

ANÁLISIS DE LA MODULACIÓN CARDÍACA AUTONÓMICA ANTE ESTÍMULO
DE GLUCOSA EN SANGRE: DETECCIÓN PRECOZ DEL SÍNDROME
METABÓLICO Y ENFERMEDADES CARDIOVASCULARES

CAMILO ANDRÉS GARCÍA NÚÑEZ
JESUS ALBERTO RIVERA PEREZ

UNIVERSIDAD POPULAR DEL CESAR
FACULTAD DE INGENIERIA Y TECNOLÓGICAS
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
VALLEDUPAR/CESAR

2025



ANÁLISIS DE LA MODULACIÓN CARDÍACA AUTONÓMICA ANTE ESTÍMULO
DE GLUCOSA EN SANGRE: DETECCIÓN PRECOZ DEL SÍNDROME
METABÓLICO Y ENFERMEDADES CARDIOVASCULARES

CAMILO ANDRÉS GARCÍA NÚÑEZ
JESUS ALBERTO RIVERA PEREZ

TRABAJO PRESENTADO COMO PROYECTO DE GRADO PARA OPTAR POR
EL TÍTULO DE INGENIERO ELECTRÓNICO

DIRECTORA:
Msc. ILIANA RUMBO.

COORDIRECTORA:
Msc. OMAIRA TAPIAS

UNIVERSIDAD POPULAR DEL CESAR
FACULTAD DE INGENIERIA Y TECNOLÓGICAS
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
VALLEDUPAR/CESAR

2025

DEDICATORIA

Este logro se lo dedicamos a nuestros padres, por su amor incondicional, su apoyo constante y por ser la principal fuente de inspiración. Gracias por enseñarnos el valor del esfuerzo y la dedicación.

A nuestras familias, por su paciencia, comprensión y palabras de aliento en los momentos más difíciles.

Y finalmente, a nosotros, por no rendirnos ante las adversidades y por confiar en las capacidades de cada uno.

AGRADECIMIENTOS

Les damos gracias a Dios, a Jesucristo y al Espíritu Santo por permitirnos finalizar este trabajo. Expresamos nuestro más sincero agradecimiento a todas las personas que, de una u otra manera, hicieron posible la realización de este trabajo de grado.

A nuestra directora de trabajo de grado, por su valiosa orientación y compromiso. Su experiencia y dedicación fueron esenciales para llevar este proyecto a buen término.

A los profesores y personal académico de la Universidad Popular del Cesar, por contribuir con sus enseñanzas y exigencia en nuestra formación profesional.

También queremos agradecer a todas las personas que participaron de manera voluntaria en el estudio, así como al laboratorio Biocell que nos abrió generosamente las puertas y facilitó el desarrollo de la investigación

Gracias a todos por formar parte de este logro.

ÍNDICE GENERAL

| | |
|---|-----------|
| DEDICATORIA | 2 |
| AGRADECIMIENTOS..... | 3 |
| ÍNDICE DE FIGURAS | 6 |
| ÍNDICE DE TABLAS | 7 |
| LISTA DE ABREVIATURAS | 8 |
| RESUMEN..... | 9 |
| ABSTRACT | 10 |
| INTRODUCCIÓN..... | 11 |
| I. LINEA DE INVESTIGACIÓN | 12 |
| II. DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA..... | 13 |
| III. JUSTIFICACIÓN | 14 |
| IV. OBJETIVOS | 15 |
| Objetivo General..... | 15 |
| Objetivos Específicos..... | 15 |
| V. MARCO REFERENCIAL..... | 16 |
| Antecedentes | 16 |
| Marco Teórico | 19 |
| 1. Síndrome metabólico | 19 |
| 2. Electrocardiograma | 21 |
| 3. La Variabilidad de Frecuencia Cardíaca (VFC)..... | 21 |
| 4. Sistema cardiovascular..... | 24 |
| 5. Sistema nervioso autónomo..... | 25 |
| 6. Potencial de reposo y acción cardíaco | 26 |
| 7. La Mediana y el Rango Intercuartílico (IQR)..... | 26 |
| VI. METODOLOGÍA..... | 28 |
| 1. Materiales..... | 29 |
| Electrocardiograma Portátil..... | 29 |
| 2. Criterios para la creación de la base de datos..... | 30 |
| 3. Procesamiento de datos | 31 |
| El Algoritmo de Pan-Tompkins (QRS)..... | 31 |
| Técnicas de Fusión..... | 33 |

| | |
|--|-----------|
| Beneficios de las Técnicas de Fusión | 34 |
| 4. Correlación lineal | 36 |
| Correlación de Pearson..... | 37 |
| Significancia Estadística (p)..... | 39 |
| VII. RESULTADOS | 40 |
| 1. Base de datos Química Sanguínea | 40 |
| 2. Base de datos electrocardiograma | 45 |
| 3. Análisis estadístico | 47 |
| VIII. CONCLUSIONES | 51 |
| IX. DISCUSIONES | 52 |
| X. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 53 |
| XI. ANEXOS | 58 |

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1. Variación de la frecuencia cardíaca en una señal ECG. | 21 |
| Figura 2. Anatomía macroscópica del corazón | 24 |
| Figura 3. Sistema cardiovascular | 24 |
| Figura 4. Ubicación de válvulas auriculoventriculares y semilunares. | 25 |
| Figura 5. Potenciales de acción en diferentes zonas cardíacas. | 26 |
| Figura 6. Diagrama de flujo del paso a paso implementado. | 28 |
| Figura 7. Electrocardiograma Comen H3. | 29 |
| Figura 8. Banner para la divulgación de la encuesta..... | 30 |
| Figura 9. Diagrama de flujo del algoritmo Pan-Tompkins. | 32 |
| Figura 10. Derivaciones de una señal ECG. | 33 |
| Figura 11. Detección de picos mediante algoritmo de fusión..... | 35 |
| Figura 12. Distribución del coeficiente en cada cuadrante. | 37 |
| Figura 13. Firma de consentimiento informado (izquierda). Toma de muestra de sangre por parte de enfermera (derecha)..... | 40 |
| Figura 14. Sujetos en tiempo de espera (izquierda). Toma de electrocardiograma (derecha)..... | 40 |
| Figura 15. Gráfica de triglicéridos grupo de Control y grupo con riesgo Síndrome Metabólico | 42 |
| Figura 16. Gráfica de Colesterol HDL grupo de Control y grupo con riesgo de Síndrome Metabólico. | 42 |
| Figura 17. Gráfica de Glicemia Basal grupo de Control y grupo con riesgo Síndrome Metabólico. | 43 |
| Figura 18. Gráfica de Glicemia Postprandial grupo de Control y grupo con riesgo Síndrome Metabólico. | 43 |
| Figura 19. Gráfica derivación 1 de un sujeto con riesgo SM y un sujeto de Control. | 45 |
| Figura 20. Gráfica derivación 8 de un sujeto con riesgo SM y un sujeto de Control. | 46 |

ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|---|----|
| Tabla 1. Conjunto de factores del síndrome metabólico según diferentes asociaciones. | 20 |
| Tabla 2. Interpretación geométrica del coeficiente de Pearson..... | 38 |
| Tabla 3. Interpretación de la correlación según los valores. | 39 |
| Tabla 4. Química sanguínea obtenida del grupo de Control. | 41 |
| Tabla 5. Química sanguínea obtenida del grupo con riesgo de Síndrome Metabólico. | 41 |
| Tabla 6. Número de sujetos según el tiempo de espera entre la ingesta y la segunda toma de sangre..... | 44 |
| Tabla 7. Valores de parámetros temporales extraídos del Grupo de Control..... | 46 |
| Tabla 8. Valores de parámetros temporales extraídos del Grupo con riesgo SM. | 47 |
| Tabla 9. Correlaciones entre parámetros de la VFC | 47 |
| Tabla 10. Correlaciones entre parámetros de la VFC y análisis sanguíneo en el grupo 1<Hora. | 48 |
| Tabla 11. Media (IQR) de las características de cada grupo. | 49 |

LISTA DE ABREVIATURAS

- **VFC/HRV:** Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca.
- **ECG:** Electrocardiograma.
- **SM:** Síndrome Metabólico.
- **IDF:** American Association of Clinical Endocrinologists.
- **ATPIII:** National Cholesterol Education Program Adult Treatment Panel III.
- **OMS:** Organización Mundial de la Salud.
- **POTG:** Prueba Oral de Tolerancia a la Glucosa.
- **SD1:** Desviación estándar del eje horizontal del gráfico de Poincaré.
- **SD2:** Desviación estándar del eje vertical del gráfico de Poincaré.
- **ApEn:** Entropía Aproximada
- **CHDL:** Colesterol de Lipoproteínas de Alta Densidad.
- **CLDL:** Colesterol de Lipoproteínas de Baja Densidad.
- **SNA:** Sistema Nervioso Autónomo.
- **RR:** Es el intervalo de tiempo entre dos latidos consecutivos del corazón, medido en milisegundos.
- **RMSSD:** Es la raíz cuadrada de la media de las diferencias cuadráticas entre intervalos RR consecutivos.
- **SDNN:** Desviación estándar de todos los intervalos NN (o RR) durante un período de tiempo determinado.
- **pNN50:** Es el porcentaje de intervalos NN (o RR) consecutivos que difieren en más de 50 milisegundos (ms).
- **STD RR:** Desviación estándar de los intervalos RR.
- **STD HR:** Desviación estándar de la Frecuencia Cardíaca.
- **IQR:** Rango intercuartílico.

RESUMEN

El presente estudio analiza la modulación autonómica cardíaca como respuesta a un estímulo de glucosa en sangre con el objetivo de identificar marcadores tempranos del síndrome metabólico (SM) y posibles riesgos cardiovasculares. Se recolectaron señales electrocardiográficas (ECG) y muestras sanguíneas de una población dividida en dos grupos: sujetos sanos y sujetos con factores de riesgo de SM. A partir de las señales ECG, se extrajeron parámetros de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC) en el dominio del tiempo como SDNN, RMSSD, pNN50, RR, STD RR y STD HR, mediante el algoritmo de Pan-Tompkins y técnicas de fusión multicanal. Estos parámetros fueron correlacionados con indicadores sanguíneos como glucemia basal y postprandial, colesterol HDL y triglicéridos.

Los resultados evidenciaron correlaciones moderadas entre la glucemia basal y los parámetros RMSSD y STD HR, sugiriendo que la actividad autonómica cardíaca podría verse alterada por desequilibrios metabólicos. Aunque la mayoría de los parámetros no mostraron correlaciones significativas con otros marcadores, el estudio resalta el potencial que tiene el diagnóstico no invasivo mediante análisis ECG para la detección temprana del SM. Se concluye que estudios con mayor tamaño muestral y control de variables podrían mejorar la robustez de los hallazgos.

Palabras Clave: Síndrome Metabólico, Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca, Electrocardiograma, Sistema Nervioso Autonómico, Análisis en Dominio del Tiempo, Riesgo Cardiovascular.

ABSTRACT

This study analyzes autonomic cardiac modulation in response to a glucose stimulus to identify early markers of Metabolic Syndrome (MS) and potential cardiovascular risk. Electrocardiographic (ECG) signals and blood samples were collected from a population divided into two groups: healthy individuals and those at risk of MS. Heart rate variability (HRV) parameters in the time domain, such as SDNN, RMSSD, pNN50, RR, STD RR, and STD HR, were extracted from ECG signals using the Pan-Tompkins algorithm and multichannel fusion techniques. These parameters were correlated with blood markers, including fasting and postprandial glucose, HDL cholesterol, and triglycerides.

Results showed moderate correlations between fasting glucose and the HRV parameters RMSSD and STD HR, suggesting that autonomic cardiac activity may be altered by metabolic imbalances. While most parameters did not show significant correlations with other biomarkers, the study highlights the diagnostic potential of non-invasive ECG analysis for early detection of metabolic syndrome. Further studies with larger sample sizes and better control of confounding variables are recommended to strengthen these findings.

Keywords: Heart Rate Variability (HRV), Electrocardiogram (ECG), Metabolic Syndrome, Autonomic Nervous System, Time Domain Analysis, Cardiovascular Risk.

INTRODUCCIÓN

La recolección de datos cardíacos a través de señales eléctricas a través del Electrocardiograma (ECG) ha revolucionado la manera en que comprendemos y abordamos las patologías cardiovasculares. La creación de una base de datos adecuada y detallada resulta importante para impulsar avances en la investigación como el desarrollo de métodos precisos y eficaces de detección de enfermedades cardíacas y mejorar la atención médica relacionada con las enfermedades del corazón.

La presente investigación, que forma parte del proyecto *“Cambios en la modulación cardíaca autonómica debido a un estímulo de glucosa en sangre, para un diagnóstico precoz del síndrome metabólico y enfermedades cardiovasculares.”* quiere emplear un análisis de características extraídas del Electrocardiograma entre las que se incluyen las ondas P, T, los intervalos PR y QT, así como el segmento ST y Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca para realizar una base de datos con información cardíaca de sujetos y posteriormente analizar e interpretar la información adquirida para brindar un enfoque innovador en el diagnóstico del síndrome metabólico utilizando técnicas de procesamiento digital de señales, con el objetivo de profundizar en la comprensión y comportamiento de las enfermedades cardíacas.

La correcta interpretación de estas ondas y sus intervalos es esencial para comprender el funcionamiento del sistema cardiovascular y su regulación por parte del sistema nervioso autónomo. A través del análisis de estas señales, es posible identificar patrones que podrían estar asociados con desequilibrios metabólicos o estados de riesgo, como los que se presentan en el síndrome metabólico.

I. LINEA DE INVESTIGACIÓN

Los principales temas que tratar el presente trabajo se fundamentan en el procesamiento de señales biomédicas, las cuales se analizan en la línea de investigación BIOINGENIERÍA articulándose con la sublínea PROCESAMIENTO DE SEÑALES pertenecientes al programa de ingeniería Electrónica

II. DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

Las enfermedades cardíacas se han convertido en un desafío para la salud pública debido a su aumento constante; en 2021, alrededor de 23% de las muertes a nivel global se dieron por cardiopatías isquémicas y accidentes cerebrovasculares [1]. Se proyecta que para 2030, el 51% de la población estará afectada por esta condición [2], según datos de la Organización Mundial de la Salud, las enfermedades cardiovasculares representan la principal causa de muerte a nivel global [3].

