hacer una evaluación más completa del sistema integrado.
- Evaluación de usabilidad del sistema.

REFERENCIAS

- [1] "Fibrilación auricular." [Online]. Available: <https://medlineplus.gov/spanish/atrialfibrillation.html>. [Accessed: 13-Feb-2018].
- [2] "What is Atrial Fibrillation?" [Online]. Available: <https://www.medicalnewstoday.com/info/atrial-fibrillation>. [Accessed: 13-Feb-2018].
- [3] K. Jiang, C. Huang, S. Ye, and H. Chen, "High accuracy in automatic detection of atrial fibrillation for Holter monitoring," *J. Zhejiang Univ. Sci. B*, vol. 13, no. 9, pp. 751–756, Sep. 2012.
- [4] V. Thijs, "Atrial Fibrillation Detection," *Stroke*, vol. 48, no. 10, pp. 2671–2677, Oct. 2017.
- [5] P. E. Dilaveris and H. L. Kennedy, "Silent atrial fibrillation: epidemiology, diagnosis, and clinical impact," *Clin. Cardiol.*, vol. 40, no. 6, pp. 413–418, Jun. 2017.
- [6] P. Kirchhof *et al.*, "2016 ESC Guidelines for the management of atrial fibrillation developed in collaboration with EACTS," *Eur. Heart J.*, vol. 37, no. 38, pp. 2893–2962, Oct. 2016.
- [7] "Colegio Colombiano de Electrofisiología Cardiovascular - Fibrilación auricular." [Online]. Available: <http://www.colelectrofisiologia.com/fibrilacion.html#afectados>. [Accessed: 14-Feb-2018].
- [8] R. S. Andersen, E. S. Poulsen, and S. Puthusserypady, "A novel approach for automatic detection of Atrial Fibrillation based on Inter Beat Intervals and Support Vector Machine," in *2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2017, vol. 2017, pp. 2039–2042.
- [9] M. Romero and D. Chávez, "Carga de enfermedad atribuible a fibrilación auricular en Colombia (2000-2009)," *Rev. Colomb. Cardiol.*, vol. 21, no. 6, pp. 374–381, Nov. 2014.
- [10] A. Lam, E. Goulouti, and L. Roten, "The search for atrial fibrillation and its impact on public health," *Swiss Med. Wkly.*, vol. 147, no. 2526, p. w14447, Jun. 2017.
- [11] B. Freedman *et al.*, "Screening for Atrial Fibrillation," *Circulation*, vol. 135, no. 19, pp. 1851–1867, May 2017.
- [12] S.-C. Tang *et al.*, "Identification of Atrial Fibrillation by Quantitative Analyses of Fingertip Photoplethysmogram.," *Sci. Rep.*, vol. 7, p. 45644, Apr. 2017.
- [13] D. J. Gladstone *et al.*, "Atrial Fibrillation in Patients with Cryptogenic Stroke," *N. Engl. J. Med.*, vol. 370, no. 26, pp. 2467–2477, Jun. 2014.
- [14] C. E. Serrano Castaño, *Modelo integral para el profesional en ingeniería*. Universidad del Cauca, 2005.
- [15] "Arrhythmia: Causes, symptoms, types, and treatment." [Online]. Available: <https://www.medicalnewstoday.com/articles/8887.php>. [Accessed: 26-Nov-2018].
- [16] "Arrhythmia: What You Need to Know." [Online]. Available:

- <https://www.healthline.com/health/arrhythmia>. [Accessed: 26-Nov-2018].
- [17] “Cardiac Arrhythmias: Symptoms, Causes, Diagnosis, and Treatment.” [Online]. Available: <https://www.verywellhealth.com/overview-of-cardiac-arrhythmias-1746267>. [Accessed: 26-Nov-2018].
- [18] “Fibrilación Auricular: qué es, causas, síntomas y tratamiento | Cardioalianza.” [Online]. Available: <http://cardioalianza.org/las-enfermedades-cardiovasculares/fibrilacion-auricular/>. [Accessed: 27-Nov-2018].
- [19] “Atrial Fibrillation: Causes, Symptoms, Treatment, and More.” [Online]. Available: <https://www.healthline.com/health/living-with-atrial-fibrillation>. [Accessed: 27-Nov-2018].
- [20] “Atrial fibrillation - NHS.” [Online]. Available: <https://www.nhs.uk/conditions/atrial-fibrillation/>. [Accessed: 27-Nov-2018].
- [21] “Fibrilación Auricular - Síntomas y causas - Mayo Clinic.” [Online]. Available: <https://www.mayoclinic.org/es-es/diseases-conditions/atrial-fibrillation/symptoms-causes/syc-20350624>. [Accessed: 26-Nov-2018].
- [22] “Electrocardiography | definition of electrocardiography by Medical dictionary.” [Online]. Available: <https://medical-dictionary.thefreedictionary.com/electrocardiography>. [Accessed: 27-Nov-2018].
- [23] M. Portillo Márquez, “ELECTROCARDIOGRAFÍA: TÉCNICA DE INTERPRETACIÓN BÁSICA.”
- [24] “Electrocardiograma ECG/EKG - Fundación Española del Corazón.” [Online]. Available: <https://fundaciondelcorazon.com/informacion-para-pacientes/metodos-diagnosticos/electrocardiograma.html>. [Accessed: 27-Nov-2018].
- [25] “Electrocardiograma (ECG).” [Online]. Available: <https://www.mayoclinic.org/es-es/tests-procedures/ekg/about/pac-20384983>. [Accessed: 27-Nov-2018].
- [26] “Capítulo 3 El Electrocardiograma. Componentes.Valores normales y Semiología de sus perturbaciones.”
- [27] “File:EKG Complex es.svg - Wikimedia Commons.” [Online]. Available: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:EKG_Complex_es.svg. [Accessed: 27-Nov-2018].
- [28] “Ondas del Electrocardiograma.” [Online]. Available: <http://www.my-ekg.com/generalidades-ekg/ondas-electrocardiograma.html>. [Accessed: 27-Nov-2018].
- [29] “Photoplethysmography (PPG).” [Online]. Available: [https://www.news-medical.net/health/Photoplethysmography-\(PPG\).aspx](https://www.news-medical.net/health/Photoplethysmography-(PPG).aspx). [Accessed: 27-Nov-2018].
- [30] J. Allen, “Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement,” *Physiol. Meas.*, vol. 28, no. 3, pp. R1–R39, Mar. 2007.
- [31] D. M. Sánchez, “Diseño de un dispositivo para la detección del estrés a partir de la señal de fotoplethysmografía,” p. 116, 2014.
- [32] M. Elgendi, “On the Analysis of Fingertip Photoplethysmogram Signals,” *Curr. Cardiol. Rev.*, vol. 8, no. 1, pp. 14–25, 2012.
- [33] L. Álvarez, “Técnicas para la estimación precisa del HRV mediante un

- sensor fotoplethysmográfico.”
- [34] M. T. Politi *et al.*, “The dicrotic notch analyzed by a numerical model,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 72, pp. 54–64, 2016.
 - [35] “Dicrotic Notch Medical Definition | Merriam-Webster Medical Dictionary.” [Online]. Available: [https://www.merriam-webster.com/medical/dicrotic notch](https://www.merriam-webster.com/medical/dicrotic%20notch). [Accessed: 27-Nov-2018].
 - [36] B. Hutton, F. Catalá-lópez, and D. Moher, “La extensión de la declaración PRISMA para revisiones sistemáticas que incorporan metaanálisis en red: PRISMA-NMA,” *Med. Clin. (Barc)*, no. xx, pp. 10–14, 2016.
 - [37] A. Liberati *et al.*, “The PRISMA Statement for Reporting Systematic Reviews and Meta-Analyses of Studies That Evaluate Health Care Interventions: Explanation and Elaboration,” vol. 6, no. 7, 2009.
 - [38] C. Review, “Preferred Reporting Items for a Systematic Review and Meta-analysis of Diagnostic Test Accuracy Studies The PRISMA-DTA Statement,” vol. 319, no. 4, pp. 388–396, 2018.
 - [39] “IDC - Smartphone Market Share - OS.” [Online]. Available: <https://www.idc.com/promo/smartphone-market-share/os;jsessionid=DDA511E125A3697FC15669F399C9EA0B>. [Accessed: 06-Feb-2019].
 - [40] B. C. Manager, “E4 Wristband: User Manual,” pp. 1–32, 2015.
 - [41] “PRISMA.” [Online]. Available: <http://www.prisma-statement.org/PRISMAStatement/FlowDiagram>. [Accessed: 24-Jan-2019].
 - [42] S. Nemati *et al.*, “Monitoring and detecting atrial fibrillation using wearable technology,” in *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2016, vol. 2016, pp. 3394–3397.
 - [43] V. D. A. Corino, R. Laureanti, L. Ferranti, G. Scarpini, F. Lombardi, and L. T. Mainardi, “Detection of atrial fibrillation episodes using a wristband device,” *Physiol. Meas.*, vol. 38, no. 5, pp. 787–799, May 2017.
 - [44] G. H. Tison *et al.*, “Passive detection of atrial fibrillation using a commercially available smartwatch,” *JAMA Cardiol.*, vol. 3, no. 5, pp. 409–416, 2018.
 - [45] S. Fallet, M. Lemay, P. Renevey, C. Leupi, E. Pruvot, and J. M. Vesin, “Can one detect atrial fibrillation using a wrist-type photoplethysmographic device?,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, 2018.
 - [46] L. M. Eerikäinen *et al.*, “Comparison between electrocardiogram- and photoplethysmogram-derived features for atrial fibrillation detection in free-living conditions,” *Physiol. Meas.*, vol. 39, no. 8, p. 084001, Aug. 2018.
 - [47] A. G. Bonomi *et al.*, “Atrial fibrillation detection using a novel cardiac ambulatory monitor based on photo-plethysmography at the wrist,” *J. Am. Heart Assoc.*, vol. 7, no. 15, 2018.
 - [48] A. Tarniceriu *et al.*, “Detection of Beat-to-Beat Intervals from Wrist Photoplethysmography in Patients with Sinus Rhythm and Atrial Fibrillation after Surgery,” Nov. 2017.
 - [49] D. Rivera, C. Veiga, J. J. Rodriguez-Andina, J. Farina, and E. Garcia, “Using support vector machines for atrial fibrillation screening,” in *2017 IEEE 26th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 2017, pp. 2056–2060.

- [50] A. Bonomi *et al.*, “Atrial Fibrillation Detection Using Photo:plethysmography and Acceleration Data at the Wrist,” in *Computing in Cardiology*, 2016, vol. 43, pp. 277–280.
- [51] S. P. Shashikumar, A. J. Shah, Q. Li, G. D. Clifford, and S. Nemati, “A deep learning approach to monitoring and detecting atrial fibrillation using wearable technology,” in *2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*, 2017, pp. 141–144.
- [52] A. Aliamiri and Y. Shen, “Deep learning based atrial fibrillation detection using wearable photoplethysmography sensor,” in *2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*, 2018, pp. 442–445.
- [53] S. Fallet, M. Lemay, P. Renevey, C. Leupi, E. Pruvot, and J.-M. Vesin, “An Adaptive Organization Index to Characterize Atrial Fibrillation using Wrist:Type Photoplethysmographic Signals,” 2016.
- [54] L. M. Eerikinen *et al.*, “Validating Features for Atrial Fibrillation Detection from Photoplethysmogram under Hospital and Free-living Conditions,” in *Computing in Cardiology*, 2017, vol. 44, pp. 1–4.
- [55] J. Harju, A. Tarniceriu, J. Parak, A. Vehkaoja, A. Yli-Hankala, and I. Korhonen, “Monitoring of heart rate and inter-beat intervals with wrist plethysmography in patients with atrial fibrillation,” *Physiol. Meas.*, vol. 39, no. 6, p. 065007, Jun. 2018.
- [56] T. Schack, Y. Safi Harb, M. Muma, and A. M. Zoubir, “Computationally efficient algorithm for photoplethysmography-based atrial fibrillation detection using smartphones,” in *2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2017, pp. 104–108.
- [57] J. W. Chong *et al.*, “Motion and Noise Artifact-Resilient Atrial Fibrillation Detection Using a Smartphone,” *IEEE J. Emerg. Sel. Top. Circuits Syst.*, vol. 8, no. 2, pp. 230–239, 2018.
- [58] B. P. Yan *et al.*, “Contact-free screening of atrial fibrillation by a smartphone using facial pulsatile photoplethysmographic signals,” *J. Am. Heart Assoc.*, vol. 7, no. 8, 2018.
- [59] M. Z. Poh *et al.*, “Diagnostic assessment of a deep learning system for detecting atrial fibrillation in pulse waveforms,” *Heart*, pp. 1–8, 2018.
- [60] K. Lee, H. O. Choi, S. D. Min, J. Lee, B. B. Gupta, and Y. Nam, “A Comparative Evaluation of Atrial Fibrillation Detection Methods in Koreans Based on Optical Recordings Using a Smartphone,” *IEEE Access*, vol. 5, no. c, pp. 11437–11443, 2017.
- [61] L. Krivoshei *et al.*, “Smart detection of atrial fibrillation,” *Europace*, vol. 19, no. 5, p. euw125, Jul. 2016.
- [62] K. Liang, Y. Sun, F. Tian, and S. Ye, “Research on algorithm of extracting PPG signal for detecting atrial fibrillation based on probability density function,” *Open Biomed. Eng. J.*, vol. 9, pp. 179–184, 2015.
- [63] T. Conroy, J. H. Guzman, B. Hall, G. Tsouri, and J.-P. Couderc, “Detection of atrial fibrillation using an earlobe photoplethysmographic sensor,” *Physiol. Meas.*, vol. 38, no. 10, pp. 1906–1918, Sep. 2017.
- [64] K. Lee, H. O. Choi, S. D. Min, J. Lee, B. B. Gupta, and Y. Nam, “A