Se estima que para 2030, aproximadamente 20 millones de personas fallecen a causa de alguna enfermedad cardiovascular, manteniéndose como la principal causa de muerte a nivel mundial [4]. Los infartos o ataques cardíacos son provocados principalmente por la acumulación de grasa en las paredes de los vasos sanguíneos que suministran sangre al corazón. Esta condición está relacionada con diversos factores de riesgo, como el tabaquismo, la obesidad, la falta de actividad física, el consumo excesivo de alcohol, la hipertensión, la diabetes y los niveles altos de lípidos en la sangre.

Alimentación deficiente en nutrientes esenciales, caracterizada por un alto contenido de azúcares y grasas, junto con un estilo de vida sedentario o la falta de ejercicio físico, está fuertemente asociada con el desarrollo del síndrome metabólico. Este síndrome incluye una serie de condiciones como hiperglucemia, obesidad, dislipidemia e hipertensión arterial, que aumentan el riesgo de padecer diabetes tipo 2 y enfermedades cardiovasculares [5], [6].

Se busca encontrar soluciones prácticas y accesibles que permitan un diagnóstico temprano del síndrome metabólico, el cual está estrechamente relacionado con la obesidad, responder a la pregunta ¿Cómo podemos implementar métodos no invasivos para detectar de manera eficiente el síndrome metabólico? contribuirá al diagnóstico de enfermedades cardiovasculares.

III. JUSTIFICACIÓN

La situación planteada resalta la urgencia de encontrar soluciones prácticas que sean viables y accesibles en Colombia para así realizar un diagnóstico temprano del síndrome metabólico, utilizando herramientas no invasivas como el electrocardiograma. Esto permitiría un diagnóstico temprano de las causas subyacentes de la enfermedad.

Este estudio brindará herramientas para realizar un diagnóstico del síndrome metabólico a través del procesamiento digital de señales y una metodología para analizar poblaciones, utilizando parámetros obtenidos a partir del ECG, como la variabilidad de la frecuencia cardíaca y el complejo PQRST. Estas características serán evaluadas mediante métodos en el dominio del tiempo, si bien estos métodos no resultan tan eficaces como los enfoques no lineales o frecuenciales, los resultados obtenidos en esta trabajo servirán para realizar una comparativa del análisis realizado en la investigación *“Implementación de un esquema de reconocimiento de patrones, utilizando características no lineales de la VFC para el apoyo de diagnóstico de síndrome metabólico y enfermedades cardiovasculares”* que también hace parte del proyecto *“Cambios en la modulación cardíaca autónoma debido a un estímulo de glucosa en sangre, para un diagnóstico precoz del síndrome metabólico y enfermedades cardiovasculares”*

El procesamiento de señales biomédicas brinda algunos beneficios al momento de abordar problemas clínicos como el planteado en este caso, es que permite aprovechar la superficialidad del ECG y el conocimiento previo de los médicos con estas técnicas. Esto facilita la sustitución o complementación de métodos invasivos, ofreciendo una forma rápida y eficaz de detectar enfermedades metabólicas y cardiovasculares.

IV. OBJETIVOS

Objetivo General.

Analizar la modulación autonómica cardíaca ante un incremento de glucosa en la sangre utilizando parámetros de registros electrocardiográficos como, VFC, segmento PR, intervalo QT y segmento ST, y usar estos datos como herramienta computacional en el diagnóstico de enfermedades cardiovasculares y endocrinas.

Objetivos Específicos.

- 1) Adquirir una base de datos de registros electrocardiográficos de sujetos con el síndrome metabólico
- 2) Extraer características de las series de tiempo.
- 3) Analizar la variabilidad de la frecuencia cardíaca usando parámetros en el dominio del tiempo (media del ritmo cardíaco, SDNN, RMSSD).

V. MARCO REFERENCIAL

Antecedentes

La investigación científica relacionada con el análisis de la modulación autonómica cardíaca es cada vez más relevante, especialmente por su aplicación en la detección precoz de enfermedades crónicas no transmisibles como el síndrome metabólico (SM) y las patologías cardiovasculares. Numerosos estudios han evidenciado que el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC), obtenido a partir de señales electrocardiográficas (ECG), puede reflejar alteraciones en el equilibrio del sistema nervioso autónomo, siendo un potencial indicador de complicaciones metabólicas.

En un artículo publicado en el Revista de Desarrollo y Enfermedades Cardiovasculares se realizó una revisión sistemática y el metaanálisis para determinar el impacto que el Síndrome Metabólico produce en la (VFC) a largo plazo, caracterizando la disfunción autonómica cardíaca inducida por esta condición patológica con un análisis cualitativo y cuantitativo de los factores más comunes para identificar las principales variables (SDNN, RMSSD, HF, y la relación LF/HF), posteriormente se revisaron un total de 13 estudios los cuales mostraron que, en grabaciones a largo plazo (24 horas), los pacientes con síndrome metabólico consistentemente presentaron valores más bajos en VFC [7].

Un grupo médico de investigadores españoles realizaron un estudio descriptivo entre 2009 y 2012 en donde evaluaron la prevalencia de factores de riesgo para el síndrome metabólico en adultos jóvenes. En este lograron obtener datos sociodemográficos, clínicos (Glucemia basal, colesterol LDL y HDL, etc.) e información sobre obesidad, sedentarismo y adicción al tabaco. El número de personas con síndrome metabólico en este estudio fue significativamente más alto en comparación con otros estudios en España. Los resultados revelan diferencias notables en la prevalencia de factores de riesgo para adultos jóvenes según el grupo étnico [8].

En el estudio *Síndrome metabólico y resistencia a la insulina: causas subyacentes y modificación mediante el entrenamiento físico* se analizó la variabilidad de la frecuencia cardíaca utilizando métodos no lineales durante una prueba oral de tolerancia a la glucosa (POTG). Esta investigación incluyó tres grupos: sujetos con síndrome metabólico, sujetos control y deportistas. Se analizaron señales electrocardiográficas en tres momentos (basal, 60 minutos y 120 minutos) y se calcularon parámetros no lineales como los descriptores de Poincaré (SD1, SD2), la entropía de Shannon, la entropía aproximada, la entropía muestral, el análisis de

fluctuaciones sin tendencia (DFA) y la dimensión de correlación (D2). Los resultados mostraron diferencias significativas entre los grupos SM y Control, particularmente en los índices de desviación estándar (SD2) y ApEn. Durante la fase basal de la POTG, sugiriendo una disminución de la actividad parasimpática en los sujetos con SM. Este estudio sugiere que los parámetros no lineales de la VFC podrían ser útiles para identificar marcadores diagnósticos del síndrome metabólico de manera no invasiva [5].

En el artículo *Modulación autonómica en respuesta a un estímulo de glucosa, publicado en Medical & Biological Engineering & Computing: Cardiac* se investigó la modulación autonómica cardíaca en respuesta a un estímulo de glucosa utilizando medidas de variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC) en el dominio del tiempo y de la frecuencia. El estudio trabajó con 10 sujetos de control, 12 maratonistas y 15 con síndrome metabólico.

Se midieron los niveles de glucosa plasmática e insulina cada 30 minutos durante una prueba POTG, junto con la grabación de señales electrocardiográficas para analizar la VFC. Los resultados indicaron que, tras la carga de glucosa, los sujetos con síndrome metabólico mostraron un aumento del tono simpático y una disminución del tono parasimpático (El tono simpático es un aumento de la estimulación del sistema nervioso simpático, el cual aumenta la frecuencia cardíaca. Sin embargo, disminuye el sistema nervioso parasimpático en consecuencia no pudo regular la frecuencia cardíaca. Es decir, es el efecto al músculo cardíaco el uno estimula y el otro disminuye, lo que sucede en el corazón al momento de entrar la glucosa), sugiriendo un desequilibrio en la modulación autonómica cardíaca como consecuencia de la hiperglucemia e hiperinsulinemia. Este estudio destaca la utilidad del ECG para evaluar los efectos de un aumento repentino de la concentración de glucosa plasmática en la modulación autonómica cardíaca en sujetos con diferentes condiciones cardiovasculares y metabólicas [9].

En el estudio de *Correlación de la Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca y el Nivel de Actividad Física en Hombres Jóvenes Saludables*, se investigó la relación entre la VFC y el nivel de actividad física en jóvenes sanos. Se utilizó el coeficiente de correlación de Pearson para determinar asociaciones entre parámetros de la VFC y los niveles de actividad medidos mediante el cuestionario GPAQ [10].

En el artículo *Análisis de variabilidad del ritmo cardíaco y su relación con la sensibilidad insulínica en pacientes obesos y con sobrepeso*, en el cual se evaluó la población pediátrica con sobrepeso y obesidad, se evaluó la relación entre la resistencia a la insulina y la VFC. Por medio del coeficiente de correlación de Pearson, se identificó una relación significativa entre el índice Modelo de Evaluación

de la Homeostasis (HOMA) y la variabilidad del ritmo cardíaco, indicando que alteraciones metabólicas pueden afectar la función autonómica cardíaca [11].

En el artículo *La Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca en el Control del Entrenamiento de un Triatleta de Alto Nivel*, un estudio longitudinal sobre un triatleta de alto rendimiento utilizó la VFC como herramienta de monitoreo en distintos mesociclos de entrenamiento. Se aplicó el coeficiente de correlación de Pearson para analizar la relación entre el tiempo de entrenamiento y los parámetros de la VFC, destacando su utilidad para optimizar la planificación deportiva y evaluar la adaptación fisiológica del atleta [12].

En este estudio sobre *Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca como Factor Predictor de las Enfermedades Cardiovasculares*, la VFC ha sido identificada como un predictor de riesgo cardiovascular. En esta revisión, se analizaron estudios previos que emplean el coeficiente de correlación de Pearson para evaluar la asociación entre la VFC y factores de riesgo cardiovascular, subrayando la importancia de su análisis en la práctica clínica y en la prevención de enfermedades del sistema circulatorio [13].

Marco Teórico

1. Síndrome metabólico

El síndrome metabólico (SM) es un conjunto de alteraciones metabólicas que aumentan el riesgo de desarrollar enfermedades cardiovasculares y diabetes tipo 2. Se caracteriza por la presencia simultánea de al menos tres de los siguientes factores:

- Obesidad central (medida a través del perímetro abdominal)
- Hipertensión arterial, dislipidemia (niveles elevados de triglicéridos y/o colesterol HDL bajo)
- Alteraciones en la glucosa en sangre

El impacto del SM en la salud es significativo, ya que está asociado con un mayor riesgo de enfermedad coronaria, insuficiencia cardíaca y mortalidad prematura [2]. Su prevalencia ha ido en aumento debido a factores como el sedentarismo, la dieta poco saludable y la resistencia a la insulina, convirtiéndose en un problema de salud pública a nivel mundial.

Prevención del síndrome metabólico

La prevención del síndrome metabólico se centra en la adopción de hábitos de vida saludables, como realizar ejercicio físico regularmente, vigilar el peso corporal y seguir una dieta equilibrada. Estas medidas contribuyen a reducir los factores de riesgo asociados al síndrome metabólico y a mejorar la salud en general.

| Institución | Requerimientos | Criterios | Valores |
|-------------|---|------------------|-----------------------|
| IDF | Obesidad central, más dos de los factores | Triglicéridos | ≥175 mg/dl |
| | | Presión arterial | ≥130/85 mmHg |
| | | Glucemia Basal | ≥100 mg/dl ó DM2 |
| | | CHDL | < 40 mg/dl Hombres |
| | | | < 50 mg/dl Mujeres |

| | | | |
|----------------------------|---|-----------------------|-----------------------|
| | | Perímetro de cintura | ≥ 94 cm Hombres |
| | | | ≥ 80 cm Mujeres |
| ATPIII | Presencia de tres o más factores | Triglicéridos | ≥150mg/dl |
| | | Presión arterial | ≥130/85 mmHg |
| | | Glucemia Basal | ≥100 mg/dl |
| | | CHDL | < 40 mg/dl Hombres |
| | | | < 50 mg/dl Mujeres |
| | | Perímetro de cintura | ≥102 cm Hombres |
| ≥88 cm Mujeres | | | |
| OMS | Presencia de Diabetes Mellitus, insulino resistencia, glucemia basal, más dos de los factores | Triglicéridos | ≥150mg/dl |
| | | Presión arterial | ≥140/90 mmHg |
| | | CHDL | <35 mg/dl Hombres |
| | | | <39 mg/dl Mujeres |
| | | Índice cintura-cadera | >0.9 Hombres |
| | | | >0.85 Mujeres |
| Excreción Microalbuminuria | ≥ 20 µg/min | | |

Tabla 1. Conjunto de factores del síndrome metabólico según diferentes asociaciones [14].

Hoy en día, se observa un aumento en la obesidad y el SM entre los jóvenes, acompañado de una tendencia hacia una alimentación poco saludable y una falta de actividad física desde etapas tempranas de la vida. Por ello, es crucial llevar a cabo una evaluación del síndrome metabólico en todas las personas con sobrepeso u obesidad, así como en quienes presenten algún factor de riesgo [14].

2. Electrocardiograma

El ECG es una prueba diagnóstica no invasiva que registra la actividad eléctrica del corazón a lo largo del tiempo. Se obtiene mediante la detección de los impulsos eléctricos generados por el músculo cardíaco durante su ciclo de contracción y relajación [15].

El ECG es ampliamente utilizado en la práctica clínica para evaluar la función cardíaca, detectar arritmias, isquemias y otras alteraciones cardiovasculares. Además, proporciona información clave sobre la regulación autonómica del corazón, lo que lo convierte en una herramienta fundamental en el análisis de la VFC.

3. La Variabilidad de Frecuencia Cardíaca (VFC)

Obtenida a partir de un ECG refleja el intervalo de tiempo entre latidos consecutivos mediante el análisis de los picos RR, su comportamiento está influenciado por la regulación autonómica, con implicaciones en la mortalidad cardiovascular.

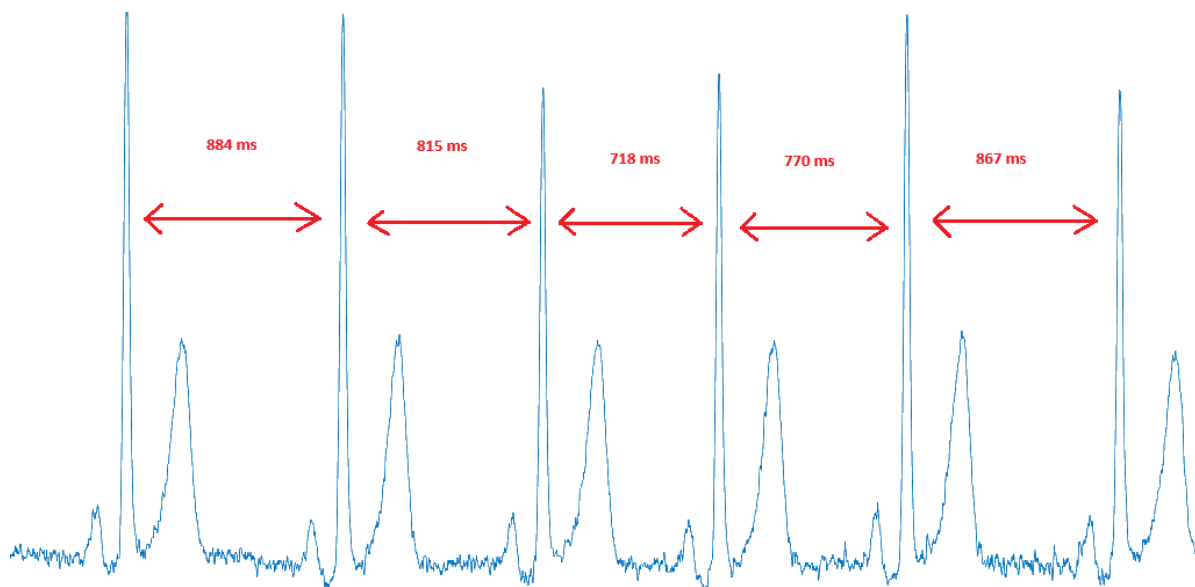


Figura 1. Variación de la frecuencia cardíaca en una señal ECG.

La variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC) constituye un reflejo de las complejas interacciones entre el sistema nervioso autónomo (SNA) y el sistema cardiovascular. Su análisis permite evaluar de manera no invasiva la actividad autonómica, ofreciendo un valioso recurso de diagnóstico. En individuos con diversas patologías, la VFC puede proporcionar información relevante sobre el pronóstico clínico, los mecanismos fisiopatológicos subyacentes y las posibles estrategias terapéuticas, especialmente en el contexto de enfermedades cardiovasculares [33].

Existen diferentes enfoques para analizar la VFC, que se pueden dividir en:

- **Dominio del tiempo:** Se analizan parámetros estadísticos como SDNN, RMSSD, pNNxx, que reflejan la variabilidad en los intervalos RR y evalúan la variabilidad a través de promedios y desviaciones estándar [16].
- **Dominio de la frecuencia:** Se estudia la distribución espectral de la VFC en diferentes bandas de frecuencia (LF, HF, LF/HF).
- **Enfoque geométrico:** Los intervalos RR son transformados en patrones geométricos a partir de los cuales se obtienen índices (TINN, índice diferencial, triangular, logarítmico) [34].
- **Enfoques no lineales:** Las variaciones en los latidos del corazón pueden ser también provocadas por componentes no lineales, como arritmias, lo que dificulta el uso de las técnicas anteriores, por ello también se pueden estudiar los diagramas de Poincaré, la entropía aproximada (ApEn), la entropía de la muestra (SampEn), que son técnicas no lineales [35].

El estudio de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC) ha facilitado la caracterización de diferentes grupos poblacionales y la identificación de señales que ayudan a diagnosticar y comprender numerosas enfermedades que afectan al sistema cardiovascular [35].

Métodos para el análisis de la VFC

Estos métodos trabajan directamente con los valores de amplitud de la señal ECG en función del tiempo:

1. **Pan-Tompkins ++(dominio del tiempo):** Usa derivadas, elevación al cuadrado e integración móvil sobre la señal [36].
2. **Wavelet Transform (dominio frecuencia):** Detecta eventos transitorios (como el QRS) a través de descomposición multiescala [37].

3. **Redes Neuronales Artificiales:** La red puede entrenarse con señales en el dominio del tiempo o frecuencia, incluso puede analizar de ambos si se usan espectros [38].

4. Sistema cardiovascular

El sistema cardiovascular comprende el corazón (compuesto por aurículas y ventrículos) y los vasos sanguíneos, encargados de transportar sangre y nutrientes a todo el organismo. El adecuado funcionamiento de este sistema es esencial para mantener la salud cardiovascular y prevenir enfermedades como la hipertensión, la aterosclerosis y los infartos [17].

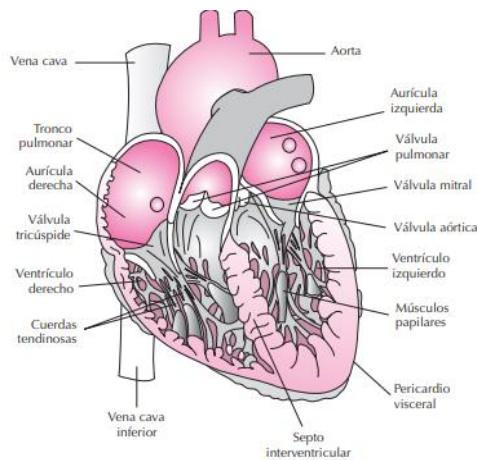


Figura 2. Anatomía macroscópica del corazón [17].

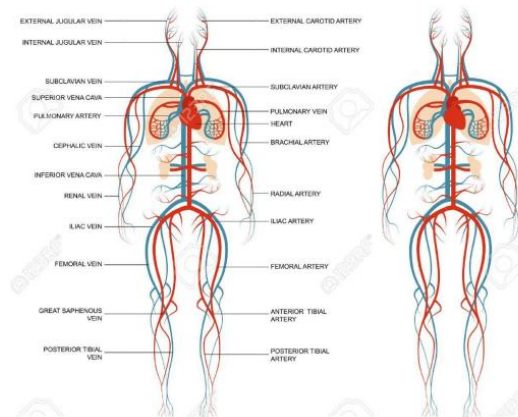


Figura 3. Sistema cardiovascular [18].

Ventrículos

- **Izquierdo:** Su principal función es enviar sangre rica en oxígeno por la vena aorta desde el corazón hasta las partes del cuerpo que lo necesitan.

- **Derecho:** Lleva sangre sin oxígeno por medio de arterias desde el corazón hasta los pulmones.

Aurículas

- **Izquierda:** Aquí llega la sangre con oxígeno, que retorna de los pulmones mediante las venas pulmonares y posteriormente se bombea hacia el otro ventrículo del mismo lado.
- **Derecha:** Recibe la sangre venosa, baja en oxígeno, desde el cuerpo a través de las venas cava. Luego, se bombea hacia el ventrículo derecho.

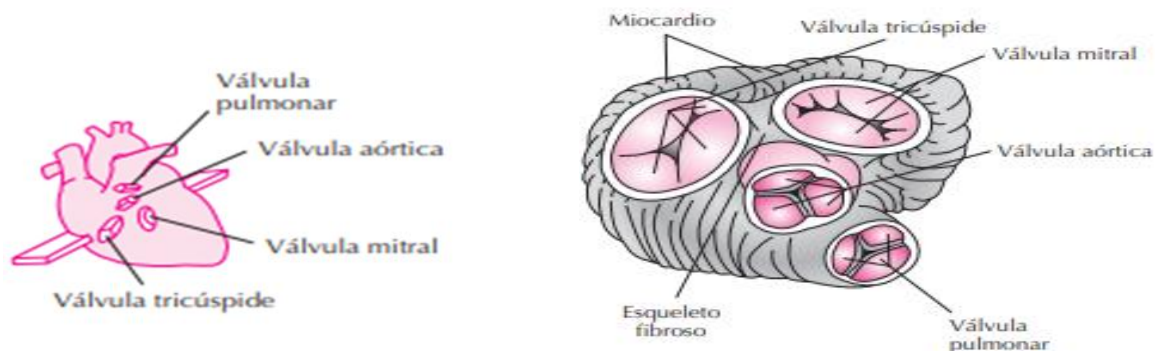


Figura 4. Ubicación de válvulas auriculoventriculares y semilunares [17].

5. Sistema nervioso autónomo

Es el que regula la actividad del corazón, influyendo directamente en la variabilidad de la frecuencia cardíaca. Dado que la disfunción autonómica es una característica común en individuos con síndrome metabólico, se espera que los parámetros de la VFC puedan estar alterados en estos pacientes.

Las funciones involuntarias del organismo, incluida la regulación del ritmo cardíaco. Se divide en:

- **Sistema simpático:** Aumenta la frecuencia cardíaca y la contractilidad del corazón.
- **Sistema parasimpático:** Disminuye la frecuencia cardíaca a través del nervio vago.

El efecto del SNA sobre el corazón se puede observar a través de la señal ECG, la cual mide la actividad eléctrica cardíaca. Los cambios en la regulación autonómica afectan los intervalos RR del ECG, lo que permite evaluar la modulación simpática y parasimpática del sistema cardiovascular [17].

6. Potencial de reposo y acción cardíaco

El potencial de acción cardíaco es generado gracias a los impulsos eléctricos del corazón que se propagan a través de las aurículas y ventrículos, asegurando una contracción coordinada del miocardio.

Este describe los cambios eléctricos en las células del miocardio durante cada latido. La actividad del SNA modula estos potenciales de acción, afectando la frecuencia cardíaca y la VFC [17], lo que lo convierte en un indicador clave en el estudio de la VFC. Los parámetros extraídos del ECG, como el intervalo RR, SDNN y RMSSD, reflejan cómo la actividad simpática y parasimpática regulan los ciclos de despolarización y repolarización cardíaca.

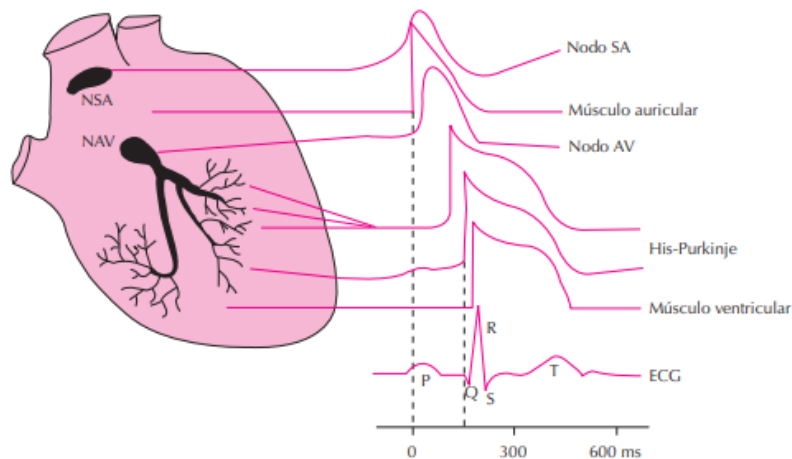


Figura 5. Potenciales de acción en diferentes zonas cardíacas [17].

7. La Mediana y el Rango Intercuartílico (IQR)

En estudios donde los datos no siguen una distribución normal o presentan heterogeneidad en la varianza, es necesario emplear herramientas estadísticas no paramétricas para la descripción y análisis de los datos. En este contexto, la mediana y el rango intercuartílico (IQR) son medidas fundamentales para evaluar la distribución de los parámetros fisiológicos y metabólicos en sujetos con síndrome metabólico (SM) y sujetos sanos.

El uso de la mediana como medida de tendencia central e IQR en la presentación de resultados es crucial en estudios clínicos donde las muestras suelen ser pequeñas y los datos no siguen una distribución normal. En este contexto, estas

medidas permiten obtener una representación más precisa de la distribución de los datos y facilitan la comparación entre sujetos con y sin síndrome metabólico.

El rango intercuartílico (IQR) mide la dispersión de los datos al calcular la diferencia entre el tercer cuartil (Q3) y el primer cuartil (Q1), representando la variabilidad de los valores en la parte central de la distribución. En estudios donde la variabilidad de los datos es alta, el IQR permite analizar las diferencias entre grupos sin verse afectado por valores atípicos.

Importancia de la Mediana y el IQR

La mediana y el IQR son herramientas valiosas porque:

- **Robustez:** Ambas medidas son más resistentes a los valores extremos (outliers) que la media y la desviación estándar, lo que las hace más fiables en ciertos conjuntos de datos.
- **Interpretabilidad:** Proporcionan una representación clara del centro y la dispersión de los datos, lo cual es esencial en la presentación de resultados estadísticos [32].

VI. METODOLOGÍA

Durante el desarrollo de este trabajo se implementaron los siguientes pasos:

1. Creación/Obtención de la base de datos.
 - Firma de consentimiento informado por parte del sujeto.
 - Toma de sangre preprandial.
 - Examen de electrocardiograma.
 - Ingesta de glucosa (Sándwich de Jamón y queso con juego de naranja).
 - Tiempo de espera.
 - Toma de sangre posprandial.