- Comparative Evaluation of Atrial Fibrillation Detection Methods in Koreans Based on Optical Recordings Using a Smartphone,” *IEEE Access*, vol. 5, pp. 11437–11443, 2017.
- [65] B. Baker, “Business Modeling with UML: The Light at the End of the Tunnel,” 2001.
- [66] P. Kruchten, “Architectural Blueprints-The 4+1 View Model of Software Architecture,” 1995.
- [67] “Ingeniería de requerimientos.” [Online]. Available: <http://proy-pnfi.activo.mx/t3-foro-trimestre-ii-modelo-arquitectural>. [Accessed: 05-Jul-2019].
- [68] “Modelo ‘4+1’ vistas de Kruchten.” [Online]. Available: <https://jarroba.com/modelo-41-vistas-de-kruchten-para-dummies/>. [Accessed: 05-Jul-2019].
- [69] “What is Development Environment? - Definition from Techopedia.” [Online]. Available: <https://www.techopedia.com/definition/16376/development-environment>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [70] “What is development environment? - Definition from WhatIs.com.” [Online]. Available: <https://searchsoftwarequality.techtarget.com/definition/development-environment>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [71] “Conoce Android Studio | Android Developers.” [Online]. Available: https://developer.android.com/studio/intro?hl=es-419#ventanas_de_herramientas. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [72] “Android Studio, Herramienta para Crear Aplicaciones Android.” [Online]. Available: <https://okhosting.com/blog/android-studio-herramienta-crear-aplicaciones/>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [73] “MATLAB - El lenguaje del cálculo técnico - MATLAB & Simulink.” [Online]. Available: <https://es.mathworks.com/products/matlab.html>. [Accessed: 23-Jul-2019].
- [74] “Anaconda, suite para la Ciencia de datos con Python desde Ubuntu 17.10.” [Online]. Available: <https://ubunlog.com/anaconda-datos-python-ubuntu/>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [75] “Spyder, un potente entorno de desarrollo interactivo para Python.” [Online]. Available: <https://ubunlog.com/spyder-entorno-desarrollo-python/>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [76] “Minería de Datos: WEKA.” [Online]. Available: <http://cor-mineriadedatos.blogspot.com/2011/06/weka.html>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [77] “Kotlin, un lenguaje de programación para Android.” [Online]. Available: <https://www.pragma.com.co/academia/lecciones/kotlin-un-lenguaje-de-programacion-para-android>. [Accessed: 22-Jul-2019].
- [78] “Kotlin, el lenguaje de programación de Android que usamos en Geographica - Geographica.” [Online]. Available: <https://geographica.com/es/blog/kotlin-lenguaje-programacion-android-usamos-geographica/>. [Accessed: 22-Jul-2019].
- [79] “MATLAB | lenguaje de programación.” [Online]. Available: <https://lenguajedeprogramacionblog.wordpress.com/matlab/>. [Accessed: 22-Jul-2019].

- [80] “Aprender a programar en Python: por qué muchos programadores están empezando.” [Online]. Available: <https://www.genbeta.com/desarrollo/estas-razones-que-programadores-estan-empezando-a-aprender-python>. [Accessed: 23-Jul-2019].
- [81] “¿Qué es y para qué sirve Phyton?” [Online]. Available: <https://noticias.universia.es/ciencia-tecnologia/noticia/2017/07/19/1154393/sirve-phyton.html>. [Accessed: 23-Jul-2019].
- [82] “¿Qué es JavaScript?” [Online]. Available: <https://devcode.la/blog/que-es-javascript/>. [Accessed: 24-Jul-2019].
- [83] “Consumiendo una API con Retrofit 2 en Android - devStories.” [Online]. Available: <https://stories.devacademy.la/mi-primer-app-con-retrofit-y-android-ac61a8954a2c>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [84] “Máster en Desarrollo de Aplicaciones Android - Procesando JSON con la librería Gson.” [Online]. Available: <http://www.androidcurso.com/index.php/recursos/42-unidad-9-almacenamiento-de-datos/795-procesando-json-con-la-libreria-gson>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [85] “Máster en Desarrollo de Aplicaciones Android - Las librerías de compatibilidad (support library).” [Online]. Available: <http://www.androidcurso.com/index.php/562>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [86] “Algoritmo - EcuRed.” [Online]. Available: <https://www.ecured.cu/Algoritmo>. [Accessed: 24-Jul-2019].
- [87] “La fibrilación auricular.” [Online]. Available: <https://www.itaca.edu.es/fibrilacion-auricular.htm>. [Accessed: 02-Aug-2019].
- [88] “DISEÑO DE UN DISPOSITIVO PARA LA DETECCIÓN DEL ESTRÉS A PARTIR DE LA SEÑAL DE FOTOPLETISMOGRAFÍA.”
- [89] E. Gil, M. Orini, R. Bailón, J. M. Vergara, L. Mainardi, and P. Laguna, “Photoplethysmography pulse rate variability as a surrogate measurement of heart rate variability during non-stationary conditions,” *Physiol. Meas.*, vol. 31, no. 9, pp. 1271–1290, Sep. 2010.
- [90] “Datamining (Minería de datos).” [Online]. Available: https://www.sinnexus.com/business_intelligence/datamining.aspx. [Accessed: 24-Jul-2019].
- [91] “Interpolación Lineal: Método, Ejercicios Resueltos - Lifeder.” [Online]. Available: <https://www.lifeder.com/interpolacion-lineal/>. [Accessed: 24-Jul-2019].
- [92] “Interpolación.”
- [93] A. Choi and H. Shin, “Photoplethysmography sampling frequency: pilot assessment of how low can we go to analyze pulse rate variability with reliability?,” *Physiol. Meas.*, vol. 38, no. 3, pp. 586–600, Mar. 2017.
- [94] Azeddine Mjahad, “Análisis de Señales Biomédicas para Aplicación de Terapias en la Fibrilación Ventricular Cardíaca.”
- [95] U. Maji, M. Mitra, and S. Pal, “Automatic Detection of Atrial Fibrillation Using Empirical Mode Decomposition and Statistical Approach,” *Procedia Technol.*, vol. 10, pp. 45–52, Jan. 2013.
- [96] “rmssd-walkthrough.” [Online]. Available:

- <https://media.imotions.com/images/20190411122521/rmssd-walkthrough.png>. [Accessed: 24-Jul-2019].
- [97] F. Shaffer and J. P. Ginsberg, "An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms.," *Front. public Heal.*, vol. 5, p. 258, 2017.
- [98] C. Liu *et al.*, "A comparison of entropy approaches for AF discrimination," *Physiol. Meas.*, vol. 39, no. 7, p. 074002, Jul. 2018.
- [99] P. P. A. Staniczenko, C. F. Lee, and N. S. Jones, "Rapidly detecting disorder in rhythmic biological signals: A spectral entropy measure to identify cardiac arrhythmias," *Phys. Rev. E*, vol. 79, no. 1, p. 011915, Jan. 2009.
- [100] "Aprendizaje automático: Qué es y por qué es importante | SAS." [Online]. Available: https://www.sas.com/es_co/insights/analytics/machine-learning.html. [Accessed: 24-Jul-2019].
- [101] "scikit-learn: machine learning in Python — scikit-learn 0.21.2 documentation." [Online]. Available: <https://scikit-learn.org/stable/index.html>. [Accessed: 24-Jul-2019].
- [102] "An introduction to machine learning with scikit-learn — scikit-learn 0.21.3 documentation." [Online]. Available: <https://scikit-learn.org/stable/tutorial/basic/tutorial.html>. [Accessed: 31-Jul-2019].
- [103] "Curso de Express.js, el Framework de Nodejs | ¿Qué es Express?" [Online]. Available: <https://blog.faztweb.com/2017/09/expressjs-el-framework-de-nodejs-que-es.html>. [Accessed: 24-Jul-2019].
- [104] "Introducción a Express/Node - Aprende sobre desarrollo web | MDN." [Online]. Available: https://developer.mozilla.org/es/docs/Learn/Server-side/Express_Nodejs/Introduction. [Accessed: 24-Jul-2019].
- [105] J. M. Drake, "Verificación y Validación Situación dentro del proceso de desarrollo," 2009.
- [106] "La validación cruzada (Analysis Services - minería de datos) | Microsoft Docs." [Online]. Available: <https://docs.microsoft.com/es-es/sql/analysis-services/data-mining/cross-validation-analysis-services-data-mining?view=sql-server-2017>. [Accessed: 31-Jul-2019].
- [107] A. Baratloo, M. Hosseini, A. Negida, and G. El Ashal, "Part 1: Simple Definition and Calculation of Accuracy, Sensitivity and Specificity.," *Emerg. (Tehran, Iran)*, vol. 3, no. 2, pp. 48–9, 2015.
- [108] M. J. Burgueño, J. L. García-Bastos, and J. M. González-Buitrago, "Las curvas ROC en la evaluación de las pruebas diagnósticas," 1993.
- [109] "Curvas ROC." [Online]. Available: https://www.fisterra.com/mbe/investiga/curvas_roc/curvas_roc.asp. [Accessed: 31-Jul-2019].
- [110] "Cross Industry Standard Process for Data Mining - Wikipedia, The Free Encyclopedia," 2016.
- [111] C. Apa, R. Robaina, S. De León, and D. Vallespir, "Reporte Técnico RT 10-02 Conceptos de Ingeniería de Software Empírica," 2010.
- [112] "How the Healthy Heart Works." [Online]. Available: http://www.heart.org/HEARTORG/Conditions/CongenitalHeartDefects/AboutCongenitalHeartDefects/How-the-Healthy-Heart-Works_UCM_307016_Article.jsp#.WoKIEK7ibIU. [Accessed: 13-Feb-2018].
- [113] "Holter Monitor | American Heart Association." [Online]. Available:

- <http://www.heart.org/en/health-topics/heart-attack/diagnosing-a-heart-attack/holter-monitor>. [Accessed: 22-Nov-2018].
- [114] “Atención Ambulatoria.” [Online]. Available: <https://www.redclinica.cl/informacion-al-paciente/atencion-ambulatoria.aspx>. [Accessed: 14-Feb-2018].
- [115] “DLE: ambulatorio, ria - Diccionario de la lengua española - Edición del Tricentenario.” [Online]. Available: <http://dle.rae.es/?id=2Ia2Cqd>. [Accessed: 14-Feb-2018].
- [116] V. Lisa Catón, “La pulsioximetría - ¿Cómo se hace?” [Online]. Available: <https://kundoc.com/pdf-la-pulsioximetria-.html>. [Accessed: 13-Feb-2018].
- [117] “Significado de Wearable - Qué es, Definición y Concepto.” [Online]. Available: <https://designificados.com/wearable/>. [Accessed: 23-Jan-2019].
- [118] “Definición de ritmo sinusal - Qué es, Significado y Concepto.” [Online]. Available: <https://definicion.de/ritmo-sinusal/>. [Accessed: 11-Dec-2018].
- [119] “CARDIOPATÍA - Definición y sinónimos de cardiopatía en el diccionario español.” [Online]. Available: <https://educalingo.com/es/dic-es/cardiopatia>. [Accessed: 11-Dec-2018].
- [120] “¿Qué significa el acrónimo SDK?” [Online]. Available: <https://www.atinternet.com/es/glosario/sdk/>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [121] “Cuadros de diálogo | Android Developers.” [Online]. Available: <https://developer.android.com/guide/topics/ui/dialogs?hl=es-419>. [Accessed: 21-Jul-2019].
- [122] “Barorreflejo.” [Online]. Available: http://decs.bvs.br/cgi-bin/wxis1660.exe/decserver/?l=es&script=../cgi-bin/decserver/decserver.xis&task=exact_term&previous_page=homepage&interface_language=e&search_language=e&search_exp=Barorreflejo. [Accessed: 24-Jul-2019].
- [123] “¿Qué es un Framework y para que sirve? - Neo Wiki | NeoAttack.” [Online]. Available: <https://neoattack.com/neowiki/framework/>. [Accessed: 24-Jul-2019].

ANEXOS

ANEXO A. SÍNTESIS DE RESULTADOS REVISIÓN SISTEMÁTICA

Monitoring and Detecting Atrial Fibrillation using Wearable Technology [1]

Autor: Shamim Nemati et al.

Dispositivo utilizado: Reloj inteligente (“watch-based wearable”): Samsung Simband.

Señales: Fotopleletismografía y acelerometría.

Duración: Entre 3.5 y 8.5 minutos.

Resultados: Sensibilidad: 97%, Especificidad: 94%, Precisión: 95%.

Participantes: 46 pacientes adultos (18 – 90 años), 15 con FA y 31 con otros ritmos.