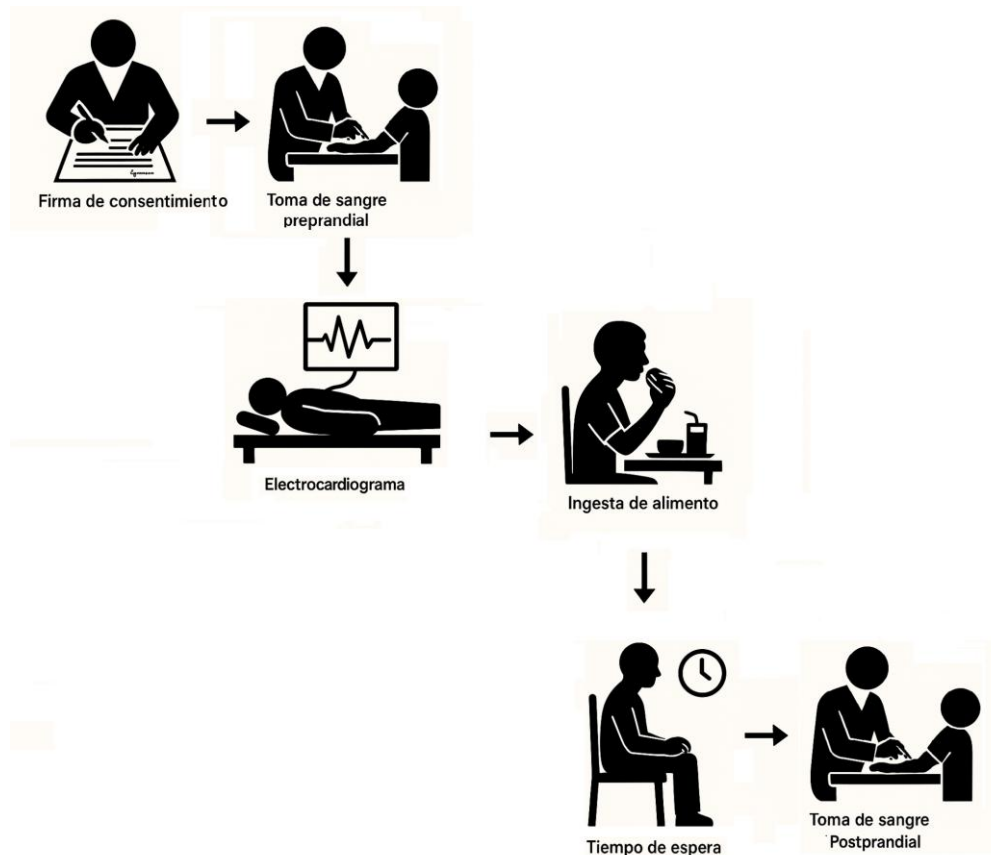


Figura 6. Diagrama de flujo del paso a paso implementado.

2. Procesamiento de datos.
 - Algoritmo de Pan-Tompkins.
 - Fusión de derivaciones.

3. Correlación lineal.

1. Materiales

Electrocardiograma Portátil

Para obtener los registros de electrocardiograma, se adquirió un electrocardiógrafo portátil Comen H3 que cuenta con las siguientes características.



Figura 7. Electrocardiógrafo Comen H3.

Visualización de la pantalla:

- Pantalla LCD LED de 6.2 pulgadas con operación de pantalla táctil.
- Detección inteligente de luz ambiental con ajuste automático de brillo.
- Visualización simultánea de 12 formas de onda de ECG.

Grabación y almacenamiento:

- Admite papel en rollo de 80 mm x 20 m o papel doblado.
- Impresión matricial de líneas térmicas incorporadas e impresión láser externa.
- Capacidad de almacenamiento de hasta 10,000 casos, guardados como imágenes binarias.
- Soporte para servidor FTP, permitiendo la carga y descarga de datos desde una red remota.
- Importación y exportación de casos a través de una unidad flash USB mediante formatos html, .xml o .dat.

Este equipo cumplía con todos los requisitos necesarios para el proyecto y podía ser implementado también en otros proyectos futuros.

2. Criterios para la creación de la base de datos

Se establecieron criterios específicos para la elaboración de la base de datos asegurándonos que esta tuviera métricas para evaluar el riesgo de padecer síndrome metabólico. Los criterios fueron los siguientes:

- Curva de Glucosa.
- Triglicéridos.
- HDL.
- LDL.
- Glucosa pre y post.
- Electrocardiograma.

El laboratorio Biocell fue el encargado de realizar el apartado médico (toma y análisis de muestras de sangre, registro de señales electrocardiográficas).

Para lograr obtener una población de estudio se decidió diseñar una encuesta en donde se reunió información de personas que estuviesen interesadas en realizar el estudio.



Figura 8. Banner para la divulgación de la encuesta.

En la encuesta se hicieron preguntas cómo ¿Con qué frecuencia realiza actividad física? ¿Sufre alguna enfermedad? ¿Toma medicamentos con prescripción médica? Esto para poder realizar un filtro y seleccionar sujetos de interés para el

estudio. Una vez diseñado el formulario, se difundió a través de diferentes medios como radio local, aplicaciones de mensajería, correo electrónico y folletos.

Mediante criterios como sedentarismo, hipertensión y enfermedades metabólicas se seleccionó a los diferentes sujetos para construir una base de datos conformada por dos grupos (Control y riesgo de Síndrome Metabólico) para poder comparar los resultados. Una vez se obtuvo la información de suficientes personas, se citaron en las instalaciones de la Universidad Popular del Cesar para realizar los siguientes exámenes:

- Glucosa Curva de Tolerancia.
- Triglicéridos.
- Colesterol HDL y LDL.
- Glucosa pre y postprandial.
- Electrocardiograma (antes y después de ingerir alimentos).

3. Procesamiento de datos

El Algoritmo de Pan-Tompkins (QRS)

El algoritmo de Pan-Tompkins es reconocido por su eficacia en la detección de complejos QRS en señales electrocardiográficas (ECG). Las etapas clave del algoritmo incluyen:

1. **Filtrado:** Se utiliza un filtro pasabanda para eliminar el ruido de alta frecuencia y las componentes no deseadas, como las ondas P y T, permitiendo que la señal del complejo QRS se extraiga de manera efectiva.
2. **Derivación y elevación al cuadrado:** Estas operaciones ayudan a resaltar los puntos de transición que son críticos para identificar los picos QRS.
3. **Integración y umbralización adaptativa:** Estas etapas permiten seleccionar de manera efectiva el rango donde se consideran que ocurren los complejos QRS.

En el análisis, el algoritmo de Pan -Tompkins ha mostrado una sensibilidad de aproximadamente **99.69%** y una predicción positiva de **99.77%**, lo que indica su alta capacidad para detectar correctamente los latidos en un ECG [19].

Una vez obtenida la base de datos se procede a analizar utilizando métodos en el dominio del tiempo ya que gracias a esto se puede realizar un análisis en cualquier instante de la frecuencia cardiaca. Las características temporales por extraer son:

RMSSD, SDNN, NNxx, pNNxx, STD HR descritas en [23]. La VFC de cada sujeto se extrajo utilizando el algoritmo de Pan Tompkins [24].



Figura 9. Diagrama de flujo del algoritmo Pan-Tompkins.

Para llevar a cabo el algoritmo, se debe la señal por un filtro pasa bandas con frecuencias de corte [5 Hz – 15 Hz], en este caso no se aplicó dicho filtro debido a que el electrocardiograma utilizado ya cuenta con este filtrado.

El filtro derivativo es realizado para observar cómo se comporta la pendiente en el intervalo QRS usando la diferencia entre dos muestras consecutivas para estimar ese cambio, posteriormente se aplicó una cuadratura a toda la señal para resaltar los valores más altos.

$$diff_{ecg}[n] = ecg[n + 1] - ecg[n]$$

Ecuación 1. Función para hallar las pendientes de la señal.

Para facilitar la detección de picos la señal se introduce una ventana móvil de integración de 150 ms, suavizando la señal y amortiguando aún más el ruido, el tamaño de la ventana es idóneo ya que los complejos QRS suelen tener una duración de entre 80-120 ms. En este paso, se utiliza un filtro FIR de un denominador, en donde cada valor de la señal se multiplica por un coeficiente (150), promediando así los valores dentro de la ventana.

$$y[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x[n - k]$$

Ecuación 2. Suavizado de la señal filtrada, donde $y[n]$ es la señal suavizada, N el tamaño de la ventana y $x[n]$ la señal filtrada.

Los máximos de la señal suavizada son identificados comparando todos los puntos de la señal con un valor umbral, este umbral evalúa el valor promedio de la señal integrada con un valor ajustado (1.5) para detectar los puntos donde la amplitud es lo suficientemente alta para considerarse un QRS.

$$umbral = mean \left(\frac{1}{N} * y[n] \right) * 1.5$$

Ecuación 3. Obtención del umbral.

$$y[n] > \text{umbral}$$

Ecuación 4. Detección de picos.

Dado a que los exámenes electrocardiográficos fueron multicanal, contábamos con 12 derivaciones de cada sujeto. Para tener una visión más completa y precisa del funcionamiento cardíaco se combinaron las diferentes derivaciones, de esta manera se eliminan posibles falsos positivos mejorando así la exactitud de las detecciones.

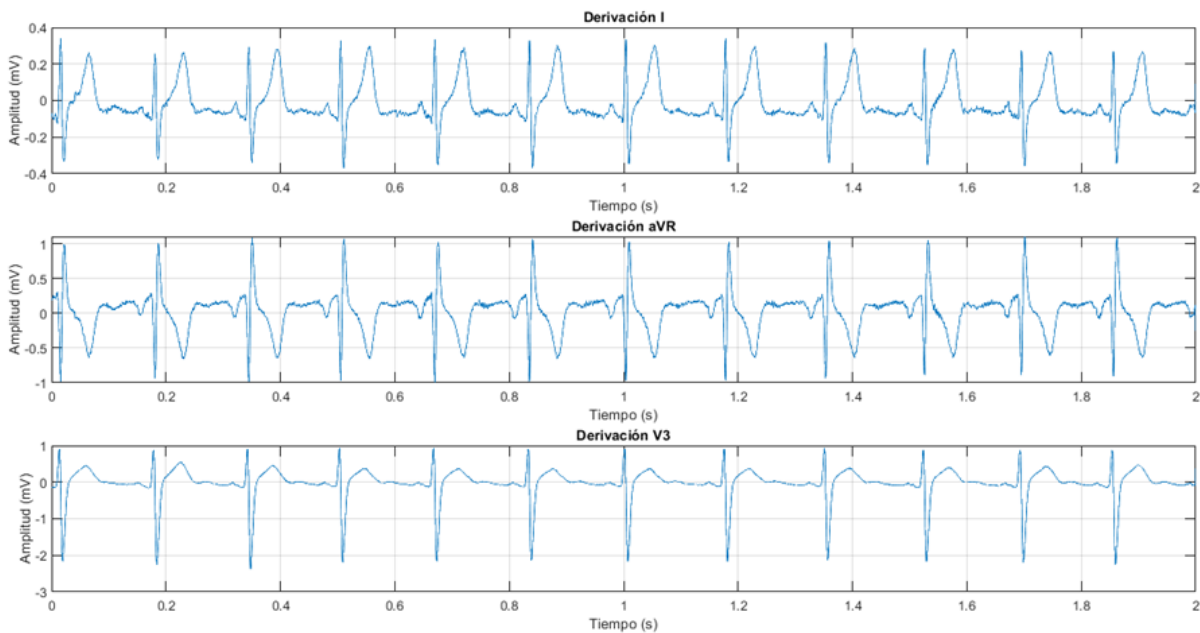


Figura 10. Derivaciones de una señal ECG.

Técnicas de Fusión

Las técnicas de fusión son métodos utilizados para combinar información de múltiples fuentes con el fin de mejorar la calidad y la precisión de la detección de eventos clínicos, en este caso, el complejo QRS en electrocardiogramas. Este enfoque es particularmente relevante en el contexto de las grabaciones de ECG de múltiples derivaciones, donde la información redundante puede ser utilizada para incrementar la fiabilidad de los resultados.

La fusión de datos puede ser implementada en diferentes niveles:

1. **Fusión de Detecciones de Múltiples Derivaciones:** La evidencia recogida de cada canal se puede procesar de manera simultánea para validar si el complejo QRS detectado en cada derivación es válido o no.
2. **Reglas de Fusión:** Se aplican reglas para determinar la validez de las detecciones:
 - **Fusión por Votación:** Esta técnica considera una detección como válida si la mayoría de las derivaciones coinciden en la detección del complejo QRS dentro de un período temporal definido.
 - **Fusión Óptima:** Este método implica usar un enfoque más sofisticado, donde las detecciones de cada derivación son ponderadas, posiblemente basándose en la calidad de la señal del canal o la experiencia previa con cada derivación.

Beneficios de las Técnicas de Fusión

El uso de técnicas de fusión en la detección de QRS presenta varias ventajas significativas:

- **Mejora en la Tasa de Detección:** Al combinar señales de múltiples derivaciones, se puede alcanzar una tasa de detección menor en errores, reduciendo así la tasa de error de detección (DER).
- **Robustez ante Ruido:** Las técnicas de fusión son efectivas para mitigar el impacto de canales ruidosos, pues la redundancia de información permite tratar los errores de detección de un canal individual.
- **Simplicidad de Implementación:** Los métodos de fusión, a menudo, comprenden operaciones aritméticas que son de bajo costo computacional, facilitando su implementación en dispositivos de monitorización [20].

La combinación de las 12 derivaciones fue realizada mediante un algoritmo de fusión por votos [20] en el que se analizan los picos en cada derivación para determinar si el latido realmente se dio o es una alteración en la señal.

$$u(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^M u_i \geq \frac{M}{2} \\ 0, & \text{de lo contrario} \end{cases}$$

Ecuación 5. Función que describe el algoritmo de fusión.

Para realizar la fusión por votos, se aplicó el algoritmo de Pan- Tompkins a cada derivación y se analizó los vectores que contenían los momentos (en muestras) en el que se daban los picos. Si un pico estaba presente en más de la mitad de las derivaciones, se tomaba como un pico real. Para lograr esta detección, se recorre un vector en busca de picos, cuando se detecta uno, define una ventana de búsqueda en las demás derivaciones para buscar el mismo pico, es decir, si en la primera derivación hubo un pico en la muestra 400, el algoritmo busca picos entre las muestras 400 y 500 de las 11 derivaciones restantes, si los encuentra confirma el pico como real, de lo contrario es ignorado.

Después de detectar un pico, se ignora una cantidad de muestras ya que los latidos no suceden uno inmediatamente después del otro.

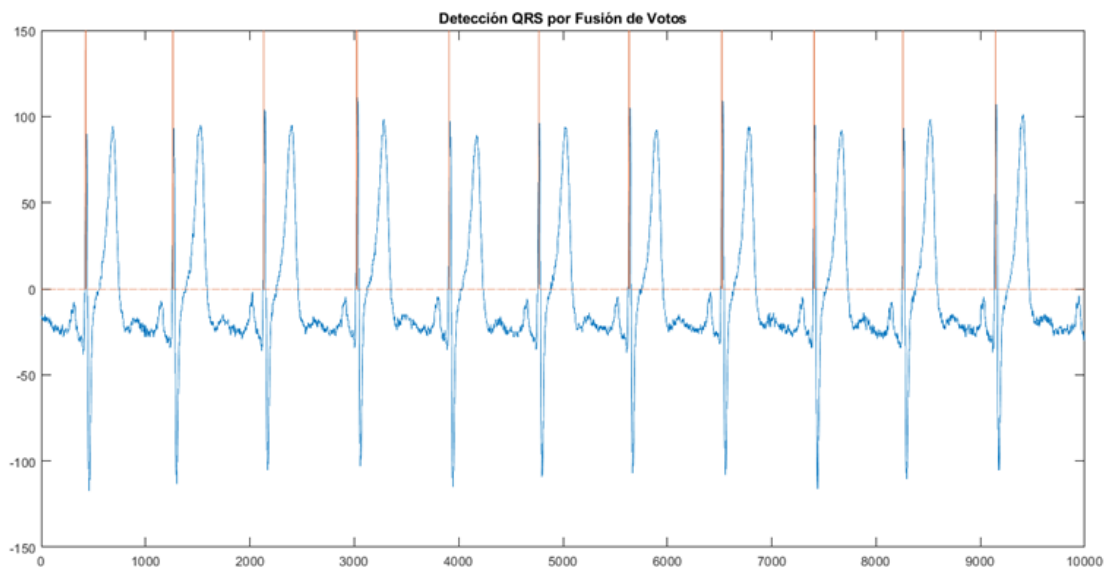


Figura 11. Detección de picos mediante algoritmo de fusión.

Con los picos obtenidos después del algoritmo de fusión se obtiene la VFC ó HRV hallando la diferencia de tiempo que hay entre cada pico **ecuación 6**. A partir de la VFC se determinan los demás parámetros: RMSSD, SDNN, pRRxx, RR, STD RR y STD HR.

$$HRV_i = t_{locs_{i+1}} - t_{locs_i}, \quad i = 1, \dots, N - 1$$

$$RR = \frac{1}{N - 1} \sum_{k=0}^{N-1} HRV_k$$

Ecuación 6. Ecuaciones para calcular HRV e intervalos RR, donde t es el vector de tiempo, locs la ubicación los máximos y N el número de intervalos.

$$RMSSD = 100 * \sqrt{\frac{1}{N-2} \sum_{i=1}^{N-2} (HRV_{i+1} - HRV_i)^2} \quad SDNN = 100 * \sqrt{\frac{1}{N-2} \sum_{i=1}^{N-2} (HRV_i - \overline{HRV})^2}$$

Ecuación 7. Ecuaciones para calcular RMSSD y SDNN.

$$STD_{HR} = \sqrt{\frac{1}{N-2} \sum_{i=1}^{N-1} \left(\frac{60}{HRV_i} - \frac{60}{HRV_i} \right)^2} \quad STD_{RR} = \sqrt{\frac{1}{N-2} \sum_{i=1}^{N-1} (HRV_i - \overline{HRV})^2}$$

Ecuación 8. Desviación estándar de frecuencia cardiaca e intervalos R.

$$PRR50 = \frac{\sum_{i=1}^{N-2} |HRV_{i+1} - HRV_i| > 0.05}{L}$$

Ecuación 9. Cálculo de PRR50.

4. Correlación lineal

Para evaluar la interdependencia entre los parámetros de las pruebas sanguíneas y el electrocardiograma se planteó realizar un análisis de correlación entre dichos datos. Inicialmente se tenían dos posibles opciones: Método de Pearson y Método de Spearman. El método de Spearman es utilizado en investigaciones donde los datos presentan valores atípicos y relaciones no lineales, mientras que el método de Pearson es aplicado en modelos estadísticos manejando una relación lineal.

Correlación de Pearson

El Coeficiente de Pearson (r) es un parámetro ampliamente empleado en diversas áreas de la investigación científica [26], [28], [29] para medir la correlación lineal de dos variables con independencia de la escala que estas tengan, evalúa la relación lineal entre dos variables continuas, lo que lo hace útil para analizar la relación entre los parámetros de la VFC y los factores metabólicos asociados al síndrome metabólico con el objetivo de identificar posibles asociaciones entre la regulación autonómica cardíaca y el estado metabólico de los sujetos.

$$r_{XY} = \frac{\sum(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{[\sum(X_i - \bar{X})^2 \sum(Y_i - \bar{Y})^2]^{1/2}} = \frac{S_{XY}}{\sqrt{S_{XX} S_{YY}}}$$

Ecuación 10. Coeficiente de Pearson.

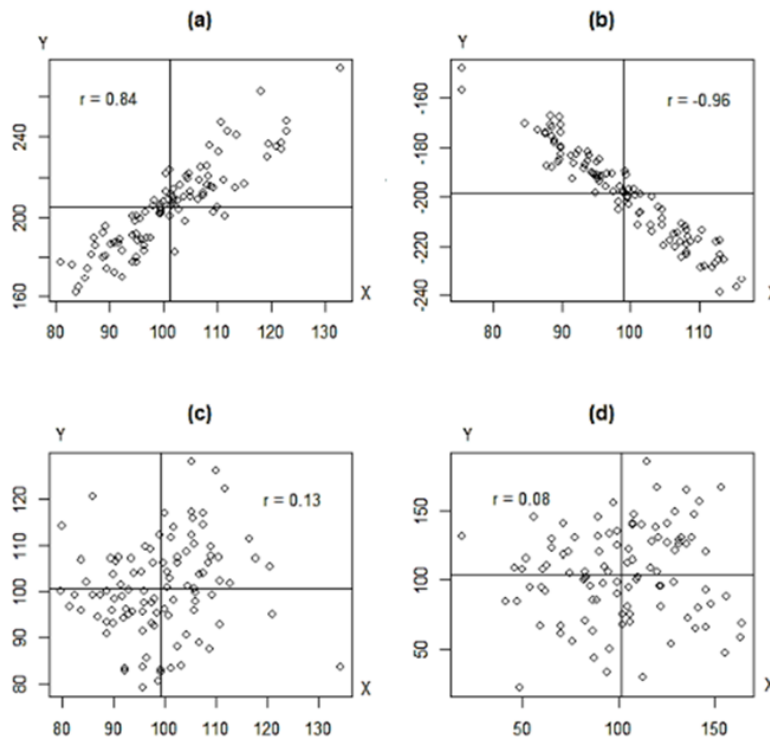


Figura 12. Distribución del coeficiente en cada cuadrante [21].

Propiedades

Algunas de las propiedades que se utilizarán son las siguientes:

- **Adimensionalidad:** Como se aprecia en la ecuación 10 el cociente da como resultado un número sin dimensiones lo cual brinda versatilidad y fácil entendimiento.
- **Rango definido entre -1 y 1:** El cociente de correlación siempre dará como resultado un número entre -1 y 1 señalando una alta o baja cercanía entre las variables medidas.
- **Relación lineal:** Permite determinar si hay o no relación lineal entre las variables (si no hay linealidad, no quiere decir que haya independencia).
- **Simetría:** El orden de X e Y no es relevante en el resultado, es decir si estás se invierten el coeficiente tendría el mismo valor.
- **Independencia con respecto al origen y escala:** El resultado del coeficiente no se verá modificado ante transformaciones lineales uniformes [21].

Si entre X y Y hay una covariación directa, la correlación resultará positiva, por lo tanto, los puntos se distribuyen en los cuadrantes I y III. Por otro lado, cuando es inversa, la correlación resulta negativa y los puntos se ubicarán en los cuadrantes II y IV. Si las desviaciones se compensan mutuamente, la correlación es débil o no hay correlación, y los puntos se dispersan por todos los cuadrantes.

| Caso | Covariación X y Y | | Suma del producto Cruzado | Signo de Correlación | Cuadrantes |
|------|-------------------|-----------------|---|----------------------|------------|
| 1 | $X_i > \bar{X}$ | $Y_i > \bar{Y}$ | $\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) > 0$ | + | I y III |
| 2 | $X_i < \bar{X}$ | $Y_i < \bar{Y}$ | $\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) > 0$ | + | I y III |
| 3 | $X_i > \bar{X}$ | $Y_i < \bar{Y}$ | $\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) < 0$ | - | II y IV |
| 4 | $X_i < \bar{X}$ | $Y_i > \bar{Y}$ | $\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) < 0$ | - | II y IV |
| 5 | Desv. Compensada | | Cualquiera | Cualquiera | Todos |

Tabla 2. Interpretación geométrica del coeficiente de Pearson [21].

El coeficiente de Pearson mide exclusivamente la relación lineal entre dos variables. Si existe una relación no lineal (por ejemplo, cuadrática o exponencial), Pearson puede no detectar una correlación fuerte incluso si las variables están relacionadas, de igual forma garantiza simetría en la correlación entre los parámetros haciendo irrelevante cuál sea considerado la variable dependiente.

La correlación lineal de este estudio se realizó entre los datos de la química sanguínea y los parámetros de la VFC de los 19 sujetos de los grupos SM y Control.

| RANGO DE VALORES r_{XY} | INTERPRETACIÓN |
|------------------------------|----------------------|
| $0 \leq r_{XY} \leq 0.1$ | Correlación nula |
| $0.1 \leq r_{XY} \leq 0.3$ | Correlación débil |
| $0.3 \leq r_{XY} \leq 0.5$ | Correlación moderada |
| $0.5 \leq r_{XY} \leq 1$ | Correlación fuerte |

Tabla 3. Interpretación de la correlación según los valores [21].

Significancia Estadística (p)

El valor evalúa si la correlación observada en los datos podría ocurrir por azar. Para interpretar el valor p:

- **p ≤ 0.05:** La correlación es estadísticamente significativa (usualmente aceptada).
- **p > 0.05:** La correlación no es estadísticamente significativa.

Sin embargo, hay que tener en cuenta:

- 1) **Tamaño de la muestra (n):** En muestras pequeñas, incluso un r alto podría no ser significativo. Por otro lado, en muestras grandes, r pequeños pueden ser significativos.
- 2) **Distribución de los datos:** El coeficiente de Pearson supone que las variables tienen una distribución normal. Si esto no se cumple, los resultados podrían no ser válidos.
- 3) **Gráfica de dispersión:** Antes de calcular r, se recomienda graficar los datos para confirmar que la relación es aproximadamente lineal [22].

VII. RESULTADOS

1. Base de datos Química Sanguínea

Debido a complicaciones durante la realización de la toma de muestras y exámenes de ECG se obtuvieron diferentes tiempos entre pacientes (**Tabla 4**) y una sola prueba ECG de 1 minuto, dicho tiempo se obtuvo realizando 6 pruebas de 10s.



Figura 13. Firma de consentimiento informado (izquierda). Toma de muestra de sangre por parte de enfermera (derecha).



Figura 14. Sujetos en tiempo de espera (izquierda). Toma de electrocardiograma (derecha).

En la base de datos obtenida se puede ver reflejada la siguiente información:

- Parámetros sanguíneos
 - Glicemia Basal.

- Glicemia Postprandial.
- Colesterol HDL.
- Colesterol LDL.
- Triglicéridos.

➤ Edad, altura y peso de cada sujeto. En la **Tabla 4** y **Tabla 5**

| Sujeto | Triglicéridos | CHDL | Glicemia Basal | Glicemia Post | Edad | Peso (kg) | Altura (cm) | IMC |
|--------|---------------|------|----------------|---------------|------|----------------|-------------|--------|
| 1 | 144 | 42 | 89 | 119 | 25 | 51 (Bajo peso) | 168 | 18,069 |
| 2 | 139 | 40 | 82 | 111 | 64 | 52 (Normal) | 161 | 20,060 |
| 3 | 125 | 43 | 88 | 114 | 57 | 65 (Normal) | 178 | 20,515 |
| 4 | 113 | 40 | 92 | 109 | 33 | 60 (Normal) | 160 | 23,437 |
| 5 | 158 | 44 | 76 | 105 | 33 | 77 (Normal) | 183 | 22,992 |
| 6 | 131 | 42 | 79 | 121 | 24 | 78 (Normal) | 180 | 24,074 |
| 7 | 138 | 41 | 83 | 119 | 34 | 58 (Normal) | 165 | 21,303 |

Tabla 4. Química sanguínea obtenida del grupo de Control.

| Sujeto | Triglicéridos | CHDL | Glicemia Basal | Glicemia Post | Edad | Peso (kg) | Altura (cm) | IMC |
|--------|---------------|------|----------------|---------------|------|----------------|-------------|--------|
| 1 | 135 | 42 | 102 | 156 | 57 | 75 (Obesidad) | 155 | 31,217 |
| 2 | 151 | 40 | 86 | 126 | 62 | 76 (Sobrepeso) | 160 | 29,687 |
| 3 | 104 | 41 | 74 | 103 | 43 | 116 (Obesidad) | 160 | 45,312 |
| 4 | 164 | 44 | 81 | 127 | 27 | 58 (Normal) | 171 | 19,835 |
| 5 | 171 | 42 | 88 | 123 | 22 | 81 (Sobrepeso) | 172 | 27,379 |
| 6 | 167 | 46 | 100 | 139 | 56 | 70 (Normal) | 170 | 24,221 |
| 7 | 138 | 41 | 83 | 119 | 40 | 130 (Obesidad) | 175 | 42,448 |
| 8 | 131 | 38 | 124 | 159 | 58 | 90 (Obesidad) | 156 | 36,982 |
| 9 | 143 | 46 | 106 | 149 | 53 | 67 (Sobrepeso) | 160 | 26,171 |
| 10 | 146 | 39 | 94 | 117 | 27 | 85 (Sobrepeso) | 173 | 28,400 |
| 11 | 148 | 42 | 93 | 127 | 36 | 84 (Sobrepeso) | 179 | 26,216 |
| 12 | 117 | 43 | 94 | 126 | 64 | 68 (Sobrepeso) | 160 | 26,562 |

Tabla 5. Química sanguínea obtenida del grupo con riesgo de Síndrome Metabólico.