Toma de muestras: Pacientes hospitalizados y que estuvieran en monitoreo de telemetría en el Emory University Hospital (EUH), Emory University Hospital Midtown (EUHM) y Grady Memorial Hospital (GMH).

Detection of Atrial Fibrillation Episodes Using a Wristband Device [2]

Autor: Valentina D.A. Corino et al.

Dispositivo utilizado: Empatica E4.

Señales: Fotopleletismografía y acelerometría.

Duración: 10 minutos – análisis: segmento de 2 minutos.

Resultados: Sensibilidad: 0.754, Especificidad: 0.963, Precisión: 0.9.

Participantes: 70 pacientes. 30 con AF persistente, 9 con otras arritmias y 31 con NSR.

Toma de muestras: Pacientes hospitalizados en el hospital Maggiore Policlinico in Milan. Todos los registros se realizaron con los pacientes en posición supina (acostados boca arriba), en reposo. Se les pidió a los pacientes que permanecieran lo más quietos posible para reducir los artefactos de movimiento. El dispositivo se ubicó en la muñeca del brazo no dominante.

Passive Detection of Atrial Fibrillation Using a Commercially Available Smartwatch [3]

Autor: Geoffrey H. Tison et al.

Dispositivo utilizado: AppleWatch (Apple Inc).

Señales: Fotoplethysmografía (frecuencia cardíaca) y Acelerometría (conteo de pasos).

Duración: No especifica

Resultados: Sensibilidad: 98.0%, especificidad: 90.2%.

Participantes: 9750 personas que utilizaban el dispositivo regularmente y 51 personas que iban a realizarse una cardioversión en la Universidad de California, San Francisco.

Toma de muestras: Fue utilizada la aplicación móvil Cardiogram (Cardiogram Inc) disponible públicamente, para acceder a los datos de los AppleWatches (Apple Inc) de los pacientes. Se utilizaron los relojes inteligentes para obtener datos de frecuencia cardíaca y recuento de pasos.

Can one detect atrial fibrillation using a wrist-type photoplethysmographic device? [4]

Autor: Sibylle Fallet et al.

Dispositivo utilizado: Dispositivo de muñeca desarrollado por el Centro Suizo de Electrónica y microtecnología.

Señales: Fotoplethysmografía y acelerometría.

Duración: 24 Horas.

Resultados: Especificidad: 92.4% - 88.7% - 92.8%, Sensibilidad: 99.7% - 98.1% - 96.2%, Precisión: 98.1% - 95.9% - 95%.

Participantes: 17 pacientes (12 hombres, 5 mujeres de edades entre 13 y 57).

Toma de muestras: Pacientes referidos a la ablación por catéter, los cuales hacen parte de la Unidad de arritmias, del departamento vascular y del corazón del Hospital Universitario de Lausanne, Suiza.

Comparison between electrocardiogram and photoplethysmogram derived features for atrial fibrillation detection in free-living conditions [5]

Autor: Linda M. Eerikäinen et al.

Dispositivo utilizado: Dispositivo de muñeca CM3 de tercera generación.

Señales: Fotoplethysmografía y acelerometría.

Duración: 24 Horas.

Resultados: ventanas de 30s (v30), ventanas de 60s (v60), ventanas de 120s (v120). Especificidad: v30=81.9% - v60=88.4% - v120=89.8%, Sensibilidad: v30=95.2% - v60=94.2% - v120=95.9%, Precisión: v30=85.7% - v60=90.1% - v120=91.6%.

Participantes: 27 pacientes (8 con FA y 19 sin presencia de FA).

Toma de muestras: No especifica.

Atrial Fibrillation Detection Using a Novel Cardiac Ambulatory Monitor Based on Photo-Plethysmography at the Wrist [6]

Autor: Alberto G. Bonomi et al.

Dispositivo utilizado: Dispositivo de muñeca, portable (CM3 de tercera generación).

Señales: Fotoplethysmografía y Acelerometría.

Duración: Entre 7 horas y 4 semanas.

Resultados: Especificidad: 100%, Sensibilidad: 97% y 93%, Precisión: >96%

Participantes: 60 pacientes.

Toma de muestras: 20 pacientes con FA sometidos a ECV y 40 pacientes con FA sometidos a Holter en condiciones naturales.

Detection of Beat-to-Beat Intervals from Wrist Photoplethysmography in Patients with Sinus Rhythm and Atrial Fibrillation After Surgery [7]

Autor: Adrian Tarniceriu et al.

Dispositivo utilizado: Dispositivo de muñeca PulseOn Optical Heart Rate Monitor Prototype.

Señales: Fotoplethysmografía, ECG y Acelerometría.

Duración: 1.5 horas.

Resultados: Precisión: 97.49%

Participantes: 18 pacientes

Toma de muestras: Unidad de cuidado pos anestesia del Hospital Universitario de Tampere. Las medidas fueron tomadas luego de que los pacientes salían de cirugía y se encontraban en recuperación bajo los efectos de la anestesia.

Using Support Vector Machines for Atrial Fibrillation Screening [8]

Autor: Daniel Rivera et al.

Dispositivo utilizado: AFE4403 Watch EVM.

Señales: Fotoplethysmografía, giroscopio, ECG.

Duración: Segmentos de 10 segundos a partir de las señales validadas.

Resultados: Precisión: $\geq 97\%$

Participantes: 11 pacientes

Toma de muestras: Pacientes sometidos a cardioversión.

Atrial Fibrillation Detection using Photo-plethysmography and Acceleration Data at the Wrist [9]

Autor: Alberto G Bonomi et al.

Dispositivo utilizado: Dispositivo de muñeca CM3 de tercera generación.

Señales: Fotoplethysmografía, ECG y Acelerometría.

Duración: 24 horas.

Resultados: Sensibilidad: $97 \pm 2\%$, Especificidad: $99 \pm 3\%$.

Participantes: 16 pacientes

Toma de muestras: pacientes masculinos y femeninos que tenían programado un monitoreo Holter de 24 horas en el Hospital Catharina en Eindhoven, Países Bajos, a los cuales se les ubicaba tanto el monitor Holter como el dispositivo wearable para que la grabación de señales ECG y PPG fuera simultánea.

A Deep Learning Approach to Monitoring and Detecting Atrial Fibrillation using Wearable Technology [10]

Autor: Supreeth Prajwal Shashikumar et al.

Dispositivo utilizado: Samsung Simband.

Señales: Fotoplethysmografía, ECG y Acelerometría.

Duración: 5 minutos.

Resultados:

- Sólo los features de tiempo: AUC = 0.90, Precisión = 87.8%
- Sólo análisis en frecuencia: AUC = 0.89, Precisión = 87.7%
- Features + análisis en frecuencia: AUC = 0.95, Precisión = 91.8%

Participantes: 98 pacientes (45 con FA y 53 con otros ritmos)

Toma de muestras: pacientes hospitalizados en el Emory University Hospital (EUH), Emory University Hospital Midtown (EUHM), y Grady Memorial Hospital (GMH)

Deep Learning Based Atrial Fibrillation Detection Using Wearable Photoplethysmography Sensor [11]

Autor: Alireza Aliamiri et al.

Dispositivo utilizado: Samsung Gear.

Señales: Fotoplethysmografía, acelerometría y electrocardiograma.

Duración: Segmentos de 30 segundos

Resultados: Precisión: 97%

Participantes: 19 pacientes

Toma de muestras: No especifica.

An Adaptive Organization Index to Characterize Atrial Fibrillation using Wrist-Type Photoplethysmographic Signals [12]

Autor: Sibylle Fallet et al.

Dispositivo utilizado: Dispositivo de muñeca desarrollado por el Centro Suizo de Electrónica y Microtecnología (CSEM)

Señales: Fotoplethysmografía, ECG y Acelerometría.

Duración: Secciones de 10 segundos.

Resultados: 86.4% de precisión para diferenciar entre FA y SNR.

Participantes: 18 pacientes.

Toma de muestras: Pacientes sometidos a ablación por catéter de arritmias cardíacas, en la Unidad de Arritmias del departamento Vasculare y del corazón, del Hospital Universitario de Lausanne, Suiza

Validating Features for Atrial Fibrillation Detection from Photoplethysmogram under Hospital and Free-living Conditions [13]

Autor: Linda M. Eerikäinen et al.

Dispositivo utilizado: Dispositivo de muñeca CM3 de tercera generación.

Señales: Fotoplethysmografía, ECG y Acelerometría.

Duración: 1 hora y 24 horas.

Resultados:

- Sensibilidad: 92.3%, Especificidad: 60.7%, Precisión: 78.0%.
- Sensibilidad: 71.6%, Especificidad: 84.9%.

Participantes: 18 pacientes y 16 pacientes.

Toma de muestras: 18 pacientes antes y después de una cardioversión (condiciones hospitalarias), y de 16 pacientes en condiciones de vida libre, por 24 horas.

Monitoring of heart rate and inter-beat-intervals with wrist photoplethysmography in patients with atrial fibrillation [14]

Autor: Jarkko Harju et al.

Dispositivo utilizado: Dispositivo de muñeca PulseOn Optical Heart Rate Monitor Prototype.

Señales: Fotoplethysmografía.

Duración: entre 1 y 2 horas

Resultados: Especificidad: 92.69%, Sensibilidad: 99%

Participantes: 29 pacientes (14 con FA y 15 con NSR)

Toma de muestras: Pacientes postoperatorios de la unidad de cuidados del Hospital Universitario de Tampere, Finlandia.

Computationally Efficient Algorithm for Photoplethysmography-Based Atrial Fibrillation Detection Using Smartphones [15]

Autor: Tim Schack et al.

Dispositivo utilizado: iPhone 5s, 6 Plus y 6s Plus

Señales: Fotoplethysmografía y Electrocardiograma.

Duración: 2 minutos.

Resultados: **ShE+mPRH (A), LF+mPRH (B), ShE+nRMSSD (C).**

Sensibilidad: A: 100% - B: 85% - C: 65%, Especificidad: A: 100% - B: 100% - C: 99%, Precisión: A: 100% - B: 99.1% - C: 96.9%.

Participantes: 326 pacientes

Toma de muestras: Pacientes involucrados en un estudio clínico previo.

Motion and Noise Artifact-Resilient Atrial Fibrillation Detection using a Smartphone [16]

Autor: Jo Woon Chong et al.

Dispositivo utilizado: iPhone 4S, 5S, y 6S

Señales: Fotoplethysmografía.

Duración: 2 minutos

Resultados: Sensibilidad: 0.98, especificidad: 0.97, precisión: 0.97

Participantes: 88 pacientes

Toma de muestras: patients hospitalizados University of Massachusetts Medical Center (UMMC)

Contact-Free Screening of Atrial Fibrillation by a Smartphone Using Facial Pulsatile Photoplethysmographic Signals [17]

Autor: Bryan P. Yan et al.

Dispositivo utilizado: iPhone 6s.

Señales: Fotoplethysmografía. La adquisición de señales se hace mediante la extracción de sutiles variaciones latido a latido del color de la piel que reflejan la señal pulsátil cardíaca, la grabación de video facial con la cámara.

Duración: 60 segundos.

Resultados: Sensibilidad: 94.7%, Especificidad: 95.8%, Precisión: 95.4%.

Participantes: 217 pacientes adultos (70.3 ± 13.9 años, 71.4% hombres, 28.6 mujeres). 75 pacientes con AF y fueron diagnosticados en el estudio 4 más.

Toma de muestras: Pacientes hospitalizados en el pabellón de cardiología del Prince of Wales Hospital. Se pidió a cada participante que se sentara frente a un iPhone colocado en posición vertical sobre un escritorio a 30 cm de distancia para la adquisición de la señal PPG.

Diagnostic assessment of a deep learning system for detecting atrial fibrillation in pulse waveforms [18]

Autor: Ming-Zher Poh et al.

Dispositivo utilizado: iPhone 4s y AliveCor (dispositivo portable).

Señales: Fotopletiografía y Electrocardiograma de 1 derivación. Señales tomadas con el fin de validar el algoritmo creado para la detección de FA bajo el entrenamiento de una base de datos creada a partir de una gran variedad de bases de datos disponibles.

Duración: 17 segundos.

Resultados: Sensibilidad: 97.6%, Especificidad: 96.5%, Precisión: 96.1%

Participantes: 1013 pacientes

Toma de muestras: Pacientes generalmente de consulta externa.

A Comparative Evaluation of Atrial Fibrillation Detection Methods in Koreans Based on Optical Recordings using a Smartphone [19]

Autor: Keonsoo Lee et al.

Dispositivo utilizado: iPhone 4s.

Señales: Fotopletiografía y Electrocardiograma.

Duración: 60 segundos

Resultados: Sensibilidad: 96.19% Especificidad: 97.52%, Precisión: 96.76%.

Participantes: 76 pacientes.

Toma de muestras: Pacientes del Centro médico de la Universidad de Massachusetts.

Smart detection of atrial fibrillation [20]

Autor: Lian Krivoshei et al.

Dispositivo utilizado: iPhone 4s.

Señales: Fotopletiografía y Electrocardiograma.

Duración: 2 – 5 minutos.

Resultados: Method 1 (1), Mehtod 2 (2), Method 3 (3).

Sensibilidad: 1: 85% - 2: 87.5% - 3: 95%, Especificidad: 1: 95% - 2: 95% - 3: 95%.

Participantes: 80 mediciones

Toma de muestras: Pacientes del Hospital Universitario de Basilia.