Los sujetos 3 y 4 de la **Tabla 5** presentan alguna enfermedad cardiovascular, por ende, a pesar de tener un peso “*normal*” se agregaron en el grupo SM.

A partir de los resultados obtenidos se graficó cada parámetro para observar de mejor manera el comportamiento de los datos.

En la **Figura 15**, el grupo con riesgo de síndrome metabólico tiene niveles más altos de triglicéridos en promedio, lo que es común en personas con resistencia a la insulina y riesgo cardiovascular.

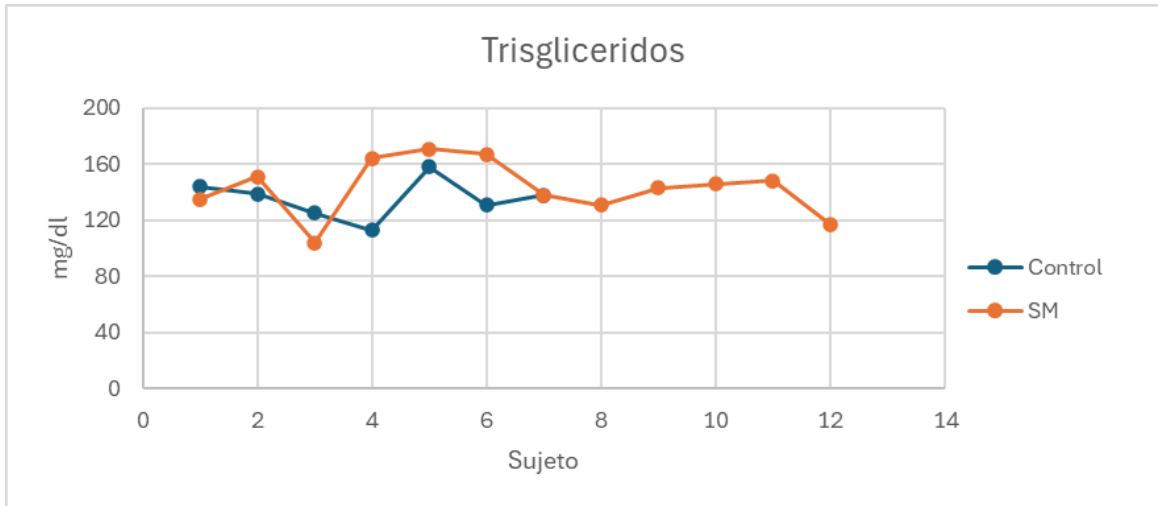


Figura 15. Gráfica de triglicéridos grupo de Control y grupo con riesgo Síndrome Metabólico

En la gráfica de Colesterol HDL de la **Figura 16**, no se aprecia una diferencia significativa en los niveles de HDL entre ambos grupos.

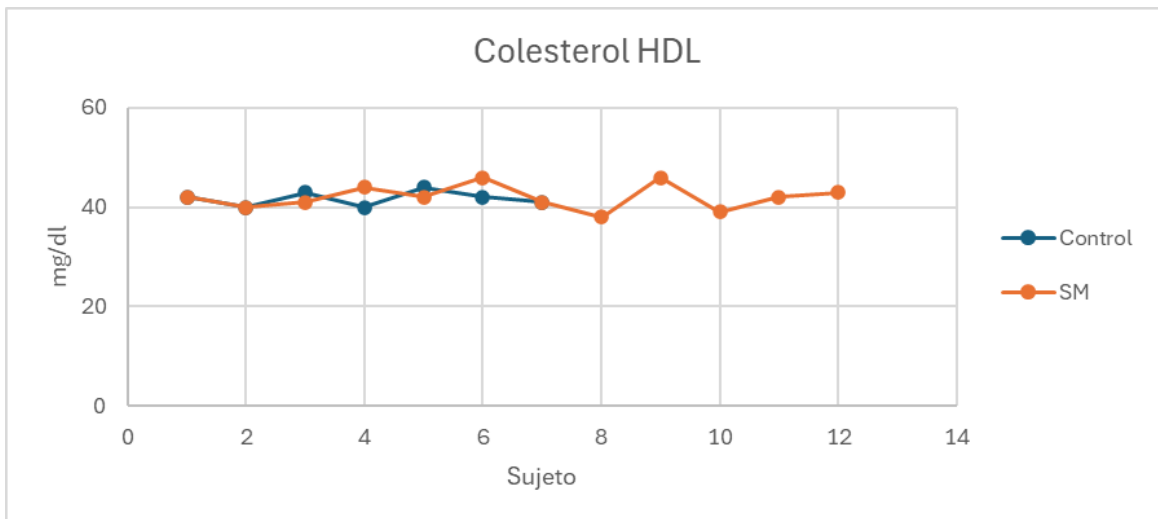


Figura 16. Gráfica de Colesterol HDL grupo de Control y grupo con riesgo de Síndrome Metabólico.

La glicemia en ayunas es mayor en el grupo con síndrome metabólico, lo que indica una posible alteración en la regulación de la glucosa. Como se ve en la **Figura 17**.

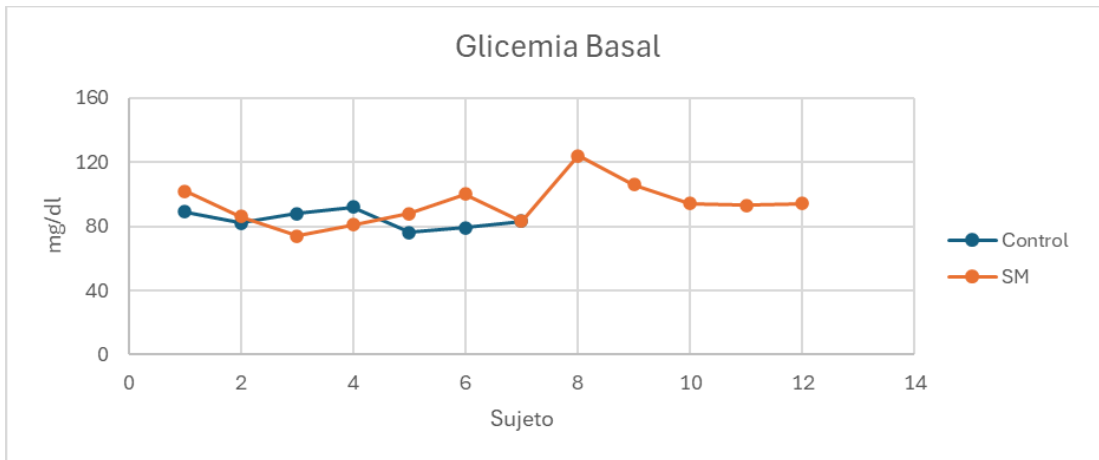


Figura 17. Gráfica de Glicemia Basal grupo de Control y grupo con riesgo Síndrome Metabólico.

En la **Figura 18**, un aumento significativo en la glicemia después de las comidas en el grupo con riesgo de síndrome metabólico, lo que puede sugerir una respuesta ineficiente a la insulina. Si esta condición persiste puede que los sujetos progresen a diabetes tipo 2 y aumentar el riesgo de enfermedades cardiovasculares.

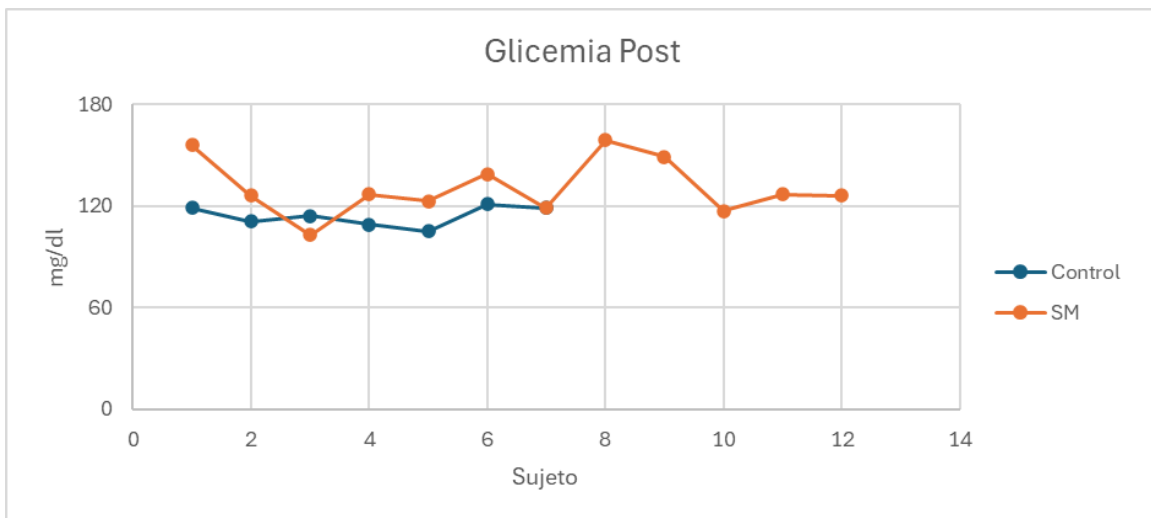


Figura 18. Gráfica de Glicemia Postprandial grupo de Control y grupo con riesgo Síndrome Metabólico.

Con la base de datos obtenida se decidió tener en cuenta el impacto de una ingesta de glucosa en la química sanguínea y la variabilidad de frecuencia cardiaca en diferentes periodos de tiempo, como está representada en la **Tabla 6**

| | |
|--|---------------|
| | Tiempo |
|--|---------------|

| | < 20 Minutos | < 1 Hora | 1 Hora | 2 Horas |
|-------------------|--------------|----------|--------|---------|
| Número de Sujetos | 1 | 10 | 5 | 3 |

Tabla 6. Número de sujetos según el tiempo de espera entre la ingesta y la segunda toma de sangre.

2. Base de datos electrocardiograma

Dado que el registro electrocardiográfico de cada sujeto estaba dado por 6 señales de 10 segundos, se realizó el anterior procedimiento para cada señal y se promediaron los parámetros de cada señal para obtener los valores finales de cada sujeto.

- Cada registro consta de 6 señales ECG de 12 derivaciones
- Cada señal tiene una duración de 10 segundos dando un total de 1 minuto por sujeto.
- Las señales han sido filtradas mediante un filtro pasa bandas con frecuencias de corte [5 Hz – 15 Hz].

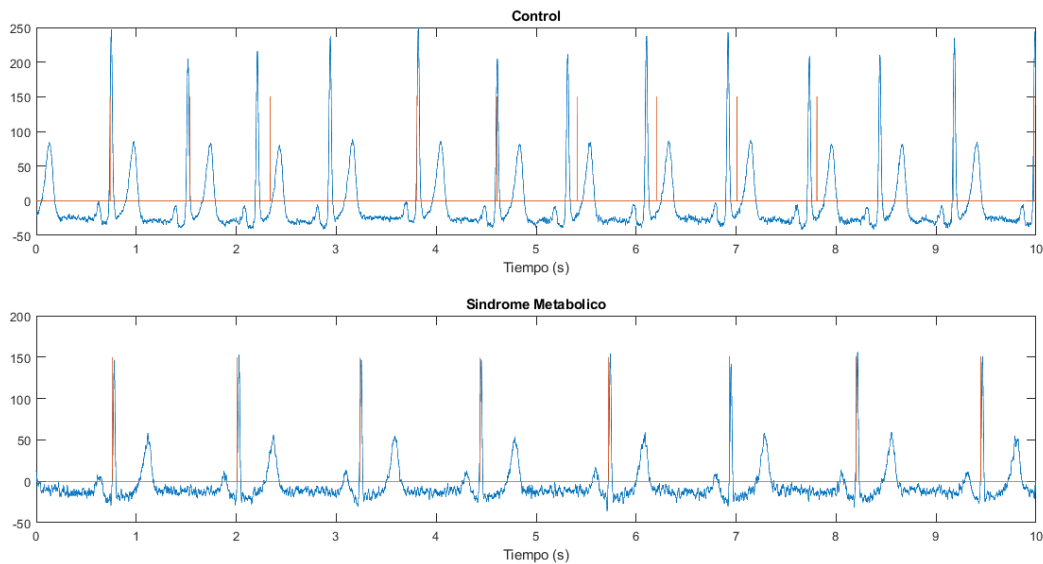


Figura 19. Gráfica derivación 1 de un sujeto con riesgo SM y un sujeto de Control.