Research on Algorithm of Extracting PPG Signal for Detecting Atrial Fibrillation based on Probability Density Function Smart detection of atrial fibrillation [21]

Autor: Kang Liang et al.

Dispositivo utilizado: Smartphone.

Señales: Fotoplethismografía.

Duración: No especifica.

Resultados: No especifica.

Participantes: 25 personas y 6 personas con FA.

Toma de muestras: Personas de La Universidad de Shanghai de Ciencia y Tecnología. Pacientes de la comunidad hospitalaria.

Detection of atrial fibrillation using an earlobe photoplethysmographic sensor [22]

Autor: Thomas Conroy et al.

Dispositivo utilizado: sensor fotoplethysmográfico económico, no invasivo, en el lóbulo de la oreja.

Señales: Fotoplethysmografía.

Duración: 5.4 +/- 0.3 minutos.

Resultados: Sensibilidad y especificidad: 90.9%.

Participantes: Se realizó con un grupo de pacientes clasificados en tres grupos: pacientes saludables (sin FA), pacientes con FA antes de que se les realizara una cardioversión y pacientes con FA después de que se les realizara la cardioversión. Se obtuvo un total de 110 muestras. 46 muestras de pacientes saludables, 34 muestras de pacientes antes de la cardioversión y 30 muestras de pacientes después de la cardioversión.

Toma de muestras: Pacientes del Strong Memorial Hospital.

ANEXO B. DESCRIPCIÓN DE LOS SISTEMAS ANALIZADOS

Monitoring and Detecting Atrial Fibrillation using Wearable Technology [1]

En este artículo se propone un método de “machine learning” resistente al ruido para detectar la Fibrilación Auricular a partir de una señal PPG ruidosa recolectada desde la muñeca, usando el moderno reloj inteligente (“watch-based wearable”): Samsung Simband. En este estudio, se reporta la primera instancia de un algoritmo que utiliza una tecnología portable existente (multisensor Samsung Simband wearable wristband) para detectar FA basado en señales de fotopleletismografía y acelerometría con niveles de rendimiento que exceden los de muchos enfoques basados en ECG.

El estudio fue realizado de Octubre de 2015 a Marzo de 2016, en el que el dispositivo Samsung Simband recolectó datos de 46 pacientes, 15 con FA y 31 con otros ritmos. Se registraron Fotopleletismografía multi longitud-de-onda de 8 canales (multi-wavelength PPG) y acelerometría triaxial, simultáneamente. Recolectando longitudes variantes entre 3.5 y 8.5 minutos.

Dado que el objetivo era detectar con precisión la Fibrilación Auricular utilizando las variaciones del intervalo latido a latido, se debieron calcular diversas métricas de variabilidad/complejidad de las series de pulso detectadas con PPG. Primero se calculó la entropía de la muestra, posteriormente, la desviación estándar del intervalo latido a latido, y finalmente se calculó una característica de la desviación estándar ponderada. Para la detección de la Fibrilación Auricular, se construyó un modelo para clasificar cada característica en una de dos clases: AF o non-AF.

En este estudio se validó un algoritmo para detectar FA con un alto grado de precisión (97% Sensibilidad, 94% Especificidad y 95% Precisión) usando únicamente datos de Fotopleletismografía y Acelerometría obtenidos de un multi-sensor de muñeca. Éste algoritmo que podría ser integrado con diferentes wristband multisensores, ofrece el beneficio agregado de: monitoreo continuo y de largo plazo, y potencialmente sensibilidad aumentada en la detección de FA.

Detection of Atrial Fibrillation episodes Using a Wristband Device [2]

El objetivo de este estudio fue analizar las señales de pulso del volumen de sangre (BVP) obtenidas de un dispositivo de muñeca (wristband) y desarrollar un algoritmo para distinguir la Fibrilación Auricular del Ritmo sinusal normal (NSR) o de otras arritmias (ARR). Las grabaciones se obtuvieron con los pacientes en reposo utilizando el dispositivo Empatica E4 y tuvieron una duración de 10 minutos. El análisis de las señales se realizó en un segmento de dos minutos e incluyó análisis espectral, de variabilidad e irregularidad, realizado en la serie de intervalos inter-diastólicos, y un análisis de similitud realizado en la señal de BVP.

Se evaluó por primera vez la posibilidad de discriminar la FA de la NSR y la ARR mediante el uso de señales biológicas registradas por un wristband. El principal hallazgo es que la FA puede detectarse bien, con alta sensibilidad y alta especificidad, utilizando solo unos pocos parámetros calculados en la señal BVP.

Los resultados se obtuvieron con los pacientes en reposo, en condición controlada. Por lo tanto, se necesitan estudios adicionales para evaluar la viabilidad de la detección de FA mediante el uso del wristband durante las actividades diarias, donde los artefactos causados por la actividad diaria pueden prevenir la detección de eventos.

Los resultados obtenidos en la detección de FA fueron: precisión: 0.9, especificidad: 0.963 y sensibilidad 0.754.

Passive Detection of Atrial Fibrillation Using a Commercially Available Smartwatch [3]

El objetivo de este estudio fue desarrollar y validar una red neuronal profunda para detectar AF usando datos recolectados por un reloj inteligente (smartwatch). Fue un estudio cardiovascular multinacional remoto coordinado por la Universidad de California en San Francisco, en el que se utilizaron los relojes inteligentes para obtener datos de frecuencia cardíaca y recuento de pasos para el desarrollo de algoritmos. Entre febrero de 2016 y marzo de 2017, se inscribieron un total de 9750 participantes pertenecientes al estudio Health eHeart y 51 pacientes sometidos a cardioversión en dicha universidad.

Fue utilizada la aplicación móvil Cardiogram (Cardiogram Inc) disponible públicamente, para acceder a los datos de los AppleWatches (Apple Inc) de los pacientes. Los datos de frecuencia cardíaca obtenidos del sensor de fotoplethysmografía y los datos de conteo de pasos desde el acelerómetro fueron accedidos por la aplicación Cardiogram e ingresados en un Red neuronal profunda. Esta red neuronal se formó utilizando un método llamado preentrenamiento heurístico en el que la red aproximó representaciones del intervalo RR (tiempo entre latidos) sin etiquetado manual de los datos de entrenamiento.

La validación se realizó frente al electrocardiograma de referencia de 12 derivaciones (ECG) con pacientes sometidos a cardioversión.

Este método arrojó una sensibilidad de 98.0% y especificidad de 90.2%.

Can one detect atrial fibrillation using a wrist-type photoplethysmographic device? [4]

Este estudio tiene como fin evaluar el potencial que puede tener un dispositivo wearable PPG para discriminar entre FA y otros tipos de arritmias. Los datos fueron tomados de 17 pacientes bajo la ablación por catéter de varias arritmias. Como base de verdad, señales ECG anotadas fueron consideradas para los siguientes tipos de ritmos cardíacos: NSR, FA y arritmias ventriculares (VA). Luego del pre procesamiento de las señales basado en el alineamiento de señales PPG y ECG, y la eliminación de artefactos de movimiento, dos diferentes tipos de características fueron derivadas de las señales de PPG: características del intervalo entre latidos (la organización adaptativa por índice, varianza de la pendiente de diferencias de fase, entropía de permutación, radio fraccional espectral, índice de pureza espectral) y características basadas en la onda de la señal (media, desviación estándar, mediana, rango intercuartil, mínimo, máximo y RMSSD). La clasificación de las señales se llevó a cabo mediante árboles de decisión con el fin de evaluar el desempeño discriminativo de las “features”. La precisión, especificidad y sensibilidad obtenida de los 3 esquemas de clasificación fueron: FA vs NSR (98.1%, 92.4%, 99.7), FA vs VA (95.9%, 88.7%, 98.1%), FA vs (NSR & VA) (95%, 92.8%, 96.2%).

Comparison between electrocardiogram and photoplethysmogram derived features for atrial fibrillation detection in free-living conditions [5]

El propósito del presente trabajo se centra en la comparación de 7 “features” de los intervalos entre latidos derivados de la detección de FA entre ECG y PPG tomado desde la muñeca. Los datos provienen de 27 pacientes de los cuales 8 presentan FA y 19 no, éstos han sido extraídos a partir de un ECG de 24 horas, sensores PPG y mediciones de acelerometría. Los “features” escogidos para realizar las pertinentes comparaciones fueron: RMSSD, nRMSSD, pNN40, pNN70, entropía de muestreo y CosEn. Respecto al ruido presente en la toma de las señales, se usaron como referencia 3 diferentes umbrales aplicados a la señal del acelerómetro con el fin de eliminar aquellas secciones de PPG perjudicadas por artefactos de movimiento. El procedimiento consistía en iniciar la grabación del holter al mismo tiempo del dispositivo PPG y solicitar al paciente llevar una agenda diaria en la que anotaran las actividades realizadas. Posteriormente el análisis era realizado mediante la independencia de las señales y tomando en cuenta la señal de acelerometría. El diario presentado por los pacientes en este estudio no se tuvo en cuenta. La señal de ECG era analizada por un médico mediante un software de detección automática de ritmos cardíacos, el cual los separaba en normal, latido supra ventricular prematuro (SVPB), latido ventricular prematuro (VPB), FA, ritmo, artefacto o desconocido. Cada uno de los resultados arrojados por el software automatizado fueron confirmados o corregidos por un profesional de la salud. La señal fue re muestreada de 128Hz a 64Hz, se aplicó un filtro pasa banda en un rango de 0.3 a 5Hz. Una vez identificados los intervalos entre pulsos de las señales PPG y los intervalos entre latidos de las señales ECG, se derivaron 7 “features” a partir de los intervalos entre latidos y pulsos para ser comparados. Respecto a los resultados, CosEn presentó el mejor desempeño en señales ECG con Cohen Kappa 0.95. En señales PPG el mismo resultado fue obtenido, pero

añadiendo una etapa estricta de umbrales de movimientos. Con el mismo umbral pNN40 y pNN70 arrojaron resultados similares 0.95 y 0.94, pero siendo éstos más robustos frente artefactos de movimiento.

Frente a las limitaciones se menciona el tamaño de la base de datos analizada, ya que al no poder tener el mismo número de pacientes con FA y con NSR se presenta un desbalance en la evaluación de los datos. De igual manera se presenta como una limitación el hecho de que los pacientes con FA presentaban ésta arritmia en su etapa persistente, por lo tanto, el esfuerzo ideal por percibir o detectar una FA paroxística no fue posible y es aquí donde se enfatiza que este problema persiste en los monitores Holter debido a que es bastante complejo identificar o detectar estos eventos inusuales en un corto tiempo. Debido a los artefactos de movimiento, también se resalta la complejidad de recopilar información válida a partir de las señales de PPG.

Como trabajo futuro se plantea: enfocarse en la evaluación del impacto que tiene la poca cobertura respecto a tiempo de medición y captura de señales, sobre la sensibilidad de detección de FA paroxística.

Atrial Fibrillation Detection Using a Novel Cardiac Ambulatory Monitor Based on Photo-Plethysmography at the Wrist [6]

En este estudio se evalúa la precisión de un novedoso avance para la detección de FA usando señales PPG tomadas de un dispositivo wearable en la muñeca. Las señales fueron tomadas a 20 pacientes con FA bajo cardioversión eléctrica y 40 pacientes con FA prescritos con un Holter ECG durante 24 horas. Señales PPG y de acelerometría provenientes de la muñeca fueron procesados con el fin de determinar intervalos entre pulsos y fueron descartados los intervalos en los que había presencia de artefactos de movimiento. Un modelo de Markov fue desplegado con el fin de evaluar la probabilidad de sufrir de FA dado un patrón irregular en las secuencias de intervalos entre pulsos. El algoritmo de FA fue evaluado respecto a anotaciones clínicas basadas en interpretaciones en señales ECG. Como grupo de control, se tomaron 120 señales de pacientes saludables. La base de datos MIT-BIH AF fue empleada con el fin de evaluar la capacidad del algoritmo desarrollado frente a la detección de FA. Para la toma de las señales fue empleado un dispositivo wearable con aspecto de reloj el cual incluye un sensor PPG y un acelerómetro, el cual ha sido validado en diferentes actividades diarias y de deporte. Las señales son muestreadas a 128Hz y el rango dinámico del acelerómetro es de 8G. La detección de FA se realiza mediante modelos de Markov a los cuales se les aplican valores de umbral, de igual manera se tienen como referencia datos de ECG. Para el análisis estadístico se emplearon las “features”: Desviación absoluta normalizada (NADev), las diferencias absolutas normalizadas (NADiff) las cuales son medidas de variabilidad normalizadas y el coeficiente de la entropía de Shannon (COSen). Dichas variables estadísticas fueron comparadas frente al modelo de Markov el cual, siendo evaluado mediante

las características operativas del receptor, arrojó resultados superiores al 95% de sensibilidad y precisión superior al 96%.

Respecto a trabajos futuros se menciona el poder realizar una evaluación mediante el análisis de un grupo más grande de “features” y sus posibles combinaciones. De igual manera se mencionan desventajas que consisten en el ambiente hospitalario controlado en el que son realizadas estas pruebas las cuales se alejan bastante de la realidad y el corto tiempo que se tiene para realizar la toma de muestras en pacientes que no presentan una FA persistente. Por otra parte, también se define como desventaja la ausencia o no disponibilidad de bases de datos de señales PPG anotadas con el fin de poder disminuir el número de falsos positivos respecto a la detección de FA.

Detection of Beat-to-Beat Intervals from Wrist Photoplethysmography in Patients with Sinus Rhythm and Atrial Fibrillation After Surgery [7]

A modo de introducción, en el presente estudio se parte del principio que a medida que van pasando los años, en las personas adultas (en las que se encuentra mayores casos de FA) la medición del flujo sanguíneo mediante PPG se vuelve más complicada debido a que la perfusión periférica empeora y esto afecta la calidad de la señal de PPG. Es así, como se evalúa la precisión en la estimación de los intervalos entre latidos en un grupo de pacientes posquirúrgicos, de los cuales, la mitad sufren de FA. Siendo el principal objetivo de este trabajo el de evaluar si las señales de ritmo cardíaco de la muñeca, obtenidas mediante PPG pueden ser usadas para el monitoreo de intervalos entre latidos en aplicaciones clínicas en personas de mayor edad que padecen algún tipo de arritmia, especialmente FA. Esta evaluación se realiza tomando como base de referencia señales de ECG mediante los intervalos RR. Posteriormente para determinar si existe la presencia de FA o un NSR, se calculan medidas estadísticas (ME, MAE, MAPE, RMSE) y tres parámetros con base a la HRV (RMSSD, STD, pNN50).

Using Support Vector Machines for Atrial Fibrillation Screening [8]

Uno de los principales retos de este estudio es el de analizar grandes cantidades de datos, debido a esto, mediante la inteligencia computacional, se propone emplear máquinas de vector de soporte para el análisis del ritmo cardíaco enfocado en discriminar FA de SNR. La toma de muestras se realiza mediante el uso de un reloj de muñeca que está conformado por sensor PPG, giroscopio y un procesador, el cual permite la eliminación de artefactos de ruido generados por el movimiento de los pacientes en el momento de la captura de datos, así como componentes introducidos en la señal debido a la respiración y otro tipo de efectos. Para la clasificación del ritmo cardíaco entre FA y NSR se emplean máquinas de vector de soporte encargadas de encontrar un hiperplano que sea equidistante entre las muestras cercanas, para la diferenciación de las clases.

Atrial Fibrillation Detection using Photo-plethysmography and Acceleration Data at the Wrist [9]

El objetivo de este estudio fue investigar si un dispositivo wearable (wristband) no invasivo y equipado con sensores de fotoplethysmografía y acelerometría podría detectar la Fibrilación Auricular en la vida diaria. Fue un estudio observacional destinado a comparar el resultado de una prueba clínica Holter (ECG) con un algoritmo basado en PPG y acelerometría para detectar episodios de FA.

Fueron incluidos pacientes masculinos y femeninos que tenían programado un monitoreo Holter de 24 horas en el Hospital Catharina en Eindhoven, Países Bajos, a los cuales se les ubicaba tanto el monitor Holter como el dispositivo wearable para que la grabación de señales ECG y PPG fuera simultánea.

La señal tomada por el acelerómetro se utilizó para determinar la cantidad de movimiento para cada intervalo entre latido y latido, y fue definida por sus siglas en inglés como BML (Beat Motion Level)

Para la detección de FA en la señal de PPG se utilizó un modelo de Markov de 11 estados de primer orden, el cual calculaba la probabilidad de FA dado el patrón irregular en la serie de tiempo entre latidos. El BML fue utilizado para suprimir los pulsos PPG que se veían afectados por artefactos de movimiento, cuando el BML excedía un umbral predefinido, este segmento de la señal no se tenía en cuenta.

El estudio se llevó a cabo con 16 pacientes, cerca de 348 horas de grabación de ECG y PPG fueron recolectadas simultáneamente en condiciones “de vida libre”. La detección de FA obtuvo una sensibilidad de $97 \pm 2\%$ y una especificidad de $99 \pm 3\%$.

A Deep Learning Approach to Monitoring and Detecting Atrial Fibrillation using Wearable Technology [10]

Este trabajo presenta un enfoque robusto para la detección de FA en una secuencia de ventanas cortas con artefactos de movimiento significativos.

Fueron tomadas señales de fotoplethysmografía y acelerometría triaxial en 98 pacientes (45 con FA y 53 con otros ritmos) usando el dispositivo wearable Samsung Simband por aproximadamente 5 minutos. Del mismo modo, se realizó simultáneamente un electrocardiograma de un solo canal para la verificación del ritmo.

El algoritmo presentado en este estudio para la detección de Fibrilación Auricular está basado en redes neuronales profundas. Específicamente, se desarrolló una red neuronal convolucional (CNN) para tal fin.

En este trabajo se hace análisis tanto en tiempo como en frecuencia en ventanas de 30 segundos de duración. Los features utilizados para el análisis en tiempo fueron: Entropía de Muestreo, desviación estándar del intervalo latido a latido, una versión robusta de dicha desviación estándar y la desviación estándar ponderada. Mientras que el análisis en frecuencia se hace mediante una transformada wavelet.

La evaluación de este enfoque fue realizada teniendo en cuenta sólo los features de tiempo, teniendo en cuenta sólo el análisis en frecuencia y combinando ambos. Los resultados obtenidos fueron:

- Sólo los features de tiempo: AUC = 0.90, Precisión = 87.8%
- Sólo análisis en frecuencia: AUC = 0.89, Precisión = 87.7%
- Features + análisis en frecuencia: AUC = 0.95, Precisión = 91.8%

Deep Learning Based Atrial Fibrillation Detection Using Wearable Photoplethysmography Sensor [11]

Este estudio tiene como objetivo, emplear las señales recolectadas a partir de un dispositivo wearable PPG, procesarlas mediante software para así proveer una solución portable, no invasiva y de bajo costo para el monitoreo y la detección de FA. Además, proponer un sistema de aprendizaje profundo para la detección de FA que pueda filtrar señales de muy mala calidad y realizar predicciones confiables.

Para llevar a cabo este proyecto, se entrena una red neuronal convolucional (CNN) auxiliar para detectar señales de buena calidad a partir de los segmentos de señal recolectados por el sensor, sin construir ésta de forma manual. Esta red garantiza que el algoritmo de detección se alimente con una buena calidad de señal y pueda realizar predicciones razonables. Es así como el algoritmo planteado presenta 2 tipos de flujo de trabajo: en el primero, la red de evaluación de la calidad actúa como un guardián de entrada e identifica segmentos de señal PPG sin procesar, con buena calidad y adecuada para la detección de FA. Por otro lado, se entrena una red neuronal independiente encargada de la detección de FA, la cual predice en términos de probabilidad, la presencia de FA en las señales recibidas de la red neuronal encargada de la evaluación de calidad.

An Adaptive Organization Index to Characterize Atrial Fibrillation using Wrist-Type Photoplethysmographic Signals [12]

Este estudio tiene como objetivo evaluar el desempeño de nuevos índices que se encargan de cuantificar el nivel de organización en las señales de PPG para diagnosticar la FA. Las señales de PPG fueron obtenidas a partir de un grupo de 18 pacientes sometidos a ablación por catéter mediante un dispositivo de muñeca, así mismo fue empleado un ECG como referencia estándar el cual fue anotado por expertos y las señales fueron divididas en segmentos etiquetados como SNR, FA,

ritmo irregular y ritmo regular. Las señales de PPG posteriormente fueron organizadas mediante niveles, bajo el uso de un índice de organización adaptativo definido como la relación de la potencia de la frecuencia fundamental y el primer armónico del total de la potencia de la señal de PPG, estimado con filtros pasa banda adaptativos. Los índices organizacionales adaptativos (AOI) fueron considerablemente más bajos en las señales de FA en comparación a las demás categorías.

Validating Features for Atrial Fibrillation Detection from Photoplethysmogram under Hospital and Free-living Conditions [13]

En este estudio se evalúa el valor predictivo de los features de PPG para la detección de Fibrilación Auricular tanto en condiciones hospitalarias como de vida libre.

Para ello, señales de PPG fueron tomadas desde la muñeca de los pacientes con el dispositivo CM3 de tercera generación, de 18 pacientes antes y después de una cardioversión (condiciones hospitalarias), y de 16 pacientes en condiciones de vida libre, por 24 horas.

Se calcularon seis features de variabilidad e irregularidad del intervalo entre latidos (IBI) basadas en PPG en tres ventanas de tiempo diferentes (30s, 60s y 120s). Los umbrales para la clasificación de FA para cada uno de los features fueron determinados con los datos recolectados en las condiciones hospitalarias, y probados con los datos en condiciones de vida libre.

Los features que expresan la variabilidad o irregularidad en la secuencia IBI fueron: Media cuadrática de variables sucesivas (RMSSD), Entropía de Shannon (ShE), el porcentaje de diferencias de intervalo de intervalos sucesivos superiores a 40 ms (pNN40) y superiores a 70 ms (pNN70) y la Entropía de muestreo (SampEn) para 40ms y 70ms.

Los mejores resultados obtenidos para la clasificación de FA se obtuvieron en una ventana de 120s con el feature pNN40 (sensibilidad = 97.71%, especificidad = 66.0%). En promedio, la sensibilidad fue mayor en las condiciones hospitalarias (92.3% vs. 76.6%) y la especificidad más alta en las condiciones de vida libre (60.7% vs. 84.9%)

Monitoring of heart rate and inter-beat-intervals with wrist photoplethysmography in patients with atrial fibrillation [14]

El propósito de este estudio se basa en comprobar si un dispositivo PPG wearable puede ser empleado de forma precisa para la detección de FA y NSR durante el tratamiento posoperatorio de pacientes. 29 pacientes fueron monitoreados mediante un dispositivo ubicado en la muñeca durante sus rutinas de tratamiento

junto con un monitor ECG estándar, con el fin de comparar las señales de ritmo cardíaco provenientes del sensor PPG y del ECG. Las señales PPG fueron grabadas a 25Hz con el “PulseOn Optical Heart Rate (OHR) Monitor Prototype” y fueron procesadas por los algoritmos vinculados que posee el software del dispositivo. Posteriormente se realizó la estimación del ritmo cardíaco, la detección y estimación del intervalo entre latidos, el cual fue evaluado mediante diferentes “features” como la media, la desviación estándar, 3 variedades de porcentajes relacionados a los latidos del corazón, para los latidos de referencia y los estimados se halló el promedio de la diferencia entre éstos, el promedio de la diferencia absoluta y la media cuadrática de errores. Para la detección de la FA se desarrolló un algoritmo basado en la identificación de FA y de NSR de acuerdo a la diferencia entre intervalos sucesivos de latidos.

Los resultados arrojados por este método de detección de FA fueron del 99% respecto a sensibilidad y 93% de especificidad.

Respecto a los trabajos futuros se plantea el poder desarrollar una manera automática de rechazar u omitir datos irregulares, debido a artefactos de ruido, de movimiento, que puedan mejorar la especificidad en la detección de FA. De acuerdo a las desventajas presentadas en el estudio, se plantea el ambiente óptimo en el que se ha realizado la toma de la señal de PPG y ECG lo cual se encuentra alejado de un ambiente real. De igual manera, se necesita más evidencia de pacientes ambulatorios y de un seguimiento más extenso.

Computationally Efficient Algorithm for Photoplethysmography-Based Atrial Fibrillation Detection Using Smartphones [15]

En este estudio se plantea un algoritmo de detección de fibrilación auricular basado en fotoplethysmografía mediante el uso de celulares inteligentes de bajos costos y bajos requerimientos de memoria. Se propone la adquisición de señales PPG mediante el uso de la cámara y el flash de un teléfono inteligente, empleando métodos basados principalmente en los intervalos pico a pico (PPI) de la señal, que calculen un conjunto de características: estadísticas, en el dominio del tiempo y de la frecuencia, para discriminar FA de NSR (normal sinus rhythm) y que excluya automáticamente medidas producidas por agentes externos como fuertes movimientos de la mano. Se propone un método nuevo capaz de capturar de una mejor manera las variaciones de la señal pulsátil y que de forma proporcional se reduzca costo computacional y los requisitos de memoria. Se realiza la selección de características mediante ponderación y máquinas de vector de soporte (SVM), envían las características de mejor combinación a una aplicación móvil, que mediante líneas de decisión para pares de características o hiperplanos para características múltiples, se logra una detección perfecta de FA en base a datos clínicos registrados.

Los resultados obtenidos en este estudio, indican que para la detección de FA es más que suficiente el uso de solo dos “features” debido a que, evaluando el

comportamiento de éstos mediante combinaciones diferentes y basados en términos de sensibilidad, especificidad y precisión, se obtienen valores muy altos. De igual manera es mencionado que la detección de FA puede ser mejorada mediante el análisis de un mayor número de “features” dentro de las cuales se mencionan: la mediana de la altura en un aumento de pico y la energía de baja frecuencia de diferencias entre picos.

Como futuro prometedor para la detección de FA se resalta la Entropía de Shannon (ShE), la media cuadrática de diferencias sucesivas normalizada (nRMSSD), la kurtosis del espectro de la señal de PPG especialmente en casos en donde se encuentra una mayor relación señal a ruido. Así mismo, se plantea realizar el mismo análisis, pero teniendo en cuenta un mayor número de señales, haciendo combinaciones de más de dos “features”. En caso de no obtener los resultados esperados mediante SVM, se plantea una nueva clasificación no lineal con el fin de mapear características en espacios dimensionales.

Motion and Noise Artifact-Resilient Atrial Fibrillation Detection using a Smartphone [16]

Este estudio es la continuación de un estudio previo en el cual se hace la detección de FA a través de la adquisición de señales fotopletimográficas al ubicar el dedo sobre la cámara de un teléfono inteligente, por lo tanto, dicen que descubrieron que su algoritmo de detección de FA previamente desarrollado para Smartphones puede dar falsos positivos cuando se mueven los dedos o las manos de los sujetos, ya que dependen de la colocación correcta de los dedos sobre la cámara del teléfono inteligente para recopilar la señal de interés. Específicamente, las señales que se obtienen de sujetos con ritmo sinusal normal (NSR) pero que están corrompidas por artefactos de movimiento y ruido (MNA) se detectan con frecuencia como FA. Los episodios de FA y de movimiento corrompido tienen la característica similar de que los intervalos pulso a pulso (PPI) son irregulares. Por lo tanto, desarrollaron un algoritmo de detección de FA para Smartphones y resistente a MNA que primero discrimina y elimina los episodios dañados por MNA en las grabaciones realizadas con el celular y luego detecta el AF en las grabaciones sin MNA

Los resultados clínicos muestran que la precisión, la sensibilidad y la especificidad del algoritmo FA propuesto son 0.97, 0.98, 0.97, respectivamente, siendo estas más altas que las del algoritmo FA anterior.

Contact-Free Screening of Atrial Fibrillation by a Smartphone Using Facial Pulsatile Photoplethysmographic Signals [17]

El objetivo de este estudio fue evaluar el rendimiento de la aplicación móvil “Cardio Rhythm”, en la detección de Fibrilación Auricular a partir de señales fotopletimográficas faciales adquiridas sin contacto físico a través de la cámara

de un iPhone. La adquisición de señales se hace mediante la extracción de sutiles variaciones latido a latido del color de la piel que reflejan la señal pulsátil cardíaca, la grabación de video facial con la cámara del teléfono inteligente es un método novedoso para detectar una señal fotopleletismográfica facial pulsátil sin contacto físico.

La detección de FA se basó en hallar un patrón irregularmente irregular en la forma de onda fotopleletismográfica atribuible a AF. El algoritmo computarizaba los patrones de repetición en la forma de onda fotopleletismográfica en base a un análisis de autocorrelación y clasificaba los patrones usando una support vector machine previamente entrenada. Cada grabación era encriptada y transmitida de inalámbricamente a un servidor seguro en la nube para calcular la probabilidad de un pulso “regular” o “irregular” expresado como un porcentaje siendo 100% la probabilidad más alta.

Para el estudio se hicieron 3 diferentes medidas, dos en simultánea: señal de fotopleletismografía tomada desde la cara y desde el dedo índice del paciente con dos dispositivos móviles diferentes, y una señal de ECG tomada inmediatamente después de adquirir las señales PPG. La señal ECG fue tomada para servir de como el estándar de referencia.

Los resultados obtenidos para la señal de fotopleletismografía facial fueron: sensibilidad 94.7%, especificidad 95.8%, dando una precisión de 95.4%.

La señal de fotopleletismografía obtenida desde el dedo índice arrojó: sensibilidad 94.7%, especificidad 93.0%, dando una precisión de 93.5%.

Se requieren trabajos futuros para investigar la viabilidad de la autoevaluación por parte de pacientes utilizando la misma aplicación, en ambientes no supervisados.

Diagnostic assessment of a deep learning system for detecting atrial fibrillation in pulse waveforms [18]

El objetivo del presente estudio es evaluar el desempeño de un sistema de aprendizaje profundo para la detección automática de FA mediante señales PPG. Para lograr esto, se ha entrenado una red neuronal de aprendizaje profundo (DCNN) para la detección de FA en señales PPG de 17 segundos de duración mediante un dataset de 149048 señales de PPG construido a partir de una gran variedad de bases de datos públicas. Para llevar a cabo el análisis estadístico y las comparaciones de desempeño, las predicciones realizadas por el DCNN respecto al ruido, NSR fueron etiquetadas como “no FA” y para la comparación estadística, basados en la literatura y mediante combinaciones, se evaluó el desempeño de 6 “features” para la detección de FA (CoV, CoSEn, nRMSSD + ShE, nRMSSD + SD1/SD2, Poincaré Plot y SVM) sobre la misma base de datos. El modelo DCNN presenta una precisión para la detección de FA de 96.1%, Sensibilidad de 97.6% y especificidad de 96.5%.

Respecto a las limitaciones del trabajo es mencionada la falta de un mecanismo para que los médicos puedan reevaluar las señales de PPG y que las señales de ECG siguen siendo necesarias para confirmar si la FA está presente en señal de ritmo cardíaco. Por esto, las señales de ECG tomadas tuvieron que ser validadas por dos médicos cardiólogos especialistas. Para la validación clínica las señales de PPG fueron provenientes de un iPhone, lo cual conlleva a una variación de la precisión de los algoritmos empleados para la detección de FA debido a que ésta depende de la calidad del hardware empleado y la baja cantidad de ruido que pueda tener la señal. Como ventaja de éste método de detección se menciona el hecho de que sólo necesita de 17 segundos de grabación para poder detectar la FA mientras que otros métodos necesitan de 2 a 5 minutos para ello.

A Comparative Evaluation of Atrial Fibrillation Detection Methods in Koreans Based on Optical Recordings using a Smartphone [19]

La detección de FA mediante PPG en el presente estudio se presenta como una de las mejores soluciones frente a la detección y monitoreo de dicha arritmia de forma personal. Este estudio consiste en la evaluación de tres diferentes métodos para la detección de FA en pacientes coreanos. Los métodos empleados fueron: El k-ésimo vecino más cercano (kNN, % 98.65), redes neuronales (NN, %99.32) y máquinas de vector de soporte (SVN, %97.98). Para el análisis fueron empleadas 149 señales de FA las cuales pasaron por un pre-procesamiento para posteriormente calcular RMSSD en los intervalos RR y ShE los cuales fueron validados mediante “x-means” y la “MIT-BIH database” para las “features” de detección de FA. Para la toma de las señales de PPG se empleó la cámara de un Smartphone, médicos se encargaron de etiquetar 29 señales basándose en las señales de ECG. Éstas señales etiquetadas fueron tomadas como base verdadera con el fin de evaluar la precisión de cada uno de los métodos.

La recolección de los datos se llevó a cabo mediante la cámara y el flash de un iPhone durante 1 minuto de grabación, fue tomada como la región de interés (ROI) la mitad de la imagen que estaba más cercana al flash. Debido a que la cámara del iPhone no es capaz de grabar a 30fps que son el número de imágenes por segundo necesarias para obtener una señal de PPG confiable, fue necesario un algoritmo que se encargara de interpolar la señal a 30fps. Posteriormente la señal fue pasada por un filtro pasabanda con el fin de eliminar ruidos de diferentes rangos en HZ, como paso siguiente los picos de la señal fueron detectados para poder calcular el ritmo cardíaco a partir del intervalo pulso a pulso (PPI). Las “features” empleadas para analizar la variabilidad del ritmo cardíaco fueron la RMSSD en los intervalos RR, la media de desviaciones estándar de normales a normales intervalos RR (SDNN), la desviación estándar de todos los intervalos RR en 5 minutos sucesivos (SDANN) y la ShE. Los resultados arrojados por la prueba demuestran que los tres métodos evaluados presentan un %100 de precisión para el dataset tomado como base de verdad.

Respecto a trabajos futuros, se plantea la evaluación de métodos que tengan como fin evitar y eliminar ruido proveniente de las señales de PPG y así poder obtener mejores resultados aplicando los mismos métodos. De igual manera, se plantea una investigación basada en encontrar más “features” que mediante su combinación puedan aumentar sus ventajas frente a la detección de la FA.

Smart detection of atrial fibrillation [20]

En el presente estudio se desarrolla una aplicación que procesa de forma simultánea múltiples parámetros fisiológicos utilizando un nuevo análisis de onda de pulso y métodos no lineales para el análisis de señales. El estudio se realizó a un grupo de 80 pacientes ambulatorios, excluyendo de éste grupo a menores de 18 años, pacientes con derivación de diálisis o linfedema. Dicho grupo de estudio requirió un diagnóstico de FA en el registro, al menos una grabación ECG que mostrara FA y fue comparado con un grupo de control de 40 pacientes en SR al momento del examen. La señal PPG se obtuvo colocando el dedo índice sobre la cámara y el flash de un iPhone 4S, en donde las señales de pulso fueron derivadas del canal de espectro de luz verde de las señales de video grabadas (5 minutos). Posteriormente fueron filtradas mediante un filtro pasabanda con una frecuencia de corte inferior de 0.5 Hz y superior de 7 Hz. Un novedoso algoritmo de detección de latidos cardíacos, basado en una combinación de la morfología y el análisis de frecuencia de la onda de pulso, se aplicaron para detectar todos los intervalos latido a latido (BBI). A partir de la serie temporal BBI extraída, los latidos prematuros y otro tipo de interrupciones fueron eliminados y reemplazados por los puntos correspondientes en la serie temporal BBI gracias a un algoritmo de estimación de varianza adaptativa. Se calcularon y analizaron varios índices que representan la variabilidad del ritmo cardíaco con respecto a su capacidad de discriminar entre AF de SR mediante 3 test diferentes: media cuadrática para variables sucesivas en intervalos R-R, Entropía de Shannon y Análisis de la trama de Poincaré. Para el análisis se empleó la señal proporcionada por un monitor de frecuencia cardíaca ubicado en el pecho del paciente, ya que provee intervalos R-R simultáneos, para ser transmitida al iPhone mediante bluetooth y ser usados como referencia para documentar la presencia de FA al momento de captar las señales. Se creó una aplicación para transformar la señal óptica en una forma de onda curva y probado para la distribución de intervalos 'RR'. Con esta técnica, podrían discriminar con éxito AF de SR en pacientes antes y después de la cardioversión con una especificidad del 97% y una sensibilidad del 96%.

Respecto a Trabajos futuros, en el presente paper se plantea una nueva etapa para el algoritmo desarrollado, la cual, consiste en un chequeo de calidad de la señal, debido a que la calidad de las señales analizadas en el estudio, es superior en comparación a un ámbito real. De la misma forma, se plantea poder obtener señales ECG y PPG desde un mismo dispositivo wearable o smartwatch, siendo combinadas en ésta aplicación para poder ofrecer una herramienta de fácil detección de FA.

Research on Algorithm of Extracting PPG Signal for Detecting Atrial Fibrillation based on Probability Density Function [21]

El presente estudio introduce un Nuevo método para la extracción de señales PPG basado en la función de densidad de probabilidad y diagramas de espacio de fase. Las señales PPG evaluadas en el presente estudio provenían del dedo del paciente posado sobre la cámara de un Smartphone. La onda de pulso fue separada y reconstruida mediante la función de densidad de probabilidad por el algoritmo de diagrama de espacio de fase.

Finalmente, la detección de la FA fue encontrada por la diferencia de simetría de los datos en la función de densidad de probabilidad de un paciente con FA y un paciente con NSR.

Detection of atrial fibrillation using an earlobe photoplethysmographic sensor [22]

En este estudio prueban la viabilidad de la detección de FA mediante la señal PPG adquirida de un sensor fotoplethysmográfico económico, no invasivo, en el lóbulo de la oreja. Se realizó con un grupo de pacientes clasificados en tres grupos: pacientes saludables (sin FA), pacientes con FA antes de que se les realizara una cardioversión y pacientes con FA después de que se les realizara la cardioversión.

La adquisición de la señal de PPG se realizó por 5.4 +/- 0.3 minutos y el procesamiento de ésta fue realizado en dos etapas, una primera de acondicionamiento de la señal y la segunda de extracción de parámetros o características.

El parámetro con la mayor capacidad de clasificación resultó en una sensibilidad y especificidad del 90.9%.

Este enfoque permite el monitoreo cardíaco a largo plazo con restricciones mínimas para el usuario, sin embargo, en este estudio se desarrolló una técnica de detección basada solo en las grabaciones realizadas de 5 minutos de duración. Una limitación de esta longitud de grabación es que los episodios paroxísticos cortos de FA pueden pasar desapercibidos.

ANEXO C. LIMITACIONES DE LOS ESTUDIOS ANALIZADOS

En la Tabla a son presentadas las brechas encontradas para cada sistema analizado.

Estudio (artículo)	Brechas existentes
Monitoring and Detecting Atrial Fibrillation using Wearable Technology [1]	<ul style="list-style-type: none"> - No cuenta con el desarrollo de una app móvil. - Máxima duración de toma de señales 8.5 minutos. - Estudio realizado en ambiente controlado, con pacientes en estado de reposo, por lo tanto no se tiene en cuenta el movimiento.
Detection of Atrial Fibrillation Episodes Using a Wristband Device [2]	<ul style="list-style-type: none"> - No cuenta con el desarrollo de una app móvil. - Estudio realizado en ambiente controlado, con pacientes en estado de reposo, por lo tanto no se tiene en cuenta el movimiento.
Passive Detection of Atrial Fibrillation Using a Commercially Available Smartwatch [3]	<ul style="list-style-type: none"> - No cuenta con el desarrollo de una app móvil. - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia.
Can one detect atrial fibrillation using a wrist-type photoplethysmographic device? [4]	<ul style="list-style-type: none"> - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
Comparison between electrocardiogram and photoplethysmogram derived features for atrial fibrillation detection in free-living conditions [5]	<ul style="list-style-type: none"> - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil. - Desbalance en los datos capturados.
Atrial Fibrillation Detection Using a Novel Cardiac Ambulatory Monitor Based on Photo-Plethysmography at the Wrist [6]	<ul style="list-style-type: none"> - No se tiene en cuenta el filtrado de la señal. - Bajo número de “features” empleadas para la detección de FA. - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
Detection of Beat-to-Beat Intervals from Wrist Photoplethysmography in Patients with Sinus Rhythm and Atrial Fibrillation After Surgery [7]	<ul style="list-style-type: none"> - Validación de calidad de señal a partir de las señales de acelerometría, por lo tanto, no se aplican filtros a la señal, ni etapa de corrección. - Bajo número de “features” empleadas para la detección de FA.

	<ul style="list-style-type: none"> - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
Using Support Vector Machines for Atrial Fibrillation Screening [8]	<ul style="list-style-type: none"> - Bajo número de “features” empleadas para la detección de FA. - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
Atrial Fibrillation Detection using Photo-plethysmography and Acceleration Data at the Wrist [9]	<ul style="list-style-type: none"> - No detallan el algoritmo ni especifican el procesamiento que se le hace a la señal. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
A Deep Learning Approach to Monitoring and Detecting Atrial Fibrillation using Wearable Technology [10]	<ul style="list-style-type: none"> - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
Deep Learning Based Atrial Fibrillation Detection Using Wearable Photoplethysmography Sensor [11]	<ul style="list-style-type: none"> - Segmentos de señal de 30 segundos de duración. - Validación de calidad de señal a partir de las señales de acelerometría, por lo tanto, no se aplican filtros a la señal, ni etapa de corrección. - No se emplean “features” para la detección de FA. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
An Adaptive Organization Index to Characterize Atrial Fibrillation using Wrist-Type Photoplethysmographic Signals [12]	<ul style="list-style-type: none"> - No se expone ni presenta una validación en la toma de señales a partir del dispositivo desarrollado. - No se evalúa ningún tipo de medida a partir de los intervalos RR - No se emplean “features” para la detección de FA. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
Validating Features for Atrial Fibrillation Detection from Photoplethysmogram under Hospital and Free-living Conditions [13]	<ul style="list-style-type: none"> - No cuenta con el desarrollo de una app móvil. - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia.
Monitoring of heart rate and inter-beat-intervals with wrist photoplethysmography in patients with atrial fibrillation [14]	<ul style="list-style-type: none"> - No se hace uso de acelerómetro como referencia. - El algoritmo no incluye una etapa de eliminación o corrección de ruido.

	<ul style="list-style-type: none"> - Bajo número de “features” empleadas para la detección de FA. - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
<p>Computationally Efficient Algorithm for Photoplethysmography-Based Atrial Fibrillation Detection Using Smartphones [15]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - La Toma de muestras se realiza mediante la cámara de un celular, lo cual no es conveniente para obtener una señal confiable. - Señales con duración de 2 minutos. - No se hace uso de acelerómetro como referencia. - Bajo número de “features” empleadas para la detección de FA. - Se menciona la posibilidad de implementación de APP móvil, pero no se realiza.
<p>Motion and Noise Artifact-Resilient Atrial Fibrillation Detection using a Smartphone [16]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - La Toma de muestras se realiza mediante la cámara de un celular, lo cual no es conveniente para obtener una señal confiable. - Señales con duración de 2 minutos. - No se hace uso de acelerómetro como referencia.
<p>Contact-Free Screening of Atrial Fibrillation by a Smartphone Using Facial Pulsatile Photoplethysmographic Signals [17]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - La Toma de muestras se realiza mediante la cámara de un celular, lo cual no es conveniente para obtener una señal confiable. - Señales con duración de 2 minutos.
<p>Diagnostic assessment of a deep learning system for detecting atrial fibrillation in pulse waveforms [18]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - La Toma de muestras se realiza mediante la cámara de un celular, lo cual no es conveniente para obtener una señal confiable. - Limitación en la tecnología disponible, ya que el iPhone 4s no permite capturar señales a 30fps que es lo mínimo requerido para un óptimo análisis y procesamiento de señal para la detección de FA. - No se hace uso de acelerómetro como referencia. - Señales de 17 segundos de duración. - El algoritmo no incluye una etapa de eliminación o corrección de ruido. - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia.

	<ul style="list-style-type: none"> - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
<p>A Comparative Evaluation of Atrial Fibrillation Detection Methods in Koreans Based on Optical Recordings using a Smartphone [19]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - La Toma de muestras se realiza mediante la cámara de un celular, lo cual no es conveniente para obtener una señal confiable. - Limitación en la tecnología disponible, ya que el iPhone 4s no permite capturar señales a 30fps que es lo mínimo requerido para un óptimo análisis y procesamiento de señal para la detección de FA. - Señales de 60 segundos de duración. - No se hace uso de acelerómetro como referencia. - El algoritmo no incluye una etapa de eliminación o corrección de ruido. - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil.
<p>Smart detection of atrial fibrillation [20]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - La Toma de muestras se realiza mediante la cámara de un celular, lo cual no es conveniente para obtener una señal confiable. - Limitación en la tecnología disponible, ya que el iPhone 4s no permite capturar señales a 30fps que es lo mínimo requerido para un óptimo análisis y procesamiento de señal para la detección de FA. - 2 - 5 minutos de duración de la prueba. - No se hace uso de acelerómetro como referencia. - Bajo número de “features” empleadas para la detección de FA. - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia.
<p>Research on Algorithm of Extracting PPG Signal for Detecting AtrialFibrillation based on Probability Density Function [21]</p>	<ul style="list-style-type: none"> - La Toma de muestras se realiza mediante la cámara de un celular, lo cual no es conveniente para obtener una señal confiable. - No se hace uso de acelerómetro como referencia. - El algoritmo no incluye una etapa de eliminación o corrección de ruido. - Bajo número de “features” empleadas para la detección de FA.

	<ul style="list-style-type: none"> - No se emplean “features” en el dominio de la frecuencia. - No cuenta con el desarrollo de una app móvil. - No se especifica duración de las muestras. - Desbalance de datos recolectados.
Detection of atrial fibrillation using an earlobe photoplethysmographic sensor [22]	<ul style="list-style-type: none"> - Máxima duración de la señal que puede ser analizada: 5 minutos. - Estudio realizado en ambiente controlado, con pacientes en estado de reposo, por lo tanto no se tiene en cuenta el movimiento.

Tabla a. Brechas encontradas en los estudios

ANEXO D. DESCRIPCIÓN DE LAS APLICACIONES MÓVILES ANALIZADAS

D.1. GOOGLE PLAY STORE (ANDROID)

D.1.1. Aplicaciones que detectan fibrilación auricular

FibriCheck

FibriCheck es la primera aplicación médica de clase IIa con certificación CE que permite la monitorización del ritmo cardíaco con la cámara del teléfono móvil. FibriCheck es capaz de detectar trastornos del ritmo cardíaco, como fibrilación auricular, latidos ectópicos, etc.

Para realizar una medición, solo se necesita colocar el dedo durante 60 segundos en la cámara del teléfono móvil, lo que le permitirá detectar la forma de onda del pulso con la luz óptica y la cámara del teléfono móvil. Sus algoritmos validados harán el resto y se asegurarán de que todas las mediciones de los pacientes se envíen automáticamente y se prioricen en el panel de control de los médicos.

FibriCheck solo está disponible con prescripción médica.

Heart Inform registrador de corazón personal (ECG)

Requiere digitalizador de Heart Inform

Heart Inform es un adelanto técnico que proporciona un ECG fiable y preciso en el teléfono móvil con la detección inmediata de los ataques cardíacos Fibrilación Atrial (AF) y Fibrilación Ventricular (VF). Las irregularidades se muestran claramente y se pueden enviar por correo electrónico a un médico para un análisis adicional.

Preventicus Heartbeats – Análisis de ritmo cardíaco

Preventicus Heartbeats analiza el ritmo cardíaco vital, de manera sencilla y en cualquier momento con la cámara del teléfono móvil, sin necesidad de dispositivos adicionales. La aplicación ha sido clínicamente validada y diseñada para detectar los ritmos cardíacos irregulares (por ej., las extrasistolias) y para controlar la presencia de una arritmia absoluta sospechosa de fibrilación auricular. La aplicación trabaja con una precisión aproximadamente equivalente a la de un ECG, según los resultados confirmados en estudios clínicos.

Photo AFib Detector

El Photo AFib Detector fue diseñado para la detección personal de AFib y el monitoreo de la frecuencia cardíaca.

Utiliza la cámara trasera incorporada en el teléfono inteligente para capturar el video de la punta del dedo para extraer la señal PPG y luego estimar dos parámetros (RMSSD y ShE) para la detección de Fibrilación Auricular.

D.1.2. Aplicaciones que brindan información sobre fibrilación auricular

AF-STROKE (FREE)

AF-STROKE es una aplicación sencilla para evaluar a los pacientes con fibrilación auricular (FA) contra los factores de riesgo de accidente cerebrovascular y para ayudar a elegir la terapia antitrombótica adecuada para la prevención del accidente cerebrovascular.

Atrijška fibrilacija

En esta aplicación está enfocada en brindar toda la información posible sobre fibrilación auricular con el fin de que el usuario aprenda todo acerca de dicha arritmia.

SS Atrial Fibrillation

Esta aplicación ayuda a los pacientes a autogestionarse mediante la utilización de herramientas interactivas. Proporciona a los pacientes información importante sobre los signos y síntomas de la fibrilación auricular y el tratamiento de la enfermedad. Esta aplicación también permite a los pacientes realizar un seguimiento de la fibrilación auricular a lo largo del tiempo con una opción gráfica. Estos registros se pueden mostrar a un médico que, a su vez, puede utilizarlos para mejorar la calidad de vida de los pacientes.

Esta aplicación también permite a los pacientes recordar cuándo y qué medicamentos tomar para controlar la fibrilación auricular.

Flinders Cardiology App

Flinders Cardiology App es una aplicación diseñada para permitirles a los pacientes rastrear y registrar sus síntomas de fibrilación auricular (FA) y cualquier efecto secundario relacionado con el tratamiento. El objetivo de la aplicación es brindar una forma para que pueda realizarse un seguimiento de los síntomas y proporcionar un registro útil de los mismos para que un profesional de la salud pueda revisarlos.

Atlas of Atrial Fibrillation

Es una colección completa de videos relacionados con: anatomía del corazón, sus sistemas eléctricos, arritmias cardíacas y fibrilación auricular: causas, síntomas, factores de riesgo, complicaciones, diagnóstico y tratamiento.

Afib Companion

Afib Companion es un programa educativo y de ejercicios de 90 días para pacientes con fibrilación auricular. Las lecciones diarias consisten en una unidad educativa sobre fibrilación auricular, consejos para un estilo de vida saludable, ejercicios físicos simples, ejercicios de respiración y lecciones de atención plena. El objetivo principal del programa es capacitar a los pacientes de fibrilación auricular enseñándoles más sobre la enfermedad y cómo pueden recuperar el control de su salud.

Atrial Fibrillation Calculator

Esta aplicación brinda información sobre la Fibrilación Auricular y permite calcular el riesgo de padecerla en 10 años.

D.1.3. Aplicaciones para personal médico

FibrilaciónApp

La aplicación proporciona un algoritmo para el manejo de anticoagulación oral en pacientes con FA.

CHADVASC HASBLED Calculadora

La aplicación permite calcular los valores de las escalas CHADSVASC y HASBLED para pacientes con fibrilación auricular no valvular.

Stroke prevention in Atrial Fibrillation

Esta aplicación tiene como objetivo proporcionar educación médica a los trabajadores clínicos de atención médica de primera línea, estudiantes de medicina y proveedores de servicios médicos para prevenir el accidente cerebrovascular relacionado con la fibrilación auricular.

A-Fib Calc

La aplicación A-Fib Calc ofrece un método rápido y preciso para calcular la puntuación CHA2DS2-VASc para el riesgo de accidente cerebrovascular por fibrilación auricular.

Atrial fibrillation risk calc

Esta aplicación gratuita y fácil de usar proporciona una manera conveniente de calcular la puntuación CHA2DS2-VASc y el riesgo asociado de accidente cerebrovascular. Contiene un enlace a los últimos estándares de tratamiento y un enlace a una aplicación HAS-BLED para calcular el riesgo de sangrado utilizado en algunos estándares de tratamiento.

CHA2DS2-VASc HAS-BLED Escalas

La escala CHADS2 y su versión actualizada CHA2DS2-VASc son reglas de predicción clínica que permiten estimar el riesgo de accidente cerebrovascular en pacientes con fibrilación auricular, una arritmia frecuente que predispone a la ocurrencia de accidente cerebrovascular tromboembólico.

CHADS2 Y CHA2DS2-VASc

Esta aplicación calcula la puntuación CHADS 2 / CHA 2 DS 2 - VASc y muestra el riesgo de aparición de accidente cerebrovascular en pacientes con fibrilación auricular.

Anticoag-AF

Esta aplicación es para personal médico que necesita revisar rápidamente qué anticoagulantes (incluidos los anticoagulantes orales directos (DOAC)) se usan para prevenir el accidente cerebrovascular en pacientes con fibrilación auricular no valvular (NVAf).

D2. APP STORE (IOS)

D.2.1. Aplicaciones que detectan fibrilación auricular

Atrial Fibrillation & Congestive Heart Failure

Conformado por las tres aplicaciones más populares relacionadas con el ritmo cardíaco. La primera de ellas detecta de forma automática la FA y la insuficiencia cardíaca congestiva, mediante el ritmo cardíaco tomado durante 10 y 20 segundos. Otra de ellas, se encarga de realizar el análisis del sistema nervioso

autónomo y el manejo del estrés y la fatiga. La tercera de ellas, se encarga de la gestión del ritmo cardíaco.

Photo AFib Detector

El Photo AFib Detector fue diseñado para la detección personal de AFib y el monitoreo de la frecuencia cardíaca.

Utiliza la cámara trasera incorporada en el teléfono inteligente para capturar el video de la punta del dedo para extraer la señal PPG y luego estimar dos parámetros (RMSSD y ShE) para la detección de Fibrilación Auricular.

DECAAFII

Consiste en un estudio clínico realizado acerca de la identificación de FA basado en grabaciones de ECG para su posterior análisis de forma anónima.

D.2.2. Aplicaciones que brindan información sobre fibrilación auricular

EHRA Key Messages

Esta aplicación tiene el fin de brindar información al usuario en relación al ritmo cardíaco y enfermedades relacionadas.

Atrial Fibrillation Patient Decision Tool

Aplicación creada por médicos y profesionales en salud, para pacientes con FA con el fin de brindarles recomendaciones acerca del anticoagulante ideal a emplear basado en sus necesidades y características.

Signs & Symptoms Atrial Fibrillation

Diseñada para brindar ayuda a pacientes con FA sobre el propio cuidado y manejo sobre su arritmia mediante el uso de herramientas interactivas, dando acceso a información importante respecto a síntomas, señales y manejo de la FA. De igual manera permite realizar grabaciones del ritmo cardíaco con el fin de poder ser mostradas a los doctores encargados.

Cardio calculator

Aplicación basada en el cálculo de riesgo que presenta un paciente con FA mediante el abordaje múltiples evaluadores de factores de riesgo, de sufrir un accidente cerebrovascular.

Heart_Rhythm

Esta aplicación está enfocada en brindar al paciente el riesgo de sufrir un accidente cerebrovascular, mediante la grabación del ritmo cardíaco.

IMPACT-AF Mobile Patient Diary

Aplicación orientada a los pacientes que se encuentran inscritos en el proyecto “IMPACT-AF” realizado durante 12 meses en nueva Escocia con el fin de investigar la manera de mejorar el cuidado de personas que sufren de FA.

Afib Companion

Es un programa educativo y de ejercicios con duración de 90 días para pacientes con FA, el cual consiste en brindar unidades educacionales, recomendaciones para un estilo de vida saludable, ejercicios físicos simples, etc.

Learn ECG

Representa una introducción a la electrocardiografía clínica. Brinda guías de interpretación de ECG, lo cual incluye FA, Atrial flutter, medidas estándares de grabaciones ECG, entre otras.

APHRS AF Awareness

Se encuentra basada en el incremento de conciencia pública acerca de la prevención de accidente cerebrovascular y mejorar la educación frente la FA.

Cardio Visual: Heart Health

Aplicación creada por cardiólogos, la cual está dirigida para médicos y pacientes, cuya funcionalidad es la de brindar recursos educativos, videos, gráficos interactivos e informativos. Se incluyen también, explicaciones médicas simplificadas de tratamientos y condiciones sobre FA, ataques al corazón, insuficiencias cardíacas, anginas, presión arterial, entre otras.

D.2.3. Aplicaciones para personal médico

FibrilaciónApp

Aplicación que se encarga de brindar información sobre el manejo de anticoagulación oral en pacientes con FA.

Fibrilación Auricular en urgencias

Aplicación que integra de manera secuencial los aspectos necesarios para el manejo del paciente que solicitan atención en urgencias por un episodio de FA.

Calculadora TRT

Calcula el Tiempo en Rango Terapéutico para pacientes con FA no valvular tratados con anti-vitamina K.

CHADS-VASc

Brinda a los profesionales de la salud el más reconocido evaluador CHA2DS2-VASc de pacientes con FA que tengan riesgo de sufrir un accidente cerebrovascular.

WarfarinGuide

Esta aplicación está orientada para profesionales de la salud, estudiantes y educadores pertenecientes al ámbito médico, la cual consiste en una guía basada en recomendaciones que ofrece 3 recursos esenciales para el manejo de una cuidadosa y sistemática anticoagulación con warfarina basada en evidencias reales sobre pacientes con FA.

ManageAnticoag

Ayuda a los médicos y profesionales en salud en el planeamiento y manejo de escenarios de pacientes con FA que necesiten de anticoagulantes orales.

CHADS-VASc Calculator

Aplicación simple que tiene como fin el cálculo de riesgo de sufrir una enfermedad tromboembólica en pacientes con FA.

iCCS

Aplicación que contiene directrices, videos introductorios, calculadoras clínicas, tablas de medicamentos y demás enfocados en FA, insuficiencias cardíacas, terapias de sincronización cardíacas, etc.

Stroke Prevention in AFIB @PoC

Es una plataforma de toma de decisiones clínicas enfocada en la prevención de accidentes cerebrovasculares en pacientes con FA y Tromboembolismo venoso. Provee un soporte coordinado de decisiones clínicas para profesionales en salud con el fin de brindar y permitir contenido cuando éste es necesario para tomar mejores decisiones, mejores resultados y cuidados.

CHADS-VASC

Calculador para estimar el riesgo de embolia en pacientes con FA.

AFib Manager

Aplicación enfocada en brindar ayuda en la gestión de síntomas y señales que pueden afectar a pacientes con FA.

CHA2DS2-VASC-SCORE / CHADS2 SCORE

Aplicación enfocada a predecir de forma anual el riesgo de sufrir un accidente cerebrovascular en pacientes con FA.

AntiCoagAF

Esta aplicación está dirigida para médicos practicantes quienes necesiten un rápido resumen acerca de que anticoagulante debe ser usado en pacientes que sufran FA no valvular.

Birmingham CHA2DS2-VASc

Aplicación basada en un método clínico validado que tiene fin el calcular el riesgo de accidente cerebrovascular en pacientes con FA no valvular.

LifeCourse AFinity

Innovadora aplicación orientada al cuidado personalizado para pacientes con FA, el cual provee un grupo de herramientas comprensivas.

HAS-BLED Bleeding Risk Score

Aplicación basada en un método clínico validado que tiene como fin calcular el riesgo que tiene, en un período de un año, un paciente con FA de sufrir sangrado.

D3. (WINDOWS PHONE)

D.3.1. Aplicaciones que brindan información sobre fibrilación auricular

CarnaLife System

Puede utilizarse para guardar, ver e interpretar las pruebas de ECG, así como para registrar los niveles de glucosa en la sangre, el peso, la presión arterial y la temperatura medida con un dispositivo telemático externo.

Sus principales usos son el de diagnóstico cardíaco y la verificación de resultados de pruebas de pacientes casi en tiempo real. Lo que le permite al médico diagnosticar continuamente a los pacientes y controlar su nivel de azúcar, presión arterial, fiebre o hipotermia, fibrilación auricular. La aplicación genera alarmas cuando hay presencia de riesgos vitales.

D.3.2. Aplicaciones para personal médico

ESC Pocket Guidelines

Esta aplicación contiene 24 tipos de diagnósticos de pacientes basados en pautas, terapias o guías de bolsillo, como por ejemplo: Fibrilación Auricular, tratamientos de cáncer y toxicidad cardiovascular, hipertensión pulmonar, entre otras. Además, esta aplicación proporciona una gran cantidad de herramientas interactivas como algoritmos, puntuaciones, tablas y calculadoras.

REFERENCIAS ANEXOS

- [1] S. Nemati *et al.*, “Monitoring and detecting atrial fibrillation using wearable technology,” in *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2016, vol. 2016, pp. 3394–3397.
- [2] V. D. A. Corino, R. Laureanti, L. Ferranti, G. Scarpini, F. Lombardi, and L. T. Mainardi, “Detection of atrial fibrillation episodes using a wristband device,” *Physiol. Meas.*, vol. 38, no. 5, pp. 787–799, May 2017.
- [3] G. H. Tison *et al.*, “Passive detection of atrial fibrillation using a commercially available smartwatch,” *JAMA Cardiol.*, vol. 3, no. 5, pp. 409–416, 2018.
- [4] S. Fallet, M. Lemay, P. Renevey, C. Leupi, E. Pruvot, and J. M. Vesin, “Can one detect atrial fibrillation using a wrist-type photoplethysmographic device?,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, 2018.
- [5] L. M. Eerikäinen *et al.*, “Comparison between electrocardiogram- and photoplethysmogram-derived features for atrial fibrillation detection in free-living conditions,” *Physiol. Meas.*, vol. 39, no. 8, p. 084001, Aug. 2018.
- [6] A. G. Bonomi *et al.*, “Atrial fibrillation detection using a novel cardiac ambulatory monitor based on photo-plethysmography at the wrist,” *J. Am. Heart Assoc.*, vol. 7, no. 15, 2018.
- [7] A. Tarniceriu *et al.*, “Detection of Beat-to-Beat Intervals from Wrist Photoplethysmography in Patients with Sinus Rhythm and Atrial Fibrillation after Surgery,” Nov. 2017.
- [8] D. Rivera, C. Veiga, J. J. Rodriguez-Andina, J. Farina, and E. Garcia, “Using support vector machines for atrial fibrillation screening,” in *2017 IEEE 26th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 2017, pp. 2056–2060.
- [9] A. Bonomi *et al.*, “Atrial Fibrillation Detection Using Photo:plethysmography and Acceleration Data at the Wrist,” in *Computing in Cardiology*, 2016, vol. 43, pp. 277–280.
- [10] S. P. Shashikumar, A. J. Shah, Q. Li, G. D. Clifford, and S. Nemati, “A deep learning approach to monitoring and detecting atrial fibrillation using wearable technology,” in *2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*, 2017, pp. 141–144.
- [11] A. Aliamiri and Y. Shen, “Deep learning based atrial fibrillation detection using wearable photoplethysmography sensor,” in *2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*, 2018, pp. 442–445.
- [12] S. Fallet, M. Lemay, P. Renevey, C. Leupi, E. Pruvot, and J.-M. Vesin, “An Adaptive Organization Index to Characterize Atrial Fibrillation using Wrist:Type Photoplethysmographic Signals,” 2016.
- [13] L. M. Eerikinen *et al.*, “Validating Features for Atrial Fibrillation Detection from Photoplethysmogram under Hospital and Free-living Conditions,” in *Computing in Cardiology*, 2017, vol. 44, pp. 1–4.
- [14] J. Harju, A. Tarniceriu, J. Parak, A. Vehkaoja, A. Yli-Hankala, and I. Korhonen, “Monitoring of heart rate and inter-beat intervals with wrist

- plethysmography in patients with atrial fibrillation,” *Physiol. Meas.*, vol. 39, no. 6, p. 065007, Jun. 2018.
- [15] T. Schack, Y. Safi Harb, M. Muma, and A. M. Zoubir, “Computationally efficient algorithm for photoplethysmography-based atrial fibrillation detection using smartphones C3 - Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS,” no. 1, pp. 104–108, 2017.
- [16] J. W. Chong *et al.*, “Motion and Noise Artifact-Resilient Atrial Fibrillation Detection Using a Smartphone,” *IEEE J. Emerg. Sel. Top. Circuits Syst.*, vol. 8, no. 2, pp. 230–239, 2018.
- [17] B. P. Yan *et al.*, “Contact-free screening of atrial fibrillation by a smartphone using facial pulsatile photoplethysmographic signals,” *J. Am. Heart Assoc.*, vol. 7, no. 8, 2018.
- [18] M. Z. Poh *et al.*, “Diagnostic assessment of a deep learning system for detecting atrial fibrillation in pulse waveforms,” *Heart*, pp. 1–8, 2018.
- [19] K. Lee, H. O. Choi, S. D. Min, J. Lee, B. B. Gupta, and Y. Nam, “A Comparative Evaluation of Atrial Fibrillation Detection Methods in Koreans Based on Optical Recordings Using a Smartphone,” *IEEE Access*, vol. 5, no. c, pp. 11437–11443, 2017.
- [20] L. Krivoshei *et al.*, “Smart detection of atrial fibrillation,” *Europace*, vol. 19, no. 5, p. euw125, Jul. 2016.
- [21] K. Liang, Y. Sun, F. Tian, and S. Ye, “Research on algorithm of extracting PPG signal for detecting atrial fibrillation based on probability density function,” *Open Biomed. Eng. J.*, vol. 9, pp. 179–184, 2015.
- [22] T. Conroy, J. H. Guzman, B. Hall, G. Tsouri, and J.-P. Couderc, “Detection of atrial fibrillation using an earlobe photoplethysmographic sensor,” *Physiol. Meas.*, vol. 38, no. 10, pp. 1906–1918, Sep. 2017.