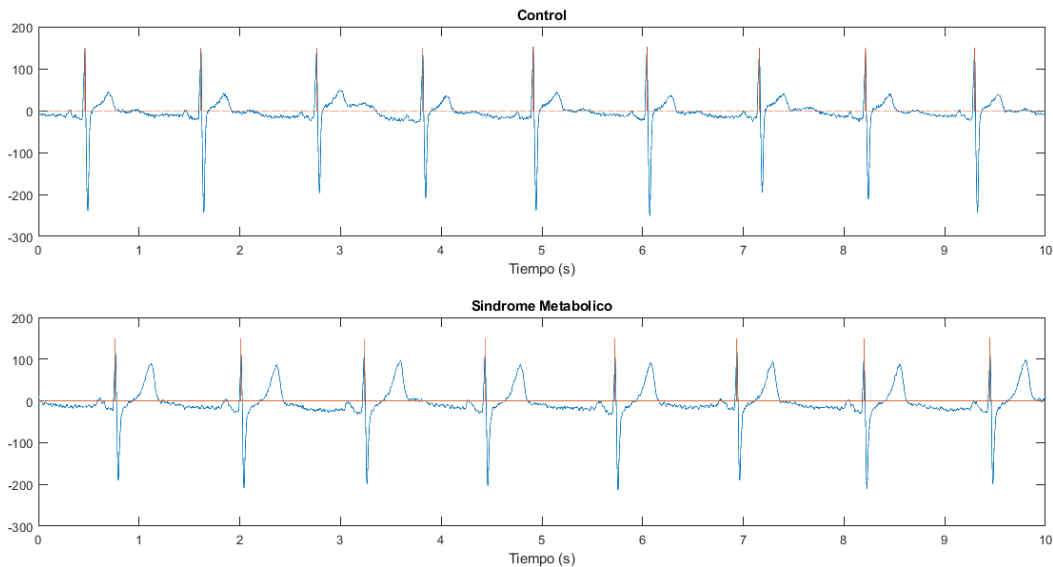


Figura 20. Gráfica derivación 8 de un sujeto con riesgo SM y un sujeto de Control.

En la **Figura 20** podemos observar algunas de las derivaciones obtenidas en la base de datos con la respectiva identificación de los picos R, en ambos casos se evidencia la diferencia de amplitud de la onda T entre el sujeto de control y el sujeto con riesgo de SM.

| Control | | | | | | |
|---------|--------|--------|-------|--------|------|--------|
| Sujeto | RMSSD | SDNN | PRR50 | STD HR | RR | STD RR |
| 1 | 236,85 | 157,92 | 16,13 | 9,30 | 0,89 | 0,16 |
| 2 | 39,11 | 31,89 | 4,17 | 1,53 | 1,13 | 0,03 |
| 3 | 7,74 | 8,49 | 0,00 | 0,62 | 0,91 | 0,01 |
| 4 | 30,20 | 39,45 | 3,17 | 3,13 | 0,87 | 0,04 |
| 5 | 294,66 | 186,08 | 19,67 | 10,67 | 0,91 | 0,19 |
| 6 | 411,18 | 247,19 | 33,33 | 14,20 | 0,97 | 0,25 |
| 7 | 62,96 | 57,35 | 6,78 | 3,33 | 0,93 | 0,06 |

Tabla 7. Valores de parámetros temporales extraídos del Grupo de Control.

| Síndrome Metabólico | | | | | | |
|---------------------|--------|--------|-------|--------|------|--------|
| Sujeto | RMSSD | SDNN | PRR50 | STD HR | RR | STD RR |
| 1 | 23.45 | 44.16 | 4,76 | 1.34 | 0.89 | 0.0179 |
| 2 | 54.40 | 54.99 | 25,00 | 2.44 | 1.19 | 0.0545 |
| 3 | 92.14 | 92.08 | 27,66 | 4.06 | 1.15 | 0.0924 |
| 4 | 45.55 | 42.22 | 6,45 | 3.24 | 0.89 | 0.0422 |
| 5 | 26.38 | 25.21 | 1,52 | 2.01 | 0.85 | 0.0255 |
| 6 | 16.52 | 16.20 | 0,00 | 1.16 | 0.94 | 0.0164 |
| 7 | 203.72 | 202.07 | 23,53 | 9.81 | 1.07 | 0.2036 |
| 8 | 96.50 | 96.00 | 28,57 | 5.41 | 1.11 | 0.0967 |
| 9 | 17.02 | 21.87 | 0,00 | 1.44 | 0.87 | 0.0174 |
| 10 | 56.82 | 62.49 | 7,69 | 3.74 | 0.87 | 0.0900 |
| 11 | 36.81 | 38.14 | 3,64 | 2.56 | 0.97 | 0.0323 |
| 12 | 265.13 | 213.87 | 44,44 | 13.35 | 0.98 | 0.2157 |

Tabla 8. Valores de parámetros temporales extraídos del Grupo con riesgo SM.

Las características temporales extraídas utilizando algoritmos de procesamiento de señales presentes en la **Tabla 7** y **Tabla 8** reflejan la variabilidad de la frecuencia cardíaca en la población estudiada.

3. Análisis estadístico

| | Coeficiente R | | | |
|---------------|---------------|----------------|----------------|-----------------------|
| | Triglicéridos | Colesterol HDL | Glicemia Basal | Glicemia postprandial |
| RMSSD 10 seg | - | - | 0,4726 | - |
| RMSSD 20 seg | - | - | 0,5481 | - |
| RMSSD 30 seg | - | - | 0,4466 | - |
| RMSSD 40 seg | - | - | 0,4911 | - |
| STD HR 20 seg | - | - | 0,4589 | - |
| STD HR Total | - | - | 0,4510 | - |
| RR 20 seg | - | -0,4717 | - | - |
| RR 30 seg | - | -0,4926 | - | - |
| RR 40 seg | - | -0,4785 | - | - |
| RR 50 seg | - | -0,4573 | - | - |
| PRR50 | - | - | 0,5484 | - |

Tabla 9. Correlaciones entre parámetros de la VFC (RMSSD, SDNN, STD RR, STD HR, RR y PRR50) y análisis sanguíneo (triglicéridos, colesterol HDL, glucemia basal, glucemia post). Las variables se correlacionaron utilizando la correlación de Pearson. Solo se mues

La correlación de los datos teniendo en cuenta tiempo de espera puede verse en la **Tabla 6**, esta tabla resulta útil para corroborar si se evidencia algún cambio entre los diferentes periodos de espera que se dieron. Los coeficientes obtenidos sólo mostraron diferencias significativas en el grupo *1<Hora (10 sujetos)* para el parámetro *glicemia basal*.

| | Coeficiente R | | | |
|---------------|---------------|----------------|----------------|-----------------------|
| | Triglicéridos | Colesterol HDL | Glicemia Basal | Glicemia postprandial |
| RMSSD | - | - | 0,5017 | - |
| SDNN | - | - | - | - |
| PRR50 | - | - | 0,5484 | - |
| STD HR | - | - | 0,4510 | - |
| RR | - | - | - | - |
| STD RR | - | - | - | - |

Tabla 10. Correlaciones entre parámetros de la VFC y análisis sanguíneo en el grupo 1<Hora.

Para evaluar diferencias significativas entre los dos grupos de estudio, se realizó un análisis utilizando la **Tabla 11**, en la que se presentan los valores de la media y el rango Intercuartil (IQR).

El análisis de correlación entre los parámetros ECG y las variables asociadas al síndrome metabólico mostró que la mayoría de los coeficientes no fueron significativos. Sin embargo, se encontró una correlación moderada entre los parámetros RMSSD, STD HR y la glicemia basal **Tabla 9**, así como una correlación leve con los niveles de colesterol HDL, observándose esta última únicamente con el parámetro RR en la **Tabla 9**.

| | SM | Control |
|-----------------------|--------------|---------------|
| Edad | 48(31) | 33(32) |
| ICM | 27.89(10.81) | 21.30(3.38) |
| Triglicéridos | 144.5(33) | 138(19) |
| CHDL | 42(4) | 42(3) |
| Glicemia Basal | 93.5(19) | 83(10) |
| Glice. Post | 126.5(30) | 114(10) |
| RMSSD | 64.7(106.99) | 62.08(320.29) |
| SDNN | 48.52(79.64) | 59.72(188.22) |
| PRR50 | 7.07(26.14) | 5.00(20.72) |
| STD HR | 2.9(3.64) | 3.47(11.07) |

Tabla 11. Media (IQR) de las características de cada grupo.

Estos hallazgos sugieren que existe una posible relación entre la actividad autonómica cardíaca y ciertos marcadores metabólicos, aunque la magnitud de la asociación es limitada sin embargo dicha correlación sólo es apreciable si se realiza el análisis al promedio a la suma de los parámetros de cada intervalo de tiempo (10s, 20s, 30s, 40s, 50s, 60s). Al aplicar el mismo procedimiento a los intervalos individualmente no se logran apreciar resultados que indiquen una correlación.

La correlación moderada con la glicemia basal podría indicar una influencia del sistema nervioso autónomo sobre el metabolismo de la glucosa, lo que concuerda con estudios previos que han sugerido una relación entre la variabilidad de la frecuencia cardíaca y el control glucémico [9].

En contraste con el estudio de *G. Perpiñan, E. Severeyn, S. Wong y M. Altuve [9]*, en el cual se utilizó una correlación de Spearman con métodos no lineales y se encontró correlación entre los triglicéridos y los parámetros RR, SDNN y RMSSD, nuestro análisis no halló correlación significativa con los triglicéridos. Además, en dicho estudio no se encontró correlación entre estos parámetros y el colesterol HDL, mientras que en nuestro caso se halló una correlación leve únicamente con el parámetro RR, como se muestra en la **Tabla 9**. Estas diferencias pueden deberse a la variabilidad en las características de la población estudiada, el tamaño de la muestra o la metodología utilizada.

Gracias a la encuesta realizada para conformar nuestra base de datos, podemos saber que nuestros sujetos también tienen poca actividad física haciendo así consistente los resultados en nuestro trabajo y en el estudio "*Correlación de la variabilidad de la frecuencia cardíaca y el nivel de actividad física en hombres jóvenes saludables*" en donde se encontró que para un grupo de personas con actividad física moderada la correlación con la VFC es de carácter moderado o bajo.

VIII. CONCLUSIONES

El análisis electrocardiográfico ha demostrado ser una herramienta prometedora para el diagnóstico temprano de enfermedades metabólicas y cardiovasculares relacionadas con el SM. Este estudio brinda información para un diagnóstico temprano y no invasivo del síndrome metabólico, considerando la relación entre parámetros metabólicos y la variabilidad de frecuencia cardíaca. Además, demuestra la viabilidad de aplicar técnicas de procesamiento de señales y análisis estadístico en el ámbito biomédico.

Se confirmó una correlación significativa entre la glucemia basal y los parámetros RMSSD y STD HR en intervalos de tiempo específicos. Esto sugiere que la variabilidad de frecuencia cardíaca responde a variaciones en los niveles de glucosa en sangre, subrayando la importancia de monitorear estos cambios en pacientes con SM.

Los sujetos con riesgo SM presentaron un perfil caracterizado por mayor edad, peso, IMC y niveles de glucosa (basal y postprandial) en comparación con el grupo de control. Estos factores refuerzan la asociación entre el SM y un mayor riesgo de enfermedades cardiovasculares.

Aunque no se observaron diferencias significativas en los niveles de triglicéridos y colesterol HDL entre los grupos, los niveles elevados de HDL mostraron una correlación negativa con la variabilidad de los intervalos RR, así mismo los parámetros de la VFC fueron en general similares entre los grupos, presentando ligeras ventajas en el grupo de control, evidenciadas en mayores valores de SDNN y STD HR, lo que podría reflejar un mejor equilibrio autonómico en comparación con el grupo experimental.

El uso de técnicas como el algoritmo de Pan-Tompkins para la detección precisa de picos R demostró ser útil, sin embargo, se plantea la posibilidad de optimizar la metodología para incluir mediciones de mayor duración y precisión.

La correlación la consideramos moderada, al solo tener 2 correlaciones fuertes en la **Tabla 9**, podemos concluir que no hay correlación entre ellas. Pero teniendo en cuenta los datos obtenidos en la **Tabla 9** y **Tabla 10**. Podríamos considerar hacer el mismo estudio con una población mayor sin tantas variaciones porque la correlación entre los parámetros de VFC con la glucemia basal y el colesterol fueron los más cercanos y con una gran probabilidad de obtener una correlación fuerte.

IX. DISCUSIONES

Uno de los principales problemas fue la obtención de una base de datos debido a que esto implicaba gestionar cotizaciones que se ajustaran al presupuesto disponible y asegurar que los equipos cubrieran los requerimientos al momento de realizar las mediciones.

Al momento de crear la base de datos surgió la necesidad de obtener un equipo de electrocardiografía (ECG) con capacidad de almacenar datos digitalmente. Esto impidió realizar las pruebas en el Instituto Cardiovascular con quienes se pensaba trabajar inicialmente debido a que no poseían un equipo con las características solicitadas. Finalmente, se decidió adquirir el equipo directamente y colaborar con el laboratorio Biocell para realizar los análisis sanguíneos, ya que era la mejor opción disponible.

Gracias a la asesoría del bioingeniero *Einer Castellar de la empresa Gyo Medical*, se identificó el electrocardiógrafo *Comen H3*, que tiene la capacidad de almacenamiento digital. Sin embargo, la universidad presentó demoras adicionales en la gestión y aprobación de las cotizaciones y los pagos relacionados con el proyecto lo que retrasó el avance. Durante este período de espera, se ajustó el código para fusionar las 12 derivaciones de las señales ECG y obtener un mejor análisis.

En la recolección de muestras, surgieron percances operativos debido a la inexperiencia en la ejecución de pruebas de campo, lo que resultó en variaciones respecto al protocolo previamente planteado. La metodología inicial consistía en registrar un ECG y una muestra de sangre en ayunas, seguido de una segunda muestra y otro ECG dos horas después de ingerir alimentos. Sin embargo, debido a los contratiempos, se decidió continuar con el estudio omitiendo el segundo ECG y ajustando los tiempos de las mediciones.

X. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] World Health Organization, «The top 10 causes of death», World Health Organization. Accedido: 24 de agosto de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death>
- [2] E. A. Finkelstein et al., «Obesity and severe obesity forecasts through 2030», *Am J Prev Med*, vol. 42, n.o 6, pp. 563-570, jun. 2012, doi: 10.1016/j.amepre.2011.10.026.
- [3] World Health Organization, «Cardiovascular diseases (CVDs)», World Health Organization. Accedido: 24 de agosto de 2023. [En línea]. Disponible en: [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))
- [4] Ala. Alwan y World Health Organization., *Global status report on noncommunicable diseases 2010*. World Health Organization, 2011.
- [5] C. K. Roberts, A. L. Hevener, y R. J. Barnard, «Metabolic syndrome and insulin resistance: Underlying causes and modification by exercise training», *Compr Physiol*, vol. 3, n.o 1, pp. 1-58, 2013, doi: 10.1002/cphy.c110062.
- [6] S. M. Grundy et al., «Diagnosis and Management of the Metabolic Syndrome», *Circulation*, pp. 2735-2752, 25 de octubre de 2005. doi: <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.105.169404>.
- [7] Johan E. Ortiz-Guzmán et al., «Differences in Long-Term Heart Rate Variability between Subjects with and without Metabolic Syndrome: A Systematic Review and Meta-Analysis», *Journal Cardiovascular Development and Disease*, mar. 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/jcdd10050203>.
- [8] M. González-Solanellas et al., «Factores de riesgo cardiovascular y síndrome metabólico en población adulta joven», *Gac Sanit*, vol. 29, n.o 1, pp. 72-73, ene. 2015, doi: 10.1016/J.GACETA.2014.10.002.
- [9] G. Perpiñan, E. Severeyn, S. Wong, y M. Altuve, «Cardiac autonomic modulation in response to a glucose stimulus», *Med Biol Eng Comput*, vol. 57, n.o 3, pp. 667-676, mar. 2019, doi: 10.1007/S11517-018-1913-1.
- [10] W. F. Benavides Pinzón, J. E. Ortiz Guzmán, J. S. Barón Cuervo, y A. Hernández Mantilla, «Correlación de la variabilidad de la frecuencia cardíaca y el nivel de actividad física en hombres jóvenes saludables», *Educación Física y Deporte*, ISSN-e 0120-677X, Vol. 32, No. 2, 2013, págs. 1502-1531, vol. 32, n.o 2, pp. 1502-1531, 2013, Accedido: 28 de marzo de 2025. [En

- [línea]. Disponible en:
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5005607&info=resumen&idioma=ENG>
- [11] Espinoza-Salinas, E. Zafra-Santos, G. Pavez-Von Martens, C. Cofré-Bolados, J. Lemus-Zúñiga, y P. Sánchez-Aguilera, «Análisis de variabilidad del ritmo cardiaco y su relación con la sensibilidad insulínica en pacientes obesos y con sobrepeso», *Rev Med Chil*, vol. 143, n.o 9, pp. 1129-1135, sep. 2015, doi: 10.4067/S0034-98872015000900005.
- [12] Nieto-Jimenez, J. Ruso-Álvarez, E. Pardos-Mainer, y J. N. Orellana, «La variabilidad de la frecuencia cardiaca en el control del entrenamiento en un corredor de Ironman. Estudio de caso (Heart Rate Variability in the training monitoring of an Ironman runner. A case study)», *Retos*, vol. 37, n.o 9, pp. 339-343, ene. 2020, doi: 10.47197/RETOS.V37I37.73873.
- [13] L. Veloza, C. Jiménez, D. Quiñones, F. Polanía, L. C. Pachón-Valero, y C. Y. Rodríguez-Triviño, «Variabilidad de la frecuencia cardiaca como factor predictor de las enfermedades cardiovasculares», *Revista Colombiana de Cardiología*, vol. 26, n.o 4, pp. 205-210, jul. 2019, doi: 10.1016/J.RCCAR.2019.01.006.
- [14] Juan Carlos Lizarzaburu Robles, *Síndrome metabólico: concepto y aplicación práctica*, vol. 74, n.o 4. UNMSM. Facultad de Medicina, 2013. Accedido: 22 de agosto de 2023. [En línea]. Disponible en: http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1025-55832013000400009&lng=es&nrm=iso&tlng=es
- [15] Dr. Fernando Alfonso, Dr. Sergio Alonso Orgaz, Dra. Paloma Aragoncillo Ballesteros, Dra. Tamara Archondo Arce, Dr. Luis Azcona, y Dra. Camino Bañuelos, *LIBRO DE LA SALUD CARDIOVASCULAR DEL HOSPITAL CLÍNICO SAN CARLOS Y LA FUNDACIÓN BBVA*, 1.a ed. Bilbao: Editorial Nerea, S. A, 2009.
- [16] J. A. Gallo Villegas, J. Farbiarz Farbiarz, y D. L. Álvarez Montoya, «Análisis espectral de la variabilidad de la frecuencia cardíaca», Repositorio Institucional Universidad de Antioquia, 1999.
- [17] J. A. F. Tresguerres, *Fisiología humana* [Jesús A. F. Tresguerres, 5a edición. Mexico, D.F: McGraw Hill-Interamericana de España, 2020. Accedido: 29 de agosto de 2023. [En línea]. Disponible en: https://granatensis.ugr.es/permalink/34CBUA_UGR/1egp27c/alma991014358551504990

- [18] Gijada Celiseo Victoria, Hernandez Cabrera Lizbeth, Rodriguez Muñoz Emmanue, y Ascención Marcial Daniela, «Sistema Cardiovascular», Puebla.
- [19] M. Cruz, «Clasificación de latidos según estándar AAMI mediante Red Neuronal sobre plataforma Intel Edison», Madrid.
- [20] C.A. Ledezma, G. Perpiñan, E. Severeyn, y M. Altuve, «Data fusion for QRS complex detection in multi-lead electrocardiogram recordings», en 11th International Symposium on Medical Information Processing and Analysis, E. Romero, N. Lepore, J. D. García-Arteaga, y J. Brieva, Eds., en Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series, vol. 9681. dic. 2015, p. 968118. doi: 10.1117/12.2207560.
- [21] J. D. Hernández Lalinde et al., «Sobre el uso adecuado del coeficiente de correlación de Pearson: definición, propiedades y suposiciones», AVFT – Archivos Venezolanos de Farmacología y Terapéutica, vol. 37, n.o 5, abr. 2019, [En línea]. Disponible en: http://saber.ucv.ve/ojs/index.php/rev_aavft/article/view/16165
- [22] J. Dagnino, «Coeficiente de correlación lineal de Pearson», Chil Anest, vol. 43, n.o 1, pp. 150-153, 2014, doi: <https://doi.org/10.25237/revchilanestv43n02.15>.
- [23] M. Malik et al., «Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use», Circulation, vol. 93, n.o 5, pp. 1043-1065, mar. 1996, doi: 10.1161/01.CIR.93.5.1043/ASSET/83CD922C-BDD3-41D4-8D17-BF609ADB27BC/ASSETS/GRAPHIC/HC0560905009.JPEG.
- [24] J. Pan y W. J. Tompkins, «A Real-Time QRS Detection Algorithm», IEEE Trans Biomed Eng, vol. BME-32, n.o 3, pp. 230-236, 1985, doi: 10.1109/TBME.1985.325532.
- [25] M. M. Álvarez, «Procesamiento de señales de Electrocardiografía en Equipos Portables Mediante Estrategias de Inteligencia Artificial», Universidad Nacional de Córdoba, Córdoba, 2016.
- [26] J. C. Universidad Nacional Mayor de San Marcos. Facultad de Medicina., Síndrome metabólico: concepto y aplicación práctica, vol. 74, n.o 4. UNMSM. Facultad de Medicina, 2013. Accedido: 22 de agosto de 2023. [En línea]. Disponible en: http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1025-55832013000400009&lng=es&nrm=iso&tlng=es

- [27] Carolina Bianchi, «FISIOLOGÍA DEL SISTEMA NERVIOSO AUTÓNOMO». Accedido: 6 de septiembre de 2023. [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/45045340/FISIOLOG%C3%8DA_DEL_SISTEMA_NERVIOSO_AUT%C3%93NOMO?source=swp_share
- [28] E. A. Zúñiga et al., «La Correlación de Pearson o de Spearman en caracteres físicos y textiles de la fibra de alpacas», *Revista de Investigaciones Veterinarias del Peru*, vol. 33, n.o 3, 2022, doi: 10.15381/RIVEP.V33I3.22908.
- [29] L. Quintero, G. Perpiñan, E. Severeyn, y S. Wong, «MÉTODOS NO LINEALES DE LA VARIABILIDAD DE LA FRECUENCIA CARDIACA DURANTE UNA PRUEBA ORAL DE TOLERANCIA A LA GLUCOSA», vol. 67, pp. 60-70, ene. 2016.
- [30] C. A. Ledezma, G. Perpiñan, E. Severeyn, y M. Altuve, «Data fusion for QRS complex detection in multi-lead electrocardiogram recordings», en *11th International Symposium on Medical Information Processing and Analysis*, E. Romero, N. Lepore, J. D. García-Arteaga, y J. Brieva, Eds., en *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series*, vol. 9681. dic. 2015, p. 968118. doi: 10.1117/12.2207560.
- [31] E. Severeyn, S. Wong, G. Passariello, J. L. Cevallos, y D. Almeida, «Methodology for the study of metabolic syndrome by heart rate variability and insulin sensitivity», *Revista Brasileira de Engenharia Biomédica*, vol. 28, n.o 3, pp. 272-277, 2012, doi: 10.4322/RBEB.2012.026.
- [32] «Median and Interquartile Range-Nonparametric Univariate Statistics for Quantitative Variables», Nebraska, 2023.
- [33] Gil Rodas, Carles Pedret Carballido, Juan Ramos, y Lluís Capdevila, «VARIABILIDAD DE LA FRECUENCIA CARDIACA: CONCEPTO, MEDIDAS Y RELACIÓN CON ASPECTOS CLÍNICOS», Barcelona, pp. 41-47, enero de 2008.
- [34] Gallo Jaime A., Farbiarz Jorge, y Álvarez Diego L., «Análisis espectral de la variabilidad de la frecuencia cardíaca». Accedido: 23 de abril de 2025. [En línea]. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/267420309_Analisis_espectral_de_la_variabilidad_de_la_frecuencia_cardiaca
- [35] Altuve Miguel, «Variabilidad de la frecuencia cardíaca: Técnicas temporales, frecuenciales y no lineales», 2017, Accedido: 23 de abril de 2025. [En línea]. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/324418329_Variabilidad_de_la_frecuencia_cardiaca_Tecnicas_temporales_frecuenciales_y_no_lineales

- [36] M. N. Imtiaz y N. Khan, «Pan-Tompkins++: A Robust Approach to Detect R-peaks in ECG Signals», *Proceedings - 2022 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, BIBM 2022*, pp. 2905-2912, nov. 2022, doi: 10.1109/BIBM55620.2022.9995552.
- [37] R. Haddadi, E. Abdelmounim, M. El Hanine, y A. Belaguid, «Discrete Wavelet Transform Based Algorithm for Recognition of QRS Complexes», *International Conference on Multimedia Computing and Systems - Proceedings*, vol. 4, n.o 9, pp. 375-379, feb. 2017, doi: 10.1109/ICMCS.2014.6911261.
- [38] A. Peimankar y S. Puthusserypady, «DENS-ECG: A Deep Learning Approach for ECG Signal Delineation», *Expert Syst Appl*, vol. 165, may 2020, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113911.

XI. ANEXOS

Formulario Población de Estudio - Proyecto Síndrome Metabólico

1. ¿Sufre alguna enfermedad de los siguientes tipos?
 - a. Cardiovascular.
 - b. Diabetes.
 - c. No padezco ninguna.
2. ¿Con qué frecuencia realiza algún tipo de actividad física o deporte en la semana?
 - a. Dos días a la semana.
 - b. Tres días a la semana.
 - c. Cuatro días o más.
 - d. No realizo ningún tipo de actividad física,
3. ¿Toma medicamentos con prescripción médica? (Sí/No).
4. Dirección de correo electrónico.
5. Nombre completo.
6. Edad.
7. Sexo.
8. Cargo que ocupa.
9. Número telefónico.
10. ¿Aceptaría usted participar en la población de estudio, de forma totalmente anónima, donde tendrá acceso a beneficios como: estudio de electrocardiograma y exámenes de sangre de manera gratuita?(Sí/No).

CONSENTIMIENTO INFORMADO

Valledupar, Cesar, Veintitrés (23) de Octubre de 2024

Yo _____ declaro que he sido informado e invitado a participar en una investigación denominada “Cambios en la modulación cardíaca autonómica debido a un estímulo de glucosa en sangre para un diagnóstico precoz del síndrome metabólico y enfermedades cardiovasculares”, éste es un proyecto de investigación científica que cuenta con el respaldo y financiamiento de la (Universidad Popular del Cesar). Entiendo que este estudio busca estudiar la variabilidad de la frecuencia cardíaca aplicando diversos métodos de análisis para el apoyo de diagnóstico precoz del síndrome metabólico y enfermedades cardiovasculares, y sé que mi participación se llevará a cabo en la Universidad Popular del Cesar sede Sabanas en Valledupar durante los días 23 de octubre del presente año en curso (2024), por lo anterior autorizo la realización de los siguientes procedimientos

- Prueba oral tolerancia a la glucosa
- Triglicéridos
- Colesterol hdl
- Colesterol ldl
- Glicemia basal y postprandial
- Electrocardiograma (antes y después de la ingesta de glucosa)
- Presión arterial

Me han explicado que la información será registrada de forma confidencial, y que los nombres de los participantes serán asociados a un número de etiqueta, esto significa que las respuestas no podrán ser conocidas por otras personas ni tampoco ser identificadas en la fase de publicación de resultados. Estoy en conocimiento que los resultados me serán entregados, sí que esta información podrá beneficiar de manera directa y por lo tanto tiene un beneficio para la sociedad dada la investigación que se está llevando a cabo.

Asimismo, sé que puedo negar la participación o retirarme en cualquier etapa de la investigación, sin expresión de causa ni consecuencias negativas para mí.

Sí. Acepto voluntariamente participar en este estudio y he recibido una copia del presente documento.

Firma participante:

Cédula de identidad: