

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA MÁQUINA DE VECTOR DE SOPORTE (SVM) PARA LA DETECCIÓN DE ISQUEMIA CORONARIA

- José Emmanuel Cruz de la Cruz
- Saúl Huaquipaco Encinas
- Oscar John Vera Ramírez
- Christian Augusto Romero Goyzueta



DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA MÁQUINA DE VECTOR DE SOPORTE (SVM) PARA LA DETECCIÓN DE ISQUEMIA CORONARIA

COLECCIÓN RESULTADO DE INVESTIGACIÓN

Primera Edición 2023 Vol. 1

Editorial EIDEC

Sello Editorial EIDEC (978-958-53018)

NIT 900583173-1

Autores

José Emmanuel Cruz de la Cruz

Oscar John Vera Ramírez

Saúl Huaquipaco Encinas

Christian Augusto Romero Goyzueta

ISBN: 978-628-95636-8-9

Formato: Digital PDF (Portable Document Format).

DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.8298896>

Publicación: Colombia

Fecha Publicación: 14/07/2023

Coordinación Editorial

Escuela Internacional de Negocios y Desarrollo Empresarial de Colombia – EIDEC

Centro de Investigación Científica, Empresarial y Tecnológica de Colombia – CEINCET

Red de Investigación en Educación, Empresa y Sociedad – REDIEES

Revisión y pares evaluadores

Centro de Investigación Científica, Empresarial y Tecnológica de Colombia – CEINCET

Red de Investigación en Educación, Empresa y Sociedad – REDIEES



Coordinadores editoriales

Brayan Camilo Pinto Carreño

Editorial EIDEC

Dr. Cesar Augusto Silva Giraldo

Centro de Investigación Científica, Empresarial y Tecnológica de Colombia – CEINCET – Colombia.

Dr. David Andrés Suarez Suarez

Red de Investigación en Educación, Empresa y Sociedad – REDIEES – Colombia.

El libro, **DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA MAQUINA DE VECTOR DE SOPORTE (SVM) PARA LA DETECCIÓN DE ISQUEMIA CORONARIA** esta publicado bajo la licencia de Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0 Internacional (CC BY-NC 4.0) Internacional (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/deed.es>). Esta licencia permite copiar, adaptar, redistribuir y reproducir el material en cualquier medio o formato, con fines no comerciales, dando crédito al autor y fuente original, proporcionando un enlace de la licencia de Creative Commons e indicando si se han realizado cambios.

Licencia: CC BY-NC 4.0.

NOTA EDITORIAL: Las opiniones y los contenidos publicados en el libro **DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA MAQUINA DE VECTOR DE SOPORTE (SVM) PARA LA DETECCIÓN DE ISQUEMIA CORONARIA** son de responsabilidad exclusiva de los autores; así mismo, éstos se responsabilizarán de obtener el permiso correspondiente para incluir material publicado por parte de la **Editorial EIDEC**

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA MÁQUINA DE VECTOR DE SOPORTE (SVM) PARA LA DETECCIÓN DE ISQUEMIA CORONARIA

Design and Implementation of a Support Vector Machine (SVM) for the Detection of Coronary Ischemia

AUTORES

José Emmanuel Cruz de la Cruz¹

Oscar John Vera Ramírez²

Saúl Huaquipaco Encinas³

Christian Augusto Romero Goyzueta⁴

Pares evaluadores: Red de Investigación en Educación, Empresa y Sociedad –
REDIEES.⁵

¹ Universidad Nacional del Altiplano

² Universidad Nacional de Moquegua

³ Universidad Nacional del Altiplano

⁴ Universidad Nacional del Altiplano

⁵ Red de Investigación en Educación, Empresa y Sociedad – REDIEES. www.rediees.org

CONTENIDO

ÍNDICE DE FIGURAS	7
ÍNDICE DE TABLAS.....	8
CAPÍTULO 1 DESCRIPCIÓN DE LA REALIDAD PROBLEMÁTICA.....	14
CAPÍTULO 2. ISQUEMIA CONRONARIA.....	16
2.1 Enfermedades cardíacas y cardiovasculares	16
2.2 Qué se entiende por enfermedades cardíacas	17
2.3 Enfermedades cardíacas o cardiovasculares.....	18
2.4 Tipos de enfermedades cardíacas y cardiovasculares	19
2.5 Isquemia Coronaria o síndrome coronario agudo	22
<i>2.5.1 Aspecto de una Isquemia</i>	<i>23</i>
<u>a) Hecho electrofisiológico de una isquemia</u>	<u>24</u>
<u>b) Isquemia subendocárdica</u>	<u>25</u>
<u>c) Isquemia subepicárdica</u>	<u>26</u>
2.6 Electrocardiograma	26
<i>2.6.1 Qué es un electrocardiograma.....</i>	<i>27</i>
<i>2.6.2 Inscripciones Electrocardiográficas</i>	<i>29</i>
<u>a) Onda P.</u>	<u>29</u>
<u>b) Intervalo PR</u>	<u>30</u>
<u>c) Complejo QRS</u>	<u>30</u>
<u>d) Segmento ST</u>	<u>31</u>
<u>e) Onda T.....</u>	<u>31</u>
<u>f) Intervalo QT.....</u>	<u>31</u>

g) Onda U.....	32
2.6.3 Datos Técnicos de la Onda ECG.....	32
2.6.4 Terminología Electrocardiográfica Habitual	33
2.6.5 Derivaciones Electrocardiográficas	33
a) Bipolares de miembros	34
b) Monopolares de Miembros	35
c) Unipolares Torácicas	35
2.6.6 Rutina de Interpretación	36
a) Frecuencia Cardíaca (FC).....	37
b) Eje Eléctrico (AQRS)	37
c) Onda P	37
d) Intervalo y Segmento PR.....	38
e) Complejo QRS	38
f) Intervalo QT	38
g) Onda T y Segmento ST.....	39
h) Onda U.....	39
CAPÍTULO 3. MÁQUINAS DE VECTORES DE SOPORTE.....	40
3.1 Funciones de decisión	41
3.2 Funciones de decisión en las SVM.....	42
3.3 Caso linealmente separable.....	43
3.4 Hiperplanos con márgenes blandos	49
3.5 Funciones de decisiones en las SVM	51
3.6 Kernels.....	51
3.7 Condición de Mercer	53
3.7.1 Caso linealmente no separable	55

CAPÍTULO 4. RESULTADOS	59
4.1 Consideraciones Prácticas	59
4.2 Data Set	60
4.3 Cambio de Formato de Archivos de Entrenamiento	61
4.4. Resultados Obtenidos	67

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Isquemia	24
Figura 2. Trazado electrocardiográfico de 12 derivaciones normales	29
Figura 3. Fases sistólica y diastólica del ciclo cardíaco con ondas e intervalos	30
Figura 4. Colocación de electrodos para obtener las derivaciones bipolares o monopolares.	34
Figura 5. Localización de puntos torácicos para las derivaciones precordiales	36
Figura 6. En el trazado tras la onda T puede observarse la onda U.....	40
Figura 7. Funciones de las SVM.....	43
Figura 8. Clasificador convencional	44
Figura 9. Representación de las SVM mediante W, X y B	46
Figura 10. Hiperplano con margen blando	49
Figura 11. Clasificador No-Lineal.....	56
Figura 12. Diagrama de flujo.....	59
Figura 13. Criterio empírico, para la elección del Kernel	60
Figura 14. Interfaz gráfica	61
Figura 15. Botón Cargar	62
Figura 16. Botón Etiqueta.....	63
Figura 17. Ventana de dialogo.....	63
Figura 18. Botón Iniciar.....	64
Figura 19. Ventanas de dialogo resultados.....	64
Figura 20. Botón Prueba	65
Figura 21. Ventanas de comunicación con resultados.....	65
Figura 22. Botón Clasificar.....	66
Figura 23. Ventana de dialogo con patrones clasificados.....	66
Figura 24. Resultado de valores con isquemia	67
Figura 25. Resultado de valores sin isquemia	68

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Resumen de resultados obtenidos.....	67
---	----

PRÓLOGO

En este libro usted encontrará información sobre el diseño e implementación de una máquina de vector de soporte (SVM) para la detección de isquemia coronaria que pretende ser guía fácil para entender el uso de la inteligencia artificial en la detección de enfermedades cardiovasculares.

En los primeros capítulos encontrará el problema actual de los centros de salud en provincias en Perú, definiciones sobre SVM, enfermedades cardiacas, ondas ECG y un capítulo entero dedicado a los resultados obtenidos y manejo del software utilizado.

Los autores del presente libro, quieren compartir sus experiencias para que se realice más investigaciones sobre el uso de inteligencia artificial en la detección de enfermedades cardiovasculares.

Esperamos que este libro le agrade y que sus consejos colaboren en desarrollar la investigación del tema propuesto.

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA MÁQUINA DE VECTOR DE SOPORTE (SVM) PARA LA DETECCIÓN DE ISQUEMIA CORONARIA

Design and Implementation of a Support Vector Machine (SVM) for the Detection of Coronary Ischemia

*José Emmanuel Cruz de la Cruz, Oscar John Vera Ramírez, Saúl Huaquipaco Encinas,
Christian Augusto Romero Goyzueta*

RESUMEN

En el trabajo de investigación se describe el desarrollo de un sistema inteligente de reconocimiento de cardiopatía isquémica (infarto), empleando señales electrocardiografía digitales con derivación V4. El sistema surge como una solución a la necesidad de una herramienta capaz de interpretar la señal electrocardiográfica de manera rápida, para lograr una atención más eficiente en lugares en los cuales no se cuenta con la presencia de un cardiólogo o personal de salud capacitado para ello.

El sistema reconoce la presencia o ausencia de episodios de infarto en la señal, específicamente la enfermedad coronaria (isquemia). Para dicho entrenamiento se utilizaron señales electrocardiográficas digitales de la base de datos de la División de Ciencias de la Salud y Tecnología de Harvard-MIT, en la que cada registro posee una duración de 2 horas de grabación y cada señal fue muestreada a 250 ciclos por segundo.

Para realizar la clasificación se utilizó el algoritmo de aprendizaje supervisado conocido como Máquina de Vectores Soporte (Support Vector Machine), que son clasificadores lineales de máximo margen que correlacionan los datos a otros espacios multidimensionales para su clasificación. Los resultados obtenidos son alentadores, se logró

una precisión promedio de 80.24% tanto para los patrones con y sin isquemia, probando que las técnicas de aprendizaje y las SVM en particular, pueden resultar muy útiles para resolver problemas de clasificación de patrones médicos.

PALABRAS CLAVES: *Maquina de Vectores de Soporte; Isquemia Coronaria; MIT BIH*

ABSTRACT

The research paper describes the development of an intelligent system for the recognition of ischemic heart disease (infarction), using digital electrocardiography signals with V4 derivation. The system arises as a solution to the need for a tool capable of interpreting the electrocardiographic signal quickly, to achieve more efficient care in places where there is no presence of cardiologist or health personnel trained for it.

The system recognizes the presence or absence of heart attack episodes in the signal, specifically coronary disease (ischemia). For this training, digital electrocardiographic signals from the Harvard-MIT Division of Health Sciences and Technology database were used, in which each record has a duration of 2 hours of recording and each signal was sampled at 250 cycles per minute. second.

To carry out the classification, the supervised learning algorithm known as the Support Vector Machine was used, which are linear classifiers with a maximum margin that correlate the data to other multidimensional spaces for their classification. The results obtained are encouraging, an average precision of 80.24% was achieved for both patterns with and without ischemia, proving that learning techniques and SVM in particular can be very useful to solve medical pattern classification problems.

KEYWORDS: *Support Vector Machine; Coronary Ischemia; MIT BIH.*

INTRODUCCIÓN

En el trabajo de investigación titulado “Diseño e implementación por Support Vector Machine para la detección de isquemia coronaria”, se ejecuta debido a que la isquemia cardiaca (infarto) es una de las enfermedades más comunes del corazón.

En el Perú no se cuenta con la suficiente prevención ni detección temprana de esta enfermedad, así como tampoco con el suficiente cuerpo de especialistas para atender a pacientes con problemas del corazón en centros de salud de escasos recursos, donde cada día se hace más difícil acceder a la tecnología utilizada en otros países pues sus costos son elevados.

El presente trabajo tiene como objetivo realizar un estudio para determinar si es posible el reconocimiento de patrones electrocardiográficos normales y anormales de enfermedad coronaria: isquemia, utilizando SVM. De obtenerse un resultado positivo, se podría automatizar el proceso de detección de la isquemia mediante la implementación de un sistema de bajo costo y de fácil acceso, que pueda ser utilizado en instituciones donde los recursos son escasos.

El trabajo de investigación está estructurado en cuatro capítulos: en el primer capítulo, se describe el problema de estudio: la isquemia coronaria; en el segundo, se trata los fundamentos teóricos de SVM; la tercera parte, se refiere a los criterios tomados para realizar el programa, así como un breve tutorial de este, aquí también se dan ejemplos de los resultados obtenidos; por último, se da paso a la discusión de los resultados obtenidos, las conclusiones, recomendaciones y bibliografía utilizada en el presente trabajo.

CAPÍTULO 1. DESCRIPCIÓN DE LA REALIDAD PROBLEMÁTICA

SVM's (Support Vector Machines) es una técnica muy utilizada en la clasificación de datos. Aunque a las redes neuronales se les considere más fácil de implementarlas y utilizarlas, SVM generalmente proporciona mejores resultados en problemas de clasificación.

SVM son sistemas de clasificación supervisada que se puede utilizar para aplicaciones médicas de procesamiento de señales como el reconocimiento de imágenes. El principio de funcionamiento se basa en la separación a partir de hiper planos de los puntos a clasificar. Esta separación es lineal, pero si los datos no son separables linealmente, se les traslada a otro hiper plano, buscando la separación lineal.

Estos sistemas han sido aplicados en el ámbito de la medicina para el diagnóstico clínico en campos de muy diferente tipo: para el control de la diabetes, la hipertensión, la epilepsia, en dermatología y en cardiología.

Entre los problemas existentes en el ámbito del procesamiento de la información médica, se encuentra la necesidad de la clasificación y diagnóstico automático de las señales ECG, por ejemplo, detectar diferentes tipos de anomalías o disfunciones cardíacas a partir de la información incluida en dichas señales. Así mismo, los diagnósticos están influenciados por las características propias del personal especializado: cansancio, estados de ánimo y deterioro de las capacidades físicas.

A nivel internacional, según la Organización Mundial de la Salud, las enfermedades cardiovasculares constituyen la principal causa de mortalidad en el mundo con 18.6 millones de personas que mueren cada año por enfermedades cardíacas o infartos. El 80% de los decesos que son prevenibles, se producen en países con un nivel de ingreso medio y bajo y afecta principalmente a personas en edad laborable.

De acuerdo con las proyecciones estadísticas en 25 años, Latinoamérica sufrirá el mayor impacto de las afecciones crónicas (cardiovasculares, ataques cerebrales y diabetes)

que sobrepasarán a las ocasionadas por el SIDA. Las enfermedades cardiovasculares serán la primera causa de muerte y aumentarán del 11% al 13% a partir del año 2006 al 2030.

A nivel nacional y regional, por ejemplo, en EsSalud, el número de atenciones por enfermedades que afectan la salud cardiovascular se incrementa cada año, por ejemplo, el año 2013 se atendieron más de 380 000 consultas a nivel nacional, mientras que INCOR, el centro referencial de patologías cardiovasculares atendió 6 200 consultas médicas y quirúrgicas.

Para enfrentar esta realidad problemática se presenta este libro que propone un estudio viable para el diagnóstico de enfermedades coronarias, basándose en el análisis del electrocardiograma. Se realizó el trabajo en vista de la situación actual del sistema de prestación de servicios de salud; pues en muchos de los centros de atención médica, el usuario debe esperar un lapso considerable de tiempo para el diagnóstico médico que, en muchas ocasiones, necesita ser corroborado por otro tipo de medios, incrementado así el tiempo de diagnóstico.

En las instituciones que prestan servicios de salud, las unidades de cardiología, cuidados intensivos, urgencias, entre otros, son unidades que requieren un manejo eficaz del tiempo y de los procedimientos, ya que la salud de un ser humano no da espera y la vida es un bien no renovable.

La importancia tecnológica del presente texto radica en implementar redes SVM en los establecimientos de salud en el Perú. En la parte práctica se diseñó un sistema inteligente de reconocimiento de cardiopatía isquémica, a partir del proceso de análisis del electrocardiograma entrenados con base a registros de larga duración, de 24 o 48 horas, para luego ser aplicados a registros que se utilizan normalmente en la detección de esta enfermedad.

La importancia social se puede ubicar en dos dimensiones: la primera a nivel del campo médico, porque el sistema de reconocimiento basado en SVM se convertirá en una herramienta para el correcto diagnóstico de la enfermedad coronaria de los diferentes establecimientos de salud, de la misma manera que a los no especialistas, como médicos generales y otros profesionales, relacionados con la atención de la salud; y la segunda

dimensión beneficiada sería la población de la ciudad de Ilo, y su utilización será extendida a todas las micro redes de salud.

CAPÍTULO 2. ISQUEMIA CORONARIA

2.1 Enfermedades Cardíacas y Cardiovasculares

Las enfermedades cardiovasculares constituyen en la actualidad un grave problema de salud pública debido a su incremento y el número de muertes producidas. De acuerdo con Battilana-Dhoedt et al. (2020) “las enfermedades cardiovasculares constituyen uno de los problemas de salud más importantes de la medicina contemporánea, de ahí que sea un verdadero reto científico por su trascendencia biológica, psicológica, social y económica” (p. 85); además que la enfermedad cardiovascular ocupa los primeros lugares de muerte a escala global (Rueda, 2018).

Se estima que, de acuerdo con los estudios a nivel mundial, fallecen cerca de siete millones de personas como consecuencia de enfermedades cardiovasculares generalizadas lo que se traduce en un 12,8 % de todas las muertes. Este fenómeno seguirá elevándose drásticamente si los gobiernos no toman cartas en el asunto. Según los últimos informes emitidos se han contabilizado un número aproximado de 20,5% de muertes y un incremento a 24,2% dentro de unos 10 años. Además de esto, y de acuerdo con algunos pronósticos, “por cada seis varones y una de cada siete mujeres en Europa mueren de infarto agudo al miocardio” (Battilana-Dhoedt et al., 2020, p. 86).

Ante este panorama ciertamente preocupante y que atañe a la población mundial debido a su impacto en los niveles de salud pública, se ha generado un conjunto de consideraciones teóricas en torno a las enfermedades cardiovasculares que están afectando de manera drástica a miles de personas a nivel mundial. Además de crear importantes avances en la ciencia y en la tecnología que pudiera de alguna u otra manera generar soluciones a los problemas que padecen los pacientes que sufren este tipo de enfermedad.

2.2 Qué se Entiende por Enfermedades Cardíacas

Según la OMS, como se citó en Martínez-Espitia et al. (2020), las enfermedades cardíacas se definen como “el conjunto de trastornos del corazón y de los vasos sanguíneos; dentro de estas se incluyen la enfermedad coronaria, el evento cerebrovascular, la enfermedad cardíaca reumática, entre otras” (p. 66). Mientras, para Burrillo (2018):

(...) las enfermedades cardiovasculares son la primera causa de muerte en España con una tasa de 267,6 fallecidos por cada 100 000 habitantes en el año 2015, y con un incremento del 5,8% con respecto al año anterior. Además, se encuentran entre las primeras causas de incapacidad laboral temporal (IT). En España se registra cada año 23 000 bajas laborales por Enfermedad Cardiovascular. (p.7)

Para Robbins et al., como se citó en Martínez-Espitia et al. (2020), estas enfermedades se definen como un grupo de síndromes relacionados pato-fisiológicamente y son el resultado de una isquemia miocárdica. Es frecuente que en la literatura a este grupo de enfermedades se les conozca también como enfermedades coronarias.

De acuerdo con informes ofrecidos por el principal organismo a nivel mundial, para el año 2030 se espera que las cuatro principales causas de muerte a nivel global correspondan, en este mismo orden a: enfermedad isquémica del corazón (EIC), enfermedades cerebro vasculares (ECV), el virus de la inmunodeficiencia humana (VIH/sida) y la enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC). En otras palabras, la EIC pasará a formar parte de la primera causa de mortalidad en el mundo en la actualidad. Por lo que algunos investigadores y científicos especializados en la materia han indicado que la EIC se ha convertido en una de las patologías con mayor carga de enfermedad según los años de vida potencialmente perdidos. Entre los años 2011 y 2014 un número de 16,5 millones de personas mayores de 20 años tuvieron EIC, con una leve predominancia masculina (55 %).

Diversos autores han señalado con bastante precisión que esta es una patología con una prevalencia que aumenta de forma directamente proporcional a la edad. Es decir, que en la medida en que se va avanzando en edad esta enfermedad suele aparecer con mayor frecuencia, aun cuando este dato no está totalmente confirmado, debido a que también esta enfermedad afecta a personas jóvenes, convirtiéndose en un asunto de preocupación a nivel

mundial. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS), como se citó en Martínez-Espitia et al. (2020), la EIC es la principal causa de muerte a nivel mundial y representa el 31% de las muertes registradas en el año 2015; de estos casos, el 41,8% corresponde a cardiopatía coronaria.

La enfermedad isquémica cardíaca representa la principal causa de muerte en las enfermedades crónicas no transmisibles y fácilmente prevenibles a escala mundial. Esta patología ha tenido un crecimiento exponencial en los últimos años lo que ha provocado un impacto negativo en los indicadores de salud y por supuesto en los índices de la economía, ya que, además, ha dejado de presentarse principalmente en personas adultas y, por el contrario, se han visto afectadas personas cada vez más jóvenes.

El impacto de esta enfermedad es que al afectar de forma permanente en una población cuyo índice de mortalidad era por lo general incipiente, el tiempo de vida laboral se ve disminuido generando gastos en los servicios de salud convirtiéndose en un problema de salud pública que amerita soluciones alternativas inmediatas que contrarresten este elevado incremento, por lo que se ha hecho necesario que el estado invierta en la investigación y en la divulgación de las investigaciones en torno a esta enfermedad que cada día tiene mayor incidencia en la población.

2.3 Enfermedades Cardíacas o Cardiovasculares.

Aunque se puede interpretar de igual forma las enfermedades cardíacas y las enfermedades cardiovasculares, no se refieren a la misma cosa. Por un lado, las enfermedades cardíacas solo se refieren al órgano del corazón y los vasos sanguíneos de este, mientras que por el otro, las enfermedades cardiovasculares se refieren de igual forma a las primeras, con la diferencia que abarcan otros componentes del organismo como las piernas, el cerebro y los pulmones, además de los vasos sanguíneos del principal motor del cuerpo humano como lo es el corazón pues este es el órgano que bombea a través de la corriente sanguínea la sangre hacia el resto del cuerpo permitiendo el flujo permanente así como la oxigenación de los demás órganos.

El sistema circulatorio humano comprende dos órganos principales: el corazón y los pulmones, así como los vasos sanguíneos llamados arterias, capilares y venas. Tanto la primera como la segunda llevan la sangre por las vías sanguíneas rica en oxígeno y nutrientes, del corazón con ayuda de los pulmones a todas las partes del cuerpo. Las venas regresan la sangre, reducida en oxígeno y nutrientes, al corazón y los pulmones.

Los problemas que suelen aparecer no suceden de forma súbita, sino que debido a altos niveles de grasa y colesterol que se aloja en las arterias, impiden que la sangre fluya de forma natural hacia el principal órgano que funciona como una bomba de oxígeno. Con el tiempo, las arterias que llevan la sangre al corazón y al cerebro pueden obstruirse debido a la acumulación de células, grasa y colesterol (placa).

La disminución en el flujo de sangre al corazón debido a obstrucciones en las arterias ocasiona ataques cardíacos. La falta de flujo de sangre al cerebro ocasionada por un coágulo de sangre o una hemorragia en el cerebro debido a la rotura de los vasos sanguíneos es lo que ocasiona un derrame cerebral. Sin mencionar que en la actualidad el brote de virus como el COVID 19 también puede actuar de forma grave generando complicaciones que pondrían en riesgo al paciente con afecciones cardíacas y cardiovasculares. Tal como lo sostiene Rodríguez, Llerena y Rodríguez (2020):

En algunos pacientes la COVID-19 puede afectar directamente el sistema cardiovascular, en otros la enfermedad cardiovascular preexistente (ECV) puede predisponer a la infección por SARS-CoV2. En este último caso el virus eleva el riesgo de presentar eventos adversos por distintos mecanismos directos e indirectos que originan importantes complicaciones cardiovasculares. (p. 2).

2.4 Tipos de Enfermedades Cardíacas y Cardiovasculares

Existe una variedad de enfermedades, sin embargo, entre las más comunes se pueden mencionar las siguientes:

Aterosclerosis. La aterosclerosis es un tipo de arteriosclerosis (o adelgazamiento y endurecimiento de las arterias). Conforme las personas envejecen las arterias tienden a

endurecerse. Cuando una persona sufre este tipo de padecimiento las paredes internas de las arterias se estrechan más como consecuencia de una acumulación de placa. Para López, Millán y Borrero (2020):

Conforme las personas van envejeciendo, su cuerpo va experimentando una serie de transformaciones que lo vuelven más vulnerables a experimentar “bajas” en su salud, ya sea por el agotamiento de los sistemas de defensa del organismo luego de una larga vida combatiendo infecciones y otras enfermedades, así como por la acumulación crónica de diversos factores, condicionada por el estilo de vida y las actividades que realiza cada individuo. El sistema cardiovascular resulta más afectado en un número considerado de casos, siendo muchas veces la aterosclerosis una pieza clave. (p. 2).

La aterosclerosis coronaria es la forma más corriente de enfermedad cardiovascular. Sus manifestaciones clínicas más intensas son el infarto agudo de miocardio, la angina de pecho y la muerte súbita. Respectivamente, constituyen la primera causa de mortalidad en la población adulta en los países desarrollados debido a los niveles o condiciones de vida, mala alimentación o desórdenes de todo tipo. La aterosclerosis, indistintamente llamada arteriosclerosis, es una enfermedad de tipo crónica que afecta la capa de las arterias. Se ven afectadas desde las arterias de gran relevancia como la aorta, hasta las ramas de mediano calibre, como las arterias coronarias.

Enfermedad cardíaca coronaria o enfermedad de las arterias coronarias. La enfermedad cardíaca coronaria, la forma más común de enfermedad cardíaca, afecta los vasos sanguíneos (o las arterias coronarias) del corazón. Ocasiona angina de pecho (dolor de pecho) y ataques cardíacos. De acuerdo a Bohórquez-Rivero et al. (2020) esta “se define como aquella patología en la cual existe la presencia de placas ateromatosas al interior de las arterias coronarias” (p. 1).

Angina de pecho. Es un dolor que se aloja en el pecho y sucede cuando alguna parte del corazón no recibe suficiente sangre. También la angina se traduce como una sensación de presión o dolor, como si algo lo apretara, a menudo en el pecho, debajo del esternón, pero en algunas ocasiones también ocurre en los hombros, brazos, cuello, mandíbula o espalda. Para Valcárcel (2017) la angina se presenta como:

(...) un dolor recurrente en la cara anterior del tórax definido por muchos pacientes como opresión, tirantez, quemazón o hinchazón. En ocasiones se irradia hacia la mandíbula, la garganta, la espalda, el hombro, el brazo y el antebrazo izquierdos. Su duración es corta ya que oscila entre 1 y 15 minutos. Este dolor aparece tras realizar ejercicio físico o por emociones fuertes y se alivia en pocos minutos con reposo o nitroglicerina sublingual. Estos síntomas pueden verse agravados por el frío, el tabaquismo, la humedad o tras una comida copiosa. (p. 6)

Derrame cerebral. La falta de flujo de sangre al cerebro ocasionada por un coágulo de sangre o una hemorragia en el cerebro debido a la rotura de los vasos sanguíneos es lo que ocasiona un derrame cerebral. Sin un buen suministro de sangre, las células cerebrales no pueden obtener suficiente oxígeno y comienzan a morir. Para Gelb (2012), el derrame cerebral es una “alteración, de origen vascular, de la función cerebral de 24 horas o más de duración que puede llevar a la muerte” (p. 274).

Presión sanguínea elevada o hipertensión. Según Espinosa (2018), La hipertensión arterial “constituye un reconocido problema de salud, tanto por su elevada frecuencia, por las consecuencias y discapacidades que provoca, así como por su repercusión en la mortalidad” (p. 66). Existen maneras para medir la presión sanguínea y medicamentos para tratar la hipertensión (disminuyen esta presión). La lectura de la presión sanguínea mide la fuerza de la sangre bombeada desde el corazón, contra las paredes de los vasos sanguíneos.

Insuficiencia cardíaca. La insuficiencia cardíaca significa que el corazón no es capaz de bombear sangre al organismo tan bien como debería hacerlo, no significa que el corazón se detiene literalmente. La insuficiencia cardíaca constituye, de acuerdo con González et al. (2020), “un problema principal de salud pública, afectando a más de 23 millones de personas mundialmente. Es una causa frecuente de hospitalización y la principal en mayores de 65 años” (p. 98), que se desarrolla lentamente, y puede tener un impacto importante en la vida de la persona y en su capacidad para realizar actividades comunes tales como vestirse, bañarse, desplazarse entre otras.

2.5 Isquemia Coronaria o Síndrome Coronario Agudo

La Isquemia coronaria o síndrome coronario agudo “engloba aquella sintomatología ocasionada por una isquemia miocárdica aguda; incluiremos dentro de éste, tanto el infarto agudo de miocardio (IAM) como la angina inestable” (Fernández, 2019, p. 4). De acuerdo a Hurtado et al. (2020):

Es la forma de presentación de la cardiopatía isquémica. Su mecanismo fisiopatológico reside en la inestabilidad de las placas de ateroma preexistentes en la luz de las arterias coronarias y su traducción clínica comprende la angina inestable, el infarto agudo de miocardio y la muerte súbita. (p. 225).

La isquemia coronaria “es un trastorno en que parte del miocardio recibe una cantidad insuficiente de sangre y oxígeno; surge de manera específica cuando hay un desequilibrio entre el aporte de oxígeno y la necesidad de él por dicha capa muscular” (Pineda et al., 2016, p. 147). También “involucra a la elevación ST y la no elevación ST la contiene el infarto miocárdico sin elevación de ST y la angina inestable” (Kotecha y Rakhit, como se citó en Pazzara, 2020, p.17). De acuerdo a estudios llevados a cabo por Ramírez y Pauca (2020):

En el Perú, la enfermedad cardiovascular es la segunda causa de muerte, por ello la detección de isquemia es una parte importante de la estrategia diagnóstico en pacientes que tienen sospecha de enfermedad coronaria, puesto que es un fuerte predictor de eventos adversos como infarto de miocardio y muerte de origen cardiovascular. (p. 15)

De acuerdo con cifras emitidas por la OMS, para el año 2008, la primera causa de muerte fue precisamente por cardiopatías isquémicas, generando un aproximado de 7,2 millones de decesos a escala mundial. En Perú, estas enfermedades son la principal causa de muerte. Solo para el año 2012 se contabilizaron 4 414 muertes solo por esta enfermedad.

En la actualidad, la enfermedad cardiovascular ocupa uno de los principales problemas de salud pública a nivel global por lo que se hace imperativo y necesario contar con una serie de herramientas que diagnostican y permitan reconocer a tiempo la presencia de isquemia miocárdica y de esta forma establecer tratamiento oportuno y evitar daños y

consecuencias mayores, así como minimizar los índices de morbi-mortalidad, “lo que se traduce en ahorro de recursos económicos. Es importante, también, que estas herramientas diagnósticas permitan reconocer a todo individuo «sano» pero con factores de riesgo para desarrollar un síndrome coronario agudo” (Barba, 2007, p. 116).

En la enfermedad coronaria, el ECG cobra una dimensión singular ya que, junto al cuadro clínico de angina, y a la elevación de los enzimas miocárdicos (CPK, GOT, LDH) constituyen la tríada diagnóstica definitiva de infarto de miocardio.

En muchas ocasiones, y como un estado previo a la necrosis miocárdica, otras manifestaciones clínicas (angina) tienen su expresión electrocardiográfica que es necesario conocer en todo detalle. Por tanto, dominar bien todos los aspectos electrocardiográficos que acontecen en el entorno de la isquemia miocárdica, y saber diferenciarlos de otros que pueden simularla es una práctica clínica fundamental para todo médico. En la enfermedad coronaria podemos reconocer tres fases electrocardiográficas bien diferenciadas: Isquemia, Lesión y Necrosis.

2.5.1 Aspecto de una Isquemia

Se entiende por isquemia miocárdica como un déficit transitorio en la perfusión del flujo sanguíneo coronario de forma que el miocardio afectado responde con manifestaciones de tipo bioquímico (alteraciones en la bomba de Na/K⁺) alteraciones de tipo metabólico (aeróbico/anaeróbico) de tipo hemodinámico (pérdida de la capacidad contráctil) de tipo clínico (angina), y finalmente de tipo electrocardiográfico.

Modificaciones inducidas por la isquemia miocárdica

1. Bioquímicas (Bomba Na/K⁺)
2. Metabólicas (Producción de lactato)
3. Hemodinámicas (Pérdida capacidad contráctil)
4. Clínicas (angina, disnea etc.)

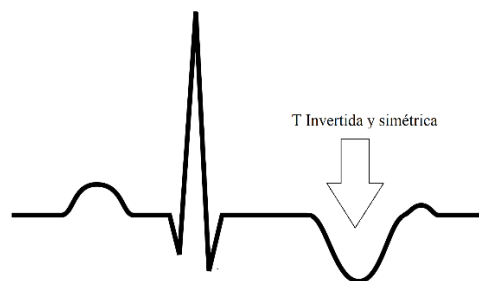
5. Electrocardiográficas (Cambios del ST-T)

a) **Hecho electrofisiológico de una isquemia.** El hecho electrofisiológico fundamental de la isquemia es una alteración básica en la duración y la amplitud del potencial de acción transmembrana como también se le conoce de acuerdo con sus siglas (PAT) el cual depende de la activación de todas las células que componen las tres capas del corazón (epicardio, miocardio y endocardio). En la fase más precoz de la isquemia el PAT se acorta ligeramente en relación con el PAT de una célula bien perfundida, lo que explica el primer hecho electrocardiográfico que se encuentra en la isquemia aguda, es decir; un aumento de voltaje de la onda T con sus ramas simétricas y acuminadas. Posteriormente, y si la isquemia se mantiene, el PAT tiende a alargarse invirtiendo el vector de repolarización, apareciendo la característica onda T invertida en el ECG.

En la siguiente figura 1, se puede apreciar la constitución de una isquemia:

Figura 1

Isquemia



Nota: tomado de Palma (1988)

Es importante señalar en este momento que la expresión mediante la figura de la repolarización ventricular (ST-T) es consecuencia de una alteración del PAT como ya ha quedado explicado, pero que éste a su vez puede verse alterado por otras situaciones clínicas (miocarditis, acción de ciertas drogas, sobrecargas hemodinámicas) por lo que un diagnóstico diferencial entre los distintos procesos que pueden alterar el PAT y consecuentemente la onda T es fundamental. Por tanto, no siempre una alteración de la onda T incluso de aspecto isquémico, es consecuencia de la isquemia misma.

Desde un punto de vista anatómico es fundamental recordar que la perfusión coronaria se efectúa desde el epicardio al endocardio, es decir, los vasos coronarios principales tienen un primer recorrido epicárdico para posteriormente profundizar en el tejido miocárdico hasta alcanzar el subendocardio. Además, desde un punto de vista fisiopatológico es interesante recordar también, que la isquemia puede ser consecuencia de una obstrucción al flujo (estenosis coronaria) o de un incremento de la demanda miocárdica de oxígeno por parte del miocardio. Esto trae varias consecuencias inmediatas: primero que la isquemia puede ser epicárdica, subendocárdica o transmural, y, en segundo lugar, que una perfusión coronaria adecuada en situación de reposo puede volverse insuficiente al esfuerzo. La localización de la isquemia puede ser subepicárdica, subendocárdica o transmural. La isquemia se debe a la disminución del aporte (estenosis coronaria) o al aumento de la demanda (taquicardia).

b) Isquemia subendocárdica. Si sólo está afectado el subendocardio el PAT se alargará únicamente a ese nivel y por tanto su duración será más larga que el PAT del resto del miocardio. La consecuencia es un vector de repolarización que "huye" de la zona isquémica, resultando una onda T acuminada y de ramas simétricas, que será particularmente evidente en aquellas zonas en donde se genera la isquemia. La Isquemia sub endocárdica, de acuerdo con Valencia (2020):

Muestra ondas T picudas y simétricas que por sí solas no debe considerarse como sugestión de cardiopatía isquémica ya que aparecen como imagen fugaz en la fase hiperaguda de oclusión. Esta imagen también puede aparecer en situación de hiperpotasemia, accidentes cerebrovasculares o vagotonía. (p. 45)

Es raro observar en su forma crónica la onda de isquemia subendocárdica, ya que habitualmente suele estar presente en los estadios iniciales de la isquemia aguda (especialmente en la fase hiperaguda del infarto de miocardio), y en los estadios igualmente precoces de la angina vasoespástica de Prinzmetal, pero sí que puede ser observada en otras situaciones clínicas como se describe a continuación:

1. Sobrecarga diastólica del ventrículo izquierdo.
2. Algunos bloqueos intraventriculares (derechos).

3. Hiperpotasemia.
4. Vagotonía.
5. Intoxicaciones (drogas, alcohol).
6. Coma cerebral.

c) **Isquemia subepicárdica.** Decir que el subepicárdico está isquémico significa decir que la isquemia es transmural ya que como se ha indicado la perfusión coronaria se efectúa desde epicardio a endocardio, por tanto; el PAT estará globalmente alargado, y la consecuencia inmediata en el ECG será una onda T invertida de ramas asimétricas, cuya negatividad será proporcional al grado de isquemia. “La isquemia subepicárdica muestra un ECG con ondas T planas o negativas. Aparece en síndromes coronarios agudos como la angina inestable, infarto no transmural, o en la cardiopatía isquémica crónica estable” (Valencia, 2020, p. 45).

Clínicamente puede ser observada en la isquemia crónica independientemente de su estadio (I-IV) con antecedentes de infarto de miocardio o sin ellos. Suele ser muy persistentemente negativa en el infarto de miocardio subendocárdico o no transmural (sin onda Q), y suele incrementar su voltaje negativo durante el test máximo de esfuerzo o en el ECG de Holter frente a determinados tipos de estrés (físico, psíquico y sexual).

2.6 Electrocardiograma

El corazón es el órgano más importante del cuerpo humano y esto es debido a que permite bombear fluidos sanguíneos a los demás órganos que conforman el cuerpo humano. Por lo que sin el correcto mecanismo las funciones no se llegarán a dar con total normalidad.

El corazón se divide o consta de dos partes: el derecho y el izquierdo. El primero consta de aurícula y ventrículo derechos que se llegan a comunicar mediante una válvula llamada tricúspide. Por otro lado, el lado izquierdo lo conforma por la aurícula y el ventrículo izquierdo cuya comunicación se da por la válvula conocida como mitral. En cuanto a su movimiento este se da a partir de dos periodos: sístole y diástole respectivamente. Durante

el periodo sistólico, el órgano se contrae expulsando la sangre. Mientras que en la diástole el corazón se relaja.

Durante la diástole el corazón se calma a pesar de que se llegue a necesitar más energía en este período que durante el otro. Ambos ventrículos comienzan a llenarse de fluidos sanguíneos. En el caso del izquierdo, la sangre procede de las venas pulmonares (sangre recién oxigenada en los pulmones) mediante de la aurícula izquierda. En el caso del ventrículo derecho, se trata de sangre desoxigenada que llega a través de la aurícula derecha. Con la liberación de nuevo de la sangre alojada en ambos ventrículos, tiene lugar un nuevo ciclo cardíaco.

Si bien cada período del ciclo cardíaco tiene su correlación en el electrocardiograma, este puede considerarse como paradigma de estas pruebas ya que si bien es una exploración que atañe al ámbito de la cardiología, su uso puede ser de provecho para otras disciplinas de la medicina, así como de los procedimientos técnicos y metodológicos médicos, puesto que el ECG aún proporciona información valiosa, además de rápida, sencilla, segura, indolora y relativamente de bajo costo.

2.6.1 Qué es un electrocardiograma.

El primer registro de la actividad eléctrica cardíaca fue dado a conocer hace más de cien años por el destacado científico neerlandés Willem Einthoven quien dictó la fundación de esta rama de la medicina, lo cual le valió el Premio Nobel de Medicina en 1924 (Lara, 2016). Por su parte, Riveros-Sanabria (2015) ha señalado que este registro se le conoce como “electrocardiograma (ECG o EKG) el cual es la representación gráfica de los potenciales eléctricos del músculo cardíaco en función del tiempo y recogidos en la superficie de la piel a través de electrodos” (p. 221).

La importancia que puede tener un electrocardiograma (ECG) se ha constatado en el día a día de cualquier centro hospitalario del país. Sin embargo, el ECG por sí mismo no suele ofrecer información a quien no sabe interpretarle, de allí que su enseñanza de este lenguaje tan particular forma parte determinante en la formación galena.

“El electrocardiograma no es más que un conjunto de ondas que Einthoven denominó P, Q, R, S, T y U de acuerdo con el orden de aparición en el tiempo” (Zavala-Villeda, 2017, p. 210), El electrocardiograma registra las señales eléctricas del corazón. Para Dono et al. (2020) es el:

(...) registro gráfico de la actividad eléctrica del corazón, detectada a través de una serie de electrodos, colocados en la superficie corporal y conectados a un electrocardiógrafo. Se obtienen 12 derivaciones, 6 frontales y 6 precordiais, que proporcionan información desde distintos puntos del corazón. (p. 8).

Es una prueba frecuente que se emplea para captar algunos padecimientos y problemas cardíacos. También para controlar el estado del corazón en muchas situaciones. Los electrocardiogramas, también denominados «ECG», por lo general, se realizan en un consultorio médico, en una clínica o en una sala de un hospital. Se han convertido en un equipo habitual en los quirófanos y las ambulancias para medir el ritmo cardiaco entre los pacientes que suelen padecer este tipo de enfermedad.

Un electrocardiograma es una prueba indolora y no invasiva que ofrece resultados rápidos y expeditos. “La señal electrocardiográfica refleja el funcionamiento eléctrico del corazón, tiene la ventaja de ser un procedimiento médico con resultados disponibles inmediatamente no es invasivo y es económico” (Riveros-Sanabria, 2015, p. 121). Durante un electrocardiograma, se colocan sensores (electrodos) que detectan la actividad eléctrica del corazón en el tórax y, a veces, en las extremidades. Por lo general, estos sensores se dejan colocados solo durante algunos minutos con la finalidad de medir y hacer un balance del estado que presenta en corazón.

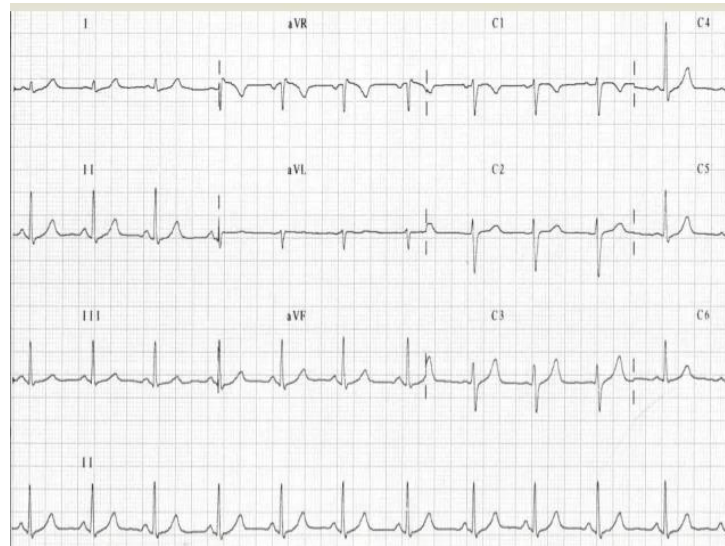
El electrocardiograma es un gráfico en el que se estudian y registran las variaciones de voltaje en relación con el tiempo el cual consiste en computar en un formato debidamente adaptado (tiras de papel milimetrado esencialmente), la actividad de la corriente eléctrica que se está llevando a cabo en el principal órgano del ser humano durante un tiempo determinado, por lo general el tiempo estimado no suele exceder de 30 segundos aproximadamente.

Dentro de los que se considera un patrón electrocardiográfico normal, existen amplias variaciones, en lo que se refiere a frecuencia cardiaca, duración del PR, eje eléctrico,

disposición de las ondas de repolarización ventricular. En general un ECG normal, deberá en todo caso parecerse al de la figura 2 que se mostrará a continuación:

Figura 2

Trazado electrocardiográfico de 12 derivaciones normales



Nota: tomado de Palma (1988)

2.6.2 Incripciones Electrocardiográficas.

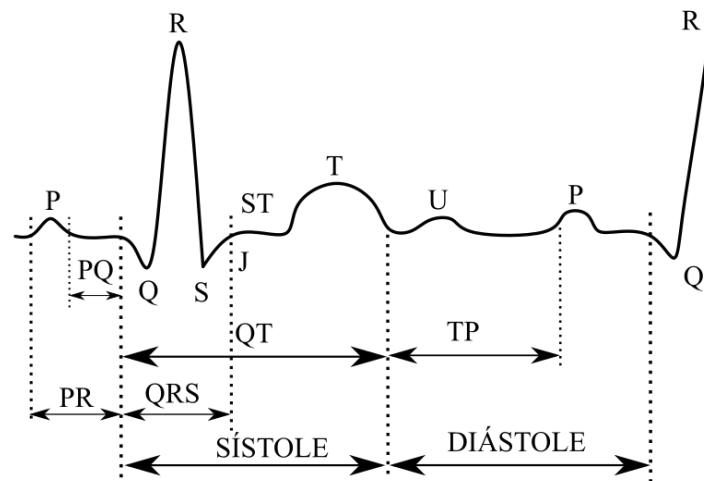
Entre las principales inscripciones se encuentran las siguientes:

a) **Onda P.** En condiciones de ritmo sinusal normal (ver figura 3), y al ser irreconocible en el ECG convencional la actividad del NS, la primera inscripción corresponde a la onda P, la cual representa la despolarización de ambas aurículas. La duración de dicha onda suele ser inferior a 100 ms y su voltaje no excede de 2.5 mV. En el plano frontal su eje eléctrico coincide con el de QRS variando entre $+40^\circ$ y $+60^\circ$. En casos de crecimiento de las cavidades auriculares, la onda P aumenta su voltaje, duración y modifica su eje eléctrico.

La repolarización auricular (T_a) sólo suele observarse en el ECG convencional en muy raras ocasiones, generalmente en casos de graves trastornos de la conducción Inter atrial o en infartos auriculares extensos.

Figura 3

Fases sistólica y diastólica del ciclo cardíaco con ondas e intervalos



Nota: tomado de Palma (1998)

b) Intervalo PR. Al final de la onda P se inscribe un período de inactividad eléctrica (intervalo PR) correspondiente al retraso fisiológico que sufre el estímulo en el nodo AV y cuya duración varía entre 120 y 220 ms. Alargamientos de este segmento indican trastornos en la conducción AV (bloqueos AV) mientras que acortamientos inferiores a 120 ms, son típicos de síndromes de conducción AV acelerada (Wolf -Parkinson-White y Lown-Ganong-Levine).

c) Complejo QRS. Es la expresión electrocardiográfica de la despolarización de ambos ventrículos, siendo la inflexión de más amplio voltaje. Su duración varía entre 60 ms y 100 ms siendo menor en el recién nacido y mayor en los ancianos. Su eje (AQRS) en el plano frontal varía ampliamente con la edad, aceptándose como normales oscilaciones desde $+120^\circ$ en el recién nacido, hasta -10° en el anciano.

En promedio en el adulto joven el AQRS oscila entre $+40^\circ$ y $+60^\circ$. Desviaciones exageradas del AQRS o incrementos excesivos de voltaje indican dilatación e hipertrofia de las cavidades ventriculares, mientras que aumentos en la duración del QRS son típicos de trastornos de la conducción intraventricular (bloqueos de rama).

d) Segmento ST. El segmento ST transcurre desde el final del QRS (punto J) hasta el inicio de la onda T. La amplitud del ST se mide por el desplazamiento que sufre el punto J desde la línea isoeleétrica. Desde un punto de vista clínico, desviaciones positivas o negativas del ST que excedan de 1-2 mm, medidos a 60-80 ms del punto J pueden ser en la mayoría de las ocasiones claros indicadores de trastornos isquémicos del miocardio.

e) Onda T. Se corresponde con la repolarización ventricular y aparece al final del segmento ST. Su polaridad suele ser positiva en todas las derivaciones excepto en aVR y V1, y ocasionalmente en D3. La amplitud de la onda T es bastante variable de unas a otras derivaciones, aunque nunca debe exceder de 0.6 mV (6 mm). En recién nacidos y niños pequeños la onda T suele estar invertida de V1 a V3/V4 tendiendo a la positividad con la madurez anatómica y fisiológica.

Por lo general, la rama ascendente de la T suele ser de inscripción lenta mientras que la descendente busca la isoeleétrica de forma rápida (asimetría). Ondas T de alto voltaje y ramas asimétricas se observan en la hipertonía vagal, mientras que la inversión simétrica de la onda T sobre todo en derivaciones precordiales izquierdas, suele ser bastante característica de isquemia miocárdica y de estados de sobrecarga mecánica de los ventrículos.

f) Intervalo QT. Comprende desde el inicio de Q hasta el final T, y representa la despolarización y repolarización ventricular. Aunque su duración queda muy condicionada por la frecuencia cardiaca, suele situarse entre 300 y 440 ms. En 1918, Bazet, como se citó en Palma (1983), propuso una fórmula para corregir el valor del QT en función de la frecuencia cardíaca, mediante una constante (K) que en varones y niños tiene un valor de 0.37 y en mujeres de 0.40. Dicha constante (K) se multiplica por la raíz cuadrada de la diferencia obtenida entre dos ondas R correlativas:

$$QTc = k(\sqrt{R - R}) \quad (1)$$

Taron y Szilagyí por Palma (1983) propusieron en 1952 otra fórmula en la que el QT corregido se calcula en función del QT medido dividido por la raíz cuadrada del intervalo R-R:

$$QTc = QT / \sqrt{R - R} \quad (2)$$

Con estos cálculos quedó establecido que el QTc no debería exceder en ningún caso de 425 ms. Alargamientos del QT suelen observarse en la isquemia miocárdica, trastornos electrolíticos, intoxicación por determinadas drogas, o en síndromes complejos como el de Romano-Ward o en el de Jerwell y Lange-Nielsen en donde la presencia y severidad de arritmias ventriculares es notable.

g) Onda U. Suele ser una deflexión de tan bajo voltaje que es irreconocible en la mayoría de las ocasiones. Se inscribe detrás de la onda T y sigue su misma polaridad, variando su amplitud entre 0,3 y 2 mm. Es más fácilmente visible en derivaciones V2-V4. Su presencia suele estar vinculados a trastornos de tipo hidro electrolíticos, acción de determinadas drogas, y más raramente a la isquemia.

2.6.3 Datos Técnicos de la Onda ECG

Tiempos Voltajes y Medidas de las Ondas:

Onda P:

- Duración:< 100 ms
- Amplitud:< 2,5 mm

Segmento PR:

- Duración:120-220 ms

Complejo QRS:

- Duración:60-100 ms.
- Amplitud.....< 25mm en V5.

Segmento ST:

- Amplitud a 80 ms de J.....< (- 1mm)

Onda T:

- Amplitud.....< 6 mm Intervalo QT:

- Duración:300-400 ms

Onda U:

- Amplitud:0.3-2 mm

2.6.4 Terminología Electrocardiográfica Habitual

La terminología habitual de las ondas electrocardiográficas suele ser:

Onda P: Primera onda del ciclo electrocardiográfico.

Segmento PR: Isoeléctrica entre final de P e inicio de QRS.

Onda Q: Primera deflexión negativa del complejo QRS

Onda R: Primera deflexión positiva del QRS.

Onda S: Primera deflexión negativa que sigue a la onda R

Onda R': Deflexión positiva que aparece tras la onda S.

Onda S': Deflexión negativa que sigue a la onda R'.

Complejo QS: Deflexión totalmente negativa.

Segmento ST: Deflexión positiva, negativa o isoeletrica que une QRS con la onda T.

Onda T: Deflexión positiva o negativa que se inscribe lentamente tras el segmento ST.

Onda U: Pequeña deflexión positiva que se inscribe tras T.

2.6.5 Derivaciones Electrocardiográficas

Aunque la actividad eléctrica generada por el corazón es posible recogerla desde cualquier punto de la superficie corporal, en la práctica el registro electrocardiográfico se hace desde 12 derivaciones estándares que han sido sistematizadas y universalmente aceptadas. Por grupos pueden ser divididas en tres apartados: Tres derivaciones bipolares de

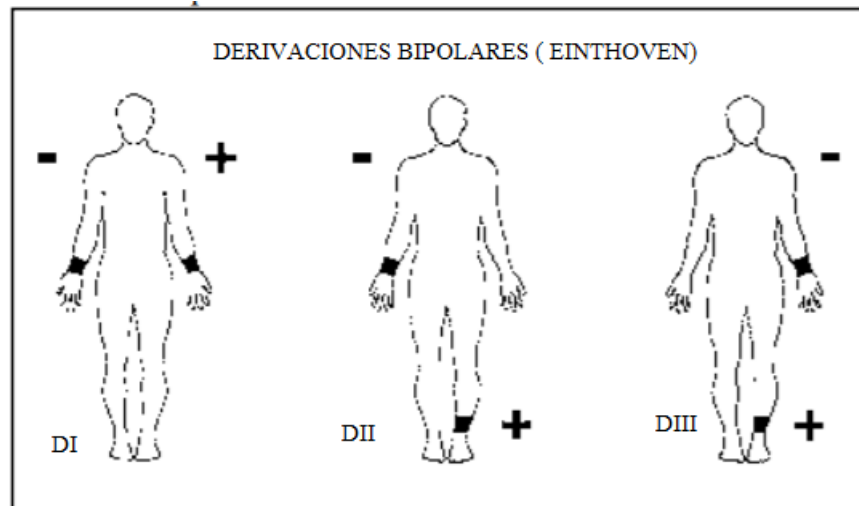
miembros de Einthoven; tres derivaciones monopolares de miembros de Goldberger y seis derivaciones unipolares torácicas de Wilson. La actividad eléctrica generada por el corazón se lleva a cabo por vectores que tienen magnitud, dirección y sentido. El potencial eléctrico registrado en las derivaciones electrocardiográficas representa la sumatoria de las fuerzas eléctricas instantáneas.

a) **Bipolares de miembros.** Recogen las diferencias de voltaje en el plano frontal entre las extremidades. Según se puede observar en la figura 4 entre las 3 extremidades exploradas (brazo derecho, izquierdo, y pierna izquierda) se configura un triángulo denominado triángulo de Einthoven en cuyo centro quedaría idealmente ubicado el corazón.

- D1: Brazo derecho (negativo) y brazo izquierdo (positivo)
- D2: Brazo derecho (negativo) y pierna izquierda (positivo)
- D3: Brazo izquierdo (negativo) y pierna izquierda (positivo)

Figura 4

Colocación de electrodos para obtener las derivaciones bipolares o monopolares.



Nota: tomado de Palma (1998)

b) Monopolares de Miembros. Exploran igualmente la actividad eléctrica en el plano frontal, desde cada miembro por separado en relación con un electrodo indiferente de voltaje igual a cero, construido entre las otras tres derivaciones no exploradas (ver figura 4).

De acuerdo con la ley de Einthoven:

- $D2 = D1 + D3$
- $aVR + aVL + aVF = 0$
- *aVR: Potencial del brazo derecho (Right)*
- *aVL: Potencial del brazo izquierdo (Left)*
- *aVF: Potencial de la pierna izquierda (Foot)*

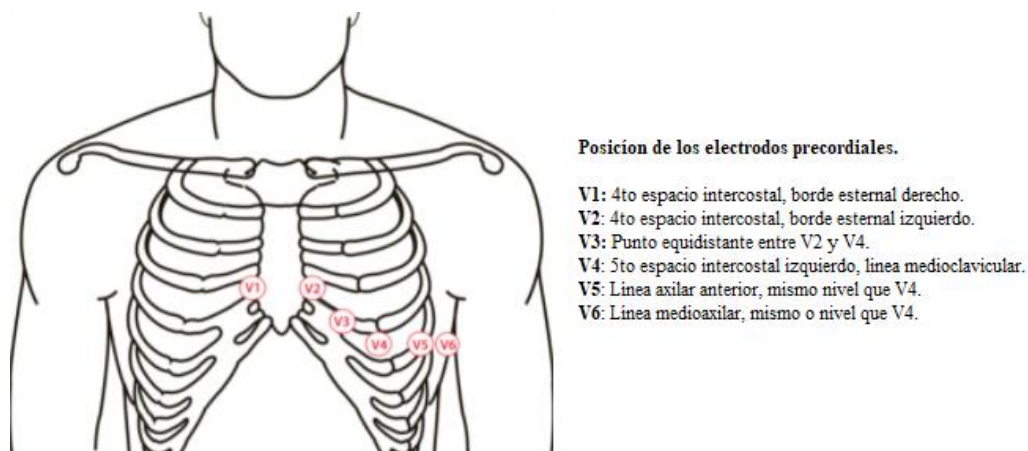
c) Unipolares Torácicas. Son también llamadas precordiales (ver figura 5), exploran la actividad eléctrica en el plano horizontal, y son nominadas de la siguiente manera de acuerdo con la colocación del electrodo explorador:

- V1: 4° espacio intercostal, borde externo derecho.
- V2: 4° espacio intercostal, borde externo izquierdo.
- V3: Punto intermedio entre V2 y V4.
- V4: 5° espacio intercostal izquierdo, línea medio clavicular.
- V5: 5° espacio intercostal izquierdo, línea axilar anterior.
- V6: 5° espacio intercostal izquierdo, línea axilar media.

En algunas ocasiones, estas 12 clásicas derivaciones pueden ser incrementadas a V7, V8, y V9, a través del quinto espacio intercostal izquierdo, o por otras 3 que discurren por el hemitórax derecho, denominadas V3R, V4R y V5R. Son útiles para detectar infarto de miocardio de localización dorsal (izquierdas) o para evaluar en mayor detalle el crecimiento de las cavidades derechas (derechas).

Figura 5

Localización de puntos torácicos para las derivaciones precordiales



Nota: tomado de Palma (1998)

2.6.6 Rutina de Interpretación

Es muy importante a la hora de enfrentarse a un electrocardiograma seguir una rutina invariable de observación para una correcta interpretación. Si así se hace, difícil será errar en el diagnóstico final. Los pasos obligados a seguir frente a cualquier trazado son los siguientes:

- Determinar la frecuencia cardíaca
- Diagnosticar el tipo de ritmo
- Calcular el AQRS en el plano frontal
- Medir intervalo PR y/o PP
- Estudio de la onda
- Estudio del QRS
- Análisis del segmento ST y onda T
- Medida del QTc en varias derivaciones y promediarlo
- Verificar la presencia de onda U

Aspectos que considerar en la interpretación del electrocardiograma

Entre los principales aspectos que se deben tomar en cuenta están los siguientes:

a) Frecuencia Cardíaca (FC). La FC se define como la variación que ocurre en el intervalo de tiempo, entre dos latidos cardiacos consecutivos el cual permite conocer la actividad del sistema nervioso autónomo (De la Cruz-Torres y Sarabia-Cachadiña, como se citó en Flores, 2020, p.5). La frecuencia cardiaca de reposo varía entre 60 y 100 ciclos por minuto, pero FC ligeramente superiores o inferiores a estos valores suelen ser detectadas a menudo, siendo más altas en niños y sujetos en estado de ansiedad, y más bajas en ancianos y deportistas entrenados. Es bastante habitual en jóvenes observar en el curso del registro una arritmia sinusal casi siempre de tipo respiratorio, y en la que los RR casi nunca superan el 50 % en exceso del valor previo.

b) Eje Eléctrico (AQRS). “Cuando se habla del eje eléctrico, con frecuencia se refiere al eje medio producido por el complejo QRS. Lo que significa, vector medio resultante de la despolarización ventricular que describe la dirección de la actividad eléctrica en el plano frontal” (Valencia, 2020, p. 26). Lo mismo que la FC el AQRS puede variar ampliamente desde valores de $+120^\circ$ en niños hasta -10° en adultos y ancianos. Por lo común un AQRS medio normal se sitúa entre $+40^\circ$ y $+60^\circ$ medido en el plano frontal.

c) Onda P. Ya se dijo que esta onda representaba la sístole eléctrica y mecánica de ambas aurículas. Además, “refleja la despolarización eléctrica auricular” (Martín et al., 2012, p. 289). Su vector máximo se dirige desde arriba a abajo, de derecha a izquierda y de atrás hacia adelante. Habitualmente suele ser redondeada, de ramas simétricas, de bajo voltaje con relación al QRS y onda T, y por lo común monofásica, aunque no es excepcional encontrarla con dos componentes difásicos (positivo/negativa) en D1, aVL, y a veces en D3 y aVF. Para su estudio, las derivaciones D2, y V1-V2 aportan la mejor perspectiva. Anomalías de la onda P pueden informar acerca de trastornos de la conducción interatrial y de crecimiento y dilatación de las cavidades auriculares. Trastornos en su cadencia, son característicos de enfermedad del nódulo sinusal.

d) Intervalo y Segmento PR. Este período representa el tiempo transcurrido desde el inicio de la activación auricular hasta el inicio de despolarización ventricular. Varía entre 0.12 y 0.20 segundos. Períodos más cortos son típicos del síndrome de conducción acelerada, y los más largos son típicos de trastornos de la conducción AV de diverso grado.

Para una correcta medición debe tomarse el inicio en el principio de la onda P y el final en el comienzo de la onda Q o de R si aquella no existiese. El trazado del segmento PR debe superponerse a la línea isoeletrica.

e) Complejo QRS. Presenta la despolarización ventricular (sístole eléctrica). Los valores para el AQRS ya han quedado previamente establecidos, y se habla de “corazón vertical” cuando el AQRS se sitúa más allá de 90° y de “corazón horizontal” cuando el AQRS está desplazado más allá de los 0° . Su duración normal oscila entre 0.06s y 0.10s. Valores superiores indican trastornos de la conducción intraventricular (bloqueos de rama).

La onda Q es generalmente estrecha (inferior a 0.04s) y poco profunda (alrededor de 1-2 mm). No obstante, en vagotónicos y en corazón muy verticalizados pueden observarse ondas Q de mayor voltaje en D1, y aVL no necesariamente patológicas.

La onda Q patológica está fuertemente vinculada a la necrosis miocárdica. La onda R en sujetos sin cardiopatía, puede tener un voltaje que a veces no supera los 6-8 mm y ocasionalmente puede llegar a 25 mm (V5). Es interesante medir el tiempo de deflexión intrinsecoide (TDI) que es el período que media entre zenit y el nadir de R, es decir, desde el principio al final de R.

En V5 el TDI no debe superar los 0.045 seg. Alargamientos del TDI sugieren trastornos de la conducción intraventricular, y crecimientos ventriculares. La onda S, se inscribe tras la onda R, y no siempre está presente. En precordiales derechas representa el alejamiento del gran vector de ventrículo izquierdo, mientras que en V5 y V6 son la resultante de los terceros vectores de las porciones cardíacas póstero-basales.

f) Intervalo QT. Es la expresión eléctrica de toda la sístole ventricular. Comprende desde el principio de la onda Q o R hasta el final de T. Conviene por tanto buscar aquellas derivaciones en las que la onda Q y la onda T sean bien claras. Ya dijimos en el

primer capítulo, que el QT variaba con arreglo a la FC, de modo que a más FC menor valor de QT y viceversa.

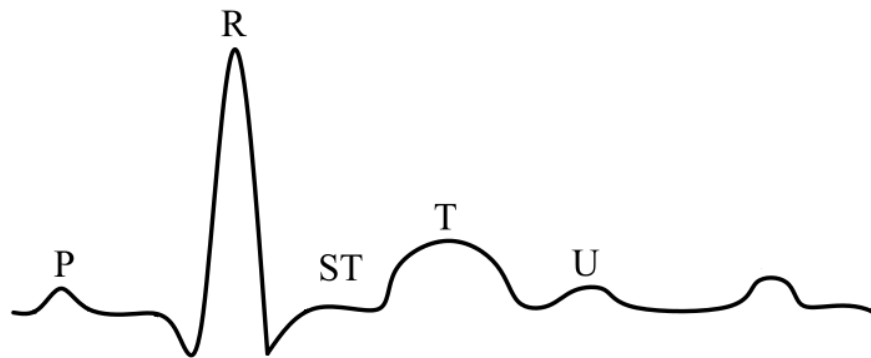
Algunas enfermedades (síndrome de RomanoWard, y el de Jerwell-Lange-Nielsen), así como drogas (digital, quinidina, antiarrítmicos del grupo I, derivados tricíclicos) y determinados trastornos electrolíticos (en especial la hipocalcemia) modifican sustancialmente los valores del QT, predisponiendo el corazón a arritmias ventriculares ocasionalmente severas.

g) Onda T y Segmento ST. El segmento ST se mide desde el final de QRS (punto J) hasta el inicio de la onda. Suele estar nivelado con la línea isoeleétrica, aunque en condiciones normales tiende a supra desnivelarse con la bradicardia y la vagotonía, y a infra desnivelarse con la taquicardia. Desplazamientos positivos superiores a 2 mm o inferiores a 1 mm en relación con la línea isoeleétrica, suelen estar provocados por trastornos isquémicos miocárdicos.

h) Onda U. Es un pequeño voltaje y de significado incierto, que cuando aparece lo hace tras la onda T, en las derivaciones V4 y V5, siguiendo la misma polaridad que la onda T que le antecede. La hipercalcemia, la hipokaliemia, la acción de la digital y la quinidina, y la bradicardia favorecen su presencia. Ver figura 6:

Figura 6

En el trazado tras la onda T puede observarse la onda U



Nota: tomado de Palma (1998)

CAPÍTULO 3. MÁQUINAS DE VECTORES DE SOPORTE

La clasificación de patrones se define como la tarea de categorizar algún objeto dentro de una de las categorías dadas llamadas clases, a partir de un conjunto de patrones asociados a cada objeto. Usamos el término “patrón” para denotar un vector de datos x de dimensión p , donde $x = (x_1, x_p)T$ cuyos componentes x_i son las medidas de las características de un objeto. Estas características son las variables especificadas por los investigadores, debido a que por lo regular tienen un peso importante en los resultados de la clasificación.

En general, existen dos enfoques principales de clasificación: clasificación supervisada y clasificación no supervisada. La clasificación no supervisada también es referida frecuentemente como agrupamiento. En este tipo de clasificación, los datos no son etiquetados y se desean encontrar grupos en los datos que se distingan unos de otros a partir de las características. En la clasificación supervisada tenemos un conjunto de datos de prueba, cada uno de estos consiste en medidas sobre un conjunto de variables y asociado a cada dato una etiqueta que define la clase del objeto.

Las redes neuronales, árboles de decisión y SVM son clasificadores de aprendizaje

supervisado. Los métodos de aprendizaje supervisado emplean un conjunto de pares entrada-salida, estos clasificadores adquieren una función de decisión que asocia a un nuevo dato una etiqueta de clase dentro de las clases dadas.

En este Capítulo son definidas las características teóricas de las SVM para problemas de clasificación con dos clases. Primero, se definen las funciones decisión y su importancia al generalizar, después se explican las Máquinas de Vectores Soporte con margen duro, para conjuntos de datos de entrenamiento linealmente separables en el espacio de entrada. Una vez concluido esto, se extiende a el caso linealmente no separable y es necesario trasladar el espacio de datos de entrada a un espacio de características altamente dimensional con el propósito de separar linealmente el espacio de características.

3.1 Funciones de decisión

Se considera que el problema de clasificación de un punto cuyas características están dadas por el vector x tal que $x = (x_1, \dots, x_p)^T$ y este pertenece a una de dos clases posibles. Suponga que se tiene las funciones $f_1(x)$ y $f_2(x)$ que definen las clases 1 y 2 y se clasifica al punto x dentro de la clase 1 si:

$$f_1(x) > 0, f_2(x) < 0 \quad (3)$$

o se clasifica al punto x dentro de la clase 2 si:

$$f_1(x) < 0, f_2(x) > 0, \quad (4)$$

A estas funciones se las llama funciones de decisión. Al proceso de encontrar las funciones de decisión a partir de pares de entrada-salida es llamado entrenamiento. Los métodos convencionales de entrenamiento determinan las funciones de decisión de tal forma que cada par entrada-salida sea correctamente clasificado dentro de la clase a la que pertenece. Por ejemplo, asumiendo que los cuadros pertenecen a la clase 1 y los círculos pertenecen a la clase 2, resulta claro que los datos de entrenamiento no se interceptan en ningún momento y es posible trazar una línea separando los datos de manera perfecta. Sin embargo, ya sea que la función de decisión $f_1(x)$ o la función $f_2(x)$ se muevan hacia la línea punteada de su propio lado, el conjunto de datos de entrenamiento aún sigue siendo

correctamente clasificado, dando la certeza de que es posible encontrar un conjunto infinito de hiperplanos que correctamente clasifiquen los datos de entrenamiento. Sin embargo, es claro que la precisión de clasificación al generalizar será directamente afectada por la posición de las funciones de decisión.

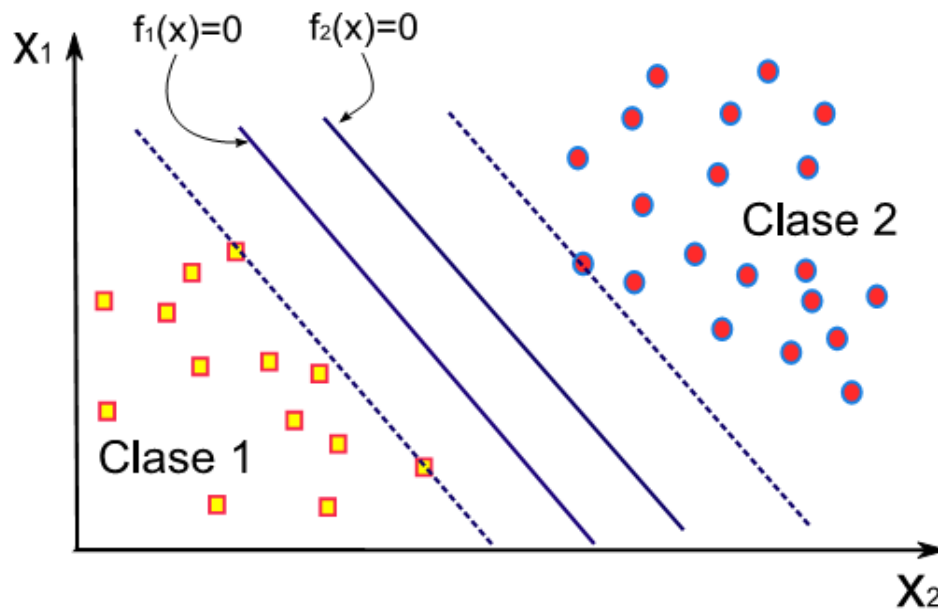
Las SVM a diferencia de otros métodos de clasificación consideran esta desventaja y encuentra la función de decisión de tal forma que la distancia entre los datos de entrenamiento es maximizada. Esta función de decisión es llamada función de decisión óptima o hiperplano de decisión óptima.

3.2 Funciones de decisión en las SVM

Recientemente ha habido un incremento impresionante en el número de artículos de investigación sobre SVM. Las SVM han sido aplicadas exitosamente a un gran número de procesos yendo desde identificación de partículas, identificación de rostros y categorización de texto, hasta bioinformática y medicina. El enfoque es motivado por la teoría de aprendizaje estadístico, pues las SVM producen modelos matemáticos elegantes que son geoméricamente intuitivos y teóricamente bien fundamentados.

La principal motivación de las SVM es separar varias clases en el conjunto de entrenamiento con una superficie que maximice el margen entre estas. Esta es una implementación del principio de minimización estructural que permite minimizar una cota sobre el error de generalización de un modelo, en lugar de minimizar el error medio cuadrático sobre el conjunto de datos de entrenamiento, que es la filosofía que usan a menudo los métodos de minimización de riesgo empírico.

Entrenar una SVM requiere un conjunto de n ejemplos. Cada ejemplo consiste en un vector de entrada X_i y una etiqueta Y_i asociada al vector de entrada. La función de la SVM que tiene que ser entrenada con los ejemplos contiene n parámetros libres, los llamados multiplicadores de Lagrange positivos α_i , $i = 1, \dots, n$. Cada α_i es una medida de cuanto, el correspondiente ejemplo de entrenamiento influye en la función. La mayoría de los ejemplos no afectan la función y consecuentemente la mayoría de los α_i son cero. Ver figura 7:

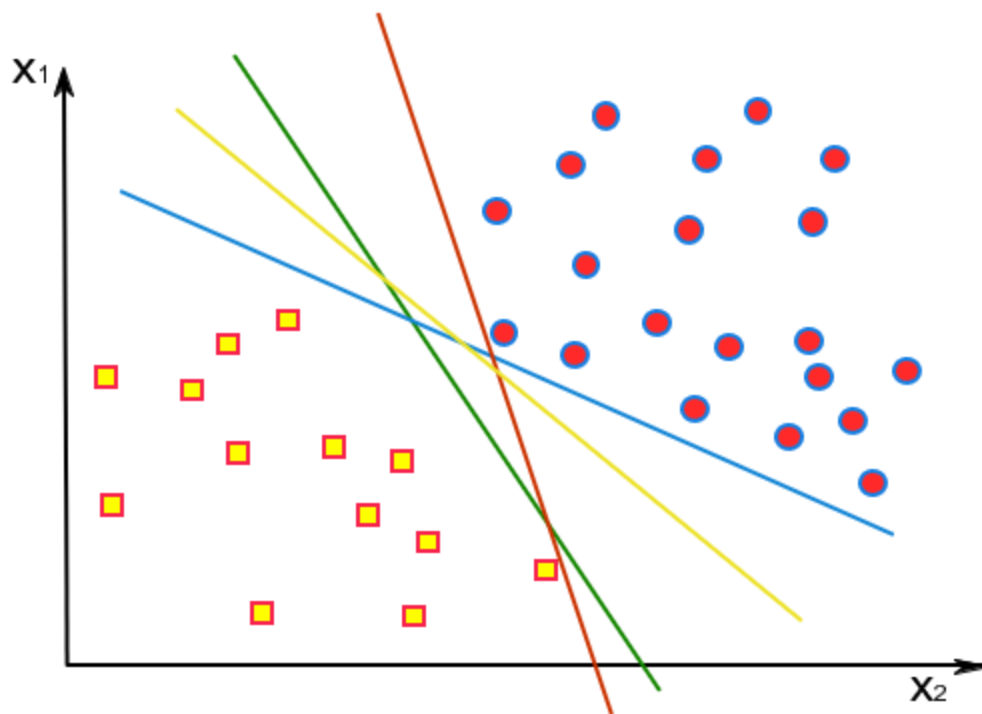
Figura 7*Funciones de las SVM*

Nota: elaboración propia.

3.3 Caso linealmente separable

Se considera el problema de clasificación binaria en donde los datos (ver figura 8) de entrenamiento son dados como:

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l), x \in R^n, y \in \{+1, -1\} \quad (5)$$

Figura 8*Clasificador convencional*

Nota: elaboración propia.

Por razones de visualización, se considera el caso de un espacio de entrada bidimensional- al, i.e., $x \in R^2$. Los datos son linealmente separables y existen diferentes hiperplanos que pueden realizar la separación. La Figura 7, muestra varios hiperplanos de decisión que separan perfectamente el conjunto de datos de entrada. Es claro que existe un número infinito de hiperplanos que podrían realizar este trabajo. Sin embargo, la habilidad de generalización depende de la localización del hiperplano de separación y el hiperplano con máximo margen es llamado hiperplano de separación óptima. La cota de decisión, esto es la línea que separa el espacio de entrada es definida por la ecuación $w^T x_i + b = 0$. Sin embargo, el problema radica en encontrar la mejor cota de decisión, esto es, la función de separación óptima.

El caso más simple de SVM es el caso linealmente separable en el espacio de características. Se optimiza el margen geométrico fijando para ello el margen funcional $\kappa_i =$

1 (también llamado Hiperplano Canónico [20]), por lo tanto, el clasificador de línea

$$\begin{aligned} y_i &= \pm 1, \\ \langle w, x^+ \rangle + b &= 1 \\ \langle w, x^- \rangle + b &= -1 \end{aligned} \tag{6}$$

Estos pueden ser combinados dentro de un conjunto de desigualdades:

$$y_i(\langle w, x^+ \rangle + b) \geq 1 \forall i \tag{7}$$

El margen geométrico de x^+ y x^- es:

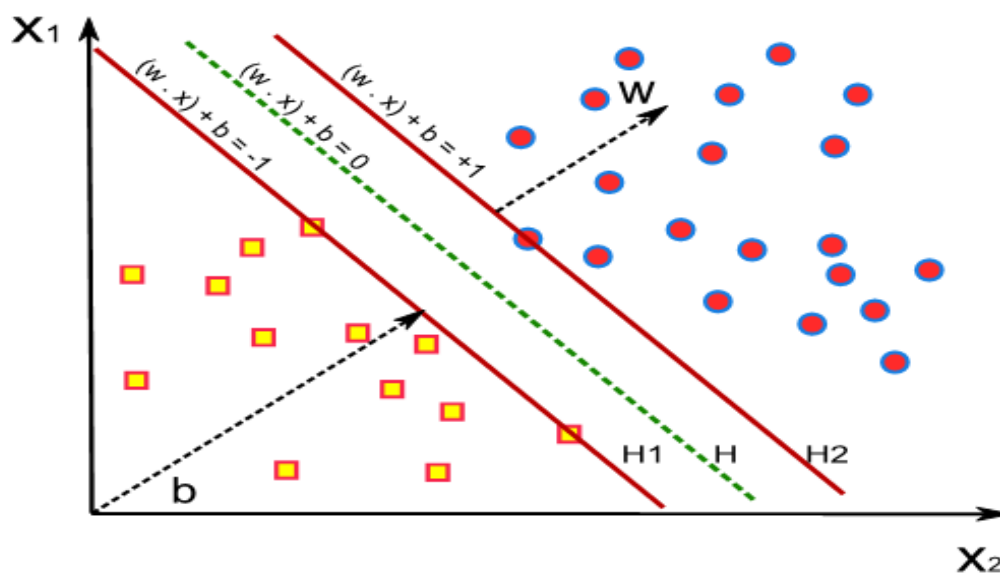
$$\begin{aligned} \gamma_i &= \frac{1}{2} \left(\left\langle \frac{w}{\|w\|}, x^+ \right\rangle - \left\langle \frac{w}{\|w\|}, x^- \right\rangle \right) \\ &= \frac{1}{2\|w\|} (\langle w, x^+ \rangle - \langle w, x^- \rangle) \\ &= \frac{1}{\|w\|} \end{aligned} \tag{8}$$

donde w define el hiperplano de separación óptima y b es el sesgo. La distancia entre el hiperplano de separación y el dato de entrenamiento más cercano al hiperplano es llamada margen. La habilidad de generalización depende de la localización del hiperplano de separación y el hiperplano con máximo margen es llamado hiperplano de separación óptima. Es intuitivamente claro que la habilidad de generalización es maximizada si el hiperplano de separación óptima es seleccionado como el hiperplano de separación. Optimizar el margen geométrico significa minimizar la norma del vector de pesos. Al resolver el problema de programación cuadrática se trata de encontrar el hiperplano óptimo y dos hiperplanos (H1 y H2) paralelos. Las distancias entre H1 y H2 es maximizada y no existe ningún dato entre los dos hiperplanos. Cuando la distancia entre H1 y H2 es maximizada, algunos puntos de datos pueden estar sobre H1 y algunos puntos de datos pueden estar sobre H2. Estos puntos de datos son llamados vectores soporte, ya que participan de forma directa en definir el hiperplano de separación, los otros puntos pueden ser removidos o cambiados sin cruzar los planos H1 y H2 y no modificarán de alguna forma la habilidad de generalización del clasificador esto es, la solución de una SVM está dada únicamente por este pequeño conjunto

de vectores soporte. Ver figura 9:

Figura 9

Representación de las SVM mediante W , X y B



Nota: elaboración propia.

Cualquier hiperplano puede ser representado mediante w , x y b , donde w es un vector perpendicular al hiperplano. La Figura 9 muestra la representación geométrica del problema de programación cuadrática mostrando H (separador óptimo) y los hiperplanos H_1 y H_2 . De esta forma, el problema original de optimización queda de la siguiente manera.

Proposición 1: Para el caso linealmente separable $S = [(x_1, y_1) \cdots (x_l, y_l)]$, si el hiperplano (w, b) es la solución de:

$$\min_{w,b} \langle w \cdot w \rangle = \|w\|^2 \quad (9)$$

Sujeto a: $y_i (\langle w \cdot x_i \rangle + b) \geq 1$

entonces el hiperplano tiene un margen máximo (geométrico)

$$\gamma = \frac{1}{\|w\|} \quad (10)$$

Ahora se cambia al problema dual utilizando la formulación de Lagrange. Existen dos razones para hacer esto. La primera radica en el hecho de que las condiciones dadas serán reemplazadas por multiplicadores de Lagrange, que son mucho más fáciles de manejar. La segunda proviene de que, en la reformulación del problema, los datos de entrenamiento únicamente aparecerán en la forma de producto punto entre vectores. Esta es una propiedad fundamental que permitirá generalizar el procedimiento en el caso no lineal. De esta manera, el Lagrangiano está dado por:

$$L(w, b, \alpha) \equiv \frac{1}{2} \langle w \cdot w \rangle - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i (\langle w \cdot x_i \rangle + b) - 1] \quad (11)$$

donde α_i son multiplicadores de Lagrange.

El dual es encontrado en dos pasos: primero, diferenciando con respecto a w y b

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial w} &= w - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \\ \frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial b} &= - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \quad (12)$$

y segundo, restituyendo las relaciones obtenidas en el Lagrangiano original

$$\begin{aligned} L(w, b, \alpha) &\equiv \frac{1}{2} \langle w \cdot w \rangle - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i (\langle w \cdot x_i \rangle + b) - 1] \\ &= \frac{1}{2} \langle \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i * \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \rangle - \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\langle x_j \cdot x_i \rangle + b) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i y_i \alpha_j y_j \langle x_i \cdot x_j \rangle - \sum_{i,j=1}^l \alpha_i y_i \alpha_j y_j \langle x_j \cdot x_i \rangle - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i b + \sum_{i=1}^l \alpha_i \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i y_i \alpha_j y_j \langle x_i \cdot x_j \rangle + \sum_{i=1}^l \alpha_i \end{aligned} \quad (13)$$

Aquellos puntos para los cuales $\alpha_i > 0$ son llamados “vectores soporte” y quedan en uno de los hiperplanos H_1, H_2 . En todos los otros puntos de entrenamiento $\alpha_i = 0$ y soportan o quedan sobre H_1 o H_2 de tal forma que las condiciones de la ecuación 11 se cumplen. Los vectores soporte son los elementos críticos del conjunto de entrenamiento y estos son los más cercanos a la cota de decisión.

Comentario: Al entrenar el conjunto inicial de datos se obtiene un hiperplano, que separa perfectamente estos datos y es definido por un pequeño conjunto de vectores soporte. Si todos los demás puntos fueran eliminados (o desplazados alrededor sin cruzar H1 o H2) y el entrenamiento fuera repetido, se encontraría el mismo hiperplano de separación definido por el mismo conjunto de vectores soporte.

Por lo tanto, el problema original de optimización queda de la siguiente manera.

Proposición 2: Para el caso linealmente separable $S = [(x_1, y_1) \dots (x_l, y_l)]$, si α^*

la solución del problema de optimización cuadrático

$$\max_{\alpha_i} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i \cdot x_j \rangle + \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad \text{sujeto a:} \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (14)$$

entonces $\|w\|^2$ comprende el mínimo $w^* = \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i x_i$ y el margen geométrico $\gamma^* = \frac{1}{\|w^*\|}$ es maximizado.

Condiciones de Karush- Kuhn – Tucker. Las condiciones de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) juegan un rol muy importante en la teoría de optimización, ya que dan las condiciones para obtener una solución óptima a un problema de optimización general.

Teorema 1 Dado un problema de optimización con dominio convexo $\Omega \subseteq \mathbb{R}^n$

$$\text{minimizar } f(w), \quad w \in \Omega$$

$$\text{sujeto a} \quad \begin{aligned} g_i(w) &\leq 0, \quad i=1, \dots, k, \\ h_i(w) &= 0, \quad i=1, \dots, m, \end{aligned}$$

con $f \in w$ convexa, las condiciones necesarias y suficientes para que un punto normal w^* sea un óptimo son la existencia de α^*, β^* tal que

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(w^*, \alpha^*, \beta^*)}{\partial w} &= 0 \\ \frac{\partial L(w^*, \alpha^*, \beta^*)}{\partial \beta} &= 0 \alpha_i^* g_i(w^*) = 0, \quad i = 1, \dots, k, \\ g_i(w^*) &\leq 0, \quad i = 1, \dots, k, \\ \alpha_i^* &\geq 0, \quad i = 1, \dots, k. \end{aligned} \quad (15)$$

Por lo tanto, la distancia máxima de un hiperplano es:

$$\frac{1}{\|w^*\|} = \left(\sum_{i \in \delta v} \alpha_i^* \right)^{-\frac{1}{2}} \quad (16)$$

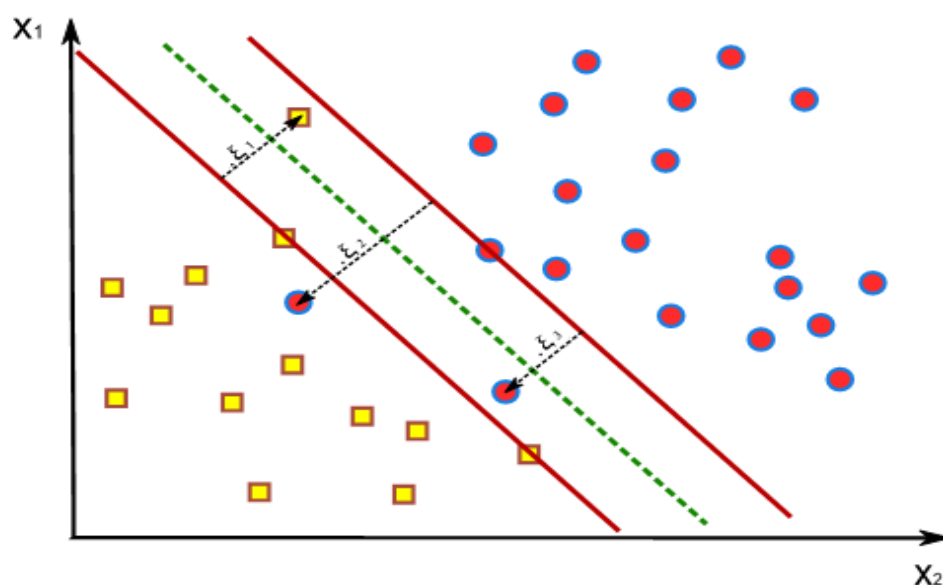
$$\|w^*\|^2 = \langle w^* \cdot w^* \rangle = \left(\sum_{i \in \delta v} \alpha_i^* \right)^{-\frac{1}{2}}$$

3.4 Hiperplanos con márgenes blandos

El problema de aprendizaje presentado anteriormente es válido para el caso donde los datos son linealmente separables, que significa que el conjunto de datos de entrenamiento no tiene intersecciones. Sin embargo, este tipo de problemas son raros en la práctica. Al mismo tiempo, existen algunos ejemplos en los que el hiperplano de separación lineal puede dar buenos resultados aun cuando los datos se intersecan. Sin embargo, las soluciones de programación cuadrática como están dadas anteriormente no pueden ser usadas en el caso de intersección ya que la condición $y_i(hw \cdot x_{ii} + b) \geq 1 \forall i$ no puede ser satisfecha en el caso de intersección (ver figura 10). Los puntos que se encuentran en la intersección no pueden ser correctamente clasificados y para cualquier dato mal clasificado x_i , su correspondiente α_i tenderá a infinito.

Figura 10

Hiperplano con margen blando



Nota: elaboración propia.

Para encontrar un clasificador con margen máximo, el algoritmo presentado anteriormente deberá ser cambiado permitiendo un margen blando, por lo tanto es necesario introducir variables flojas no negativas $\xi_i (\geq 0)$.

$$y_i (\langle w^T \cdot x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i \quad \forall_i \quad (17)$$

Mediante las variables ξ_i , la solución factible siempre existe. Para los datos de entrenamiento x_i , si $0 < \xi_i < 1$ los datos no poseen el margen máximo, pero pueden ser correctamente clasificados. Por otro lado, el ancho de este margen blando puede ser controlado por el parámetro de penalización C , que determina la relación entre el error de entrenamiento y la dimensión Vapnik-Chervonenkis del módulo.

Definición 1 (Dimensión Vapnik-Chervonenkis -VC-) La dimensión VC describe la capacidad de un conjunto de funciones implementadas en una máquina de aprendizaje. Para clasificación binaria h es el máximo número de puntos en el que pueden ser separadas dos clases en todas la 2^h formas posibles usando las funciones de la máquina de aprendizaje.

Un C grande proporciona un pequeño número de errores de clasificación y un gran $w^T w$. Es claro que tomando $C = \infty$ requiere que el número de datos mal clasificados sea cero. Sin embargo, en este caso no es posible, ya que el problema puede ser factible únicamente para algún valor $C < \infty$. Introduciendo “variables flojas” no negativas $\xi_i (i = 1, l)$ al problema de optimización, ahora en lugar de la condiciones del hiperplano de separación deberá satisfacer

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi_i} \langle w \cdot w \rangle + C \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \\ \text{sujeto a: } y_i (\langle w \cdot x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (18)$$

i.e., sujeto a

$$\begin{aligned} \langle w \cdot x_i \rangle + b &\geq +1 - \xi_i, \text{ para } y_i = +1, \xi_i \geq 0 \\ \langle w \cdot x_i \rangle + b &\leq +1 - \xi_i, \text{ para } y_i = -1, \xi_i \geq 0 \\ \text{Si } \xi_i < 0, y_i (\langle w \cdot x_i \rangle + b) &\geq 1 - \xi_i \geq 1, \end{aligned} \quad (19)$$

por lo tanto, no consideramos la condición $\xi_i < 0$.

Para el máximo margen blando con Norma-2 ($(1/C)\delta_{ij}$) la Lagrangiana original está dado por:

$$L(w, b, \xi_i, \alpha) = \frac{1}{2} \langle w \cdot w \rangle - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i (\langle w \cdot x_i \rangle + b) - 1 + \xi_i] + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (20)$$

El dual es encontrado en dos pasos: de la misma manera que en el caso linealmente separable primero diferenciando con respecto a w y b , y después re sustituyendo en el Lagrangiano original, de tal forma que el problema dual sería:

$$\begin{aligned} \frac{\text{máx}}{\alpha_i} - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i y_i \alpha_j y_j \left[\langle x_i \cdot x_j \rangle + \frac{1}{C} \delta_{ij} \right] + \sum_{i=1}^l \alpha_i \\ \text{suje to } a: \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \quad (21)$$

3.5 Funciones de decisiones en las SVM

La condición de Kuhn-Tucker es:

$$\alpha_i^* [y_i (\langle w^* \cdot x_i \rangle + b^*) - 1 + \xi_i] = 0 \quad (22)$$

Esto es, el problema de optimización cuadrática es prácticamente el mismo que en el caso separable con la única diferencia de las cotas modificadas de los multiplicadores de Lagrange α_i . El parámetro C es determinado por el usuario. La selección de una apropiada C es realizada experimentalmente usando alguna técnica de validación cruzada.

3.6 Kernels

En una SVM, el hiperplano óptimo es determinado para maximizar su habilidad de generalización. Pero, si los datos de entrenamiento no son linealmente separables, el clasificador obtenido puede no tener una alta habilidad de generalización, aun cuando los hiperplanos sean determinados óptimamente, para maximizar el espacio entre clases, el espacio de entrada original es transformado dentro de un espacio altamente dimensional llamado “espacio de características”.

La idea básica en diseño de SVM no lineales es transformar los vectores de entrada $x \in R^n$ dentro de vectores $\Phi(x)$ de un espacio de características altamente dimensional F (donde Φ representa el mapeo: $R^n \rightarrow R^f$) y resolver el problema de clasificación lineal en este espacio de características:

$$x \in R^n \rightarrow \Phi(x) = [\phi_1(x), \phi_2(x), \dots, \phi_n(x)]^T \in R^f \quad (23)$$

El conjunto de hipótesis que consideraremos será funciones de tipo:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l w_i \phi_i(x) + b \quad (24)$$

donde $\phi : X \rightarrow F$ es un mapeo no lineal desde un espacio de entrada a un espacio de características, el procedimiento de aprendizaje consiste en dos pasos: primero, un mapeo no lineal transforma los datos dentro de un espacio de características F y después, una máquina lineal es utilizada para clasificar los datos en un espacio de características.

Como se vio anteriormente, una propiedad de las máquinas de aprendizaje lineal es que éstas pueden ser expresadas en una representación dual, esto significa que puede ser expresada como una combinación lineal de los puntos de entrenamiento.

Por lo tanto, la regla de decisión puede ser evaluada usando productos punto:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \langle \phi(x_i) \cdot \phi(x) \rangle + b \quad (25)$$

Si se tiene una forma de capturar el producto $\langle \phi(x_i) \cdot \phi(x) \rangle$ en el espacio de características, directamente como una función de los puntos de entrada originales, esto hace posible unir los dos pasos necesarios para construir una máquina de aprendizaje no-lineal. A este método de cómputo directo se le llama función kernel.

Definición 2 Un kernel es una función K , tal que, para todo $x, z \in X$

$$K(x, z) = \langle \phi(x) \cdot \phi(z) \rangle \quad (26)$$

donde ϕ es un mapeo de X a un espacio de características F . La clave del enfoque es encontrar una función kernel que pueda ser evaluada eficientemente. Una vez que tenemos tal función de decisión, la regla puede ser evaluada:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i \cdot x) + b \quad (27)$$

3.7 Condición de Mercer

El teorema de Mercer provee una caracterización de cuando una función $K(x, z)$ es un kernel. Dado un espacio de entrada finito $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ y suponiendo que $K(x, z)$ es una función simétrica de X , entonces la matriz

$$K = (K(x_i \cdot x_j))_{i,j=1}^n \quad (28)$$

Ya que K es simétrica existe una matriz ortogonal V tal que $K = V\Lambda V^T$, donde Λ es la matriz diagonal que contiene los eigenvalores λ_t de K , con sus correspondientes eigenvectores $v_t = (v_{ti})_{i=1}^n$. Asumiendo que todos los eigenvalores son no-negativos y considerando el mapeo se tiene que

$$\langle \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \rangle = \sum_{t=1}^n \lambda_t v_{ti} v_{tj} = (V\Lambda V^T)_{ij} = K_{ij} = K(x_i \cdot x_j) \quad (29)$$

implica que $K(x, z)$ es una función kernel correspondiente al mapeo ϕ . El requerimiento de que los eigenvalores de K sean no negativos es necesario, ya que, si se tiene un eigenvalor negativo λ_s en el eigenvector v_s , el punto en el espacio de características podría tener norma cuadrada.

$$\|z\|^2 = \langle z \cdot z \rangle = v_s' V \sqrt{\Lambda} \sqrt{\Lambda} V' v_s = v_s' V \Lambda V' v_s = v_s' K v_s = \lambda_s < 0, \quad (30)$$

Contradiendo la geometría de este espacio. Esto nos lleva a la siguiente proposición

Proposición 3: Sea X un espacio de entrada finito con una función simétrica sobre X $K(x, z)$. Se decide que $K(x, z)$ es una función kernel si y solamente si la matriz es positiva semi definida (tiene eigenvalores no negativos).

$$K = (K(x_i \cdot x_j))_{i,j=1}^n \quad (31)$$

Permitiendo una ligera generalización de un producto punto en un espacio de Hilbert, introduciendo un peso λ_i para cada dimensión

$$\langle \phi(x) \cdot \phi(z) \rangle = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i \phi_i(x) \cdot \phi_i(z) = K(x, z), \quad (32)$$

por lo tanto, el vector de características sería

$$\begin{aligned}\phi: x_i &\mapsto (\sqrt{\lambda_t} v_{ti})_{t=1}^n \in R^n, i = 1, \dots, n. \\ \phi(x) &= (\phi_1(x), \phi_2(x), \dots, \phi_i(x), \dots).\end{aligned}\tag{33}$$

El teorema de Mercer da las condiciones necesarias y suficientes para que una función simétrica continua $K(x, z)$ sea representada:

$$K(x, z) = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i \phi_i(x) \cdot \phi_i(z)\tag{34}$$

con λ_i no negativos, que es equivalente a que $K(x, z)$ sea un producto punto en el espacio de características $F \supseteq \phi(X)$, donde F es el espacio l_2 de todas las secuencias

$$z = \sum_{i=1}^n v_{si} \phi(x_i) = \sqrt{\Lambda} V' v_s\tag{35}$$

Para el cual

$$\psi = (\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_i, \dots).\tag{36}$$

Esto implícitamente induce un espacio definido por el vector de características y como una consecuencia una función lineal en F puede ser representada por

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i \psi_i^2 &< \infty. \\ f(x) &= \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_i \psi_i \phi_i(x) + b = \sum_{j=1}^1 \alpha_j y_j K(x, x_j) + b\end{aligned}\tag{37}$$

Donde la primera expresión es la representación original y la segunda es el dual. La relación entre los dos está dada por:

$$\psi = \sum_{j=1}^l \alpha_j y_j \phi(x_j).\tag{38}$$

En la representación original, el número de términos en la suma es igual a la dimensión de calidad en el espacio de características, mientras que en el dual existen l

términos. La analogía con el caso finito es similar. La contribución a partir del análisis funcional conduce al problema para ecuaciones integrales de la forma:

$$\int_x K(x, z) \phi(z) dz = \lambda \phi(x) \quad (39)$$

donde $K(x, z)$ es una función kernel acotada, simétrica y positiva y X es un espacio compacto.

Teorema 2 (Mercer) Sea X un subconjunto compacto de \mathbb{R}^n . Suponiendo que K es una función simétrica continua tal que el operador integral $T_K: L^2(X) \rightarrow L^2(X)$,

$$(T_K f)(\cdot) = \int_x K(\cdot, x) f(x) dx, \quad (40)$$

es positivo, esto es

$$\int_{X \times X} K(x, z) f(x) f(z) dx dz \geq 0, \quad (41)$$

para toda $f \in L^2(X)$. Entonces $K(x, z)$ puede ser expandida en una serie uniformemente convergente (sobre $X \times X$) en términos de las eigenfunciones $\phi_j \in L^2(X)$, normalizadas

$$K(x, z) = \sum_{j=1}^{\infty} \lambda_j \phi_j(x) \phi_j(z). \quad (42)$$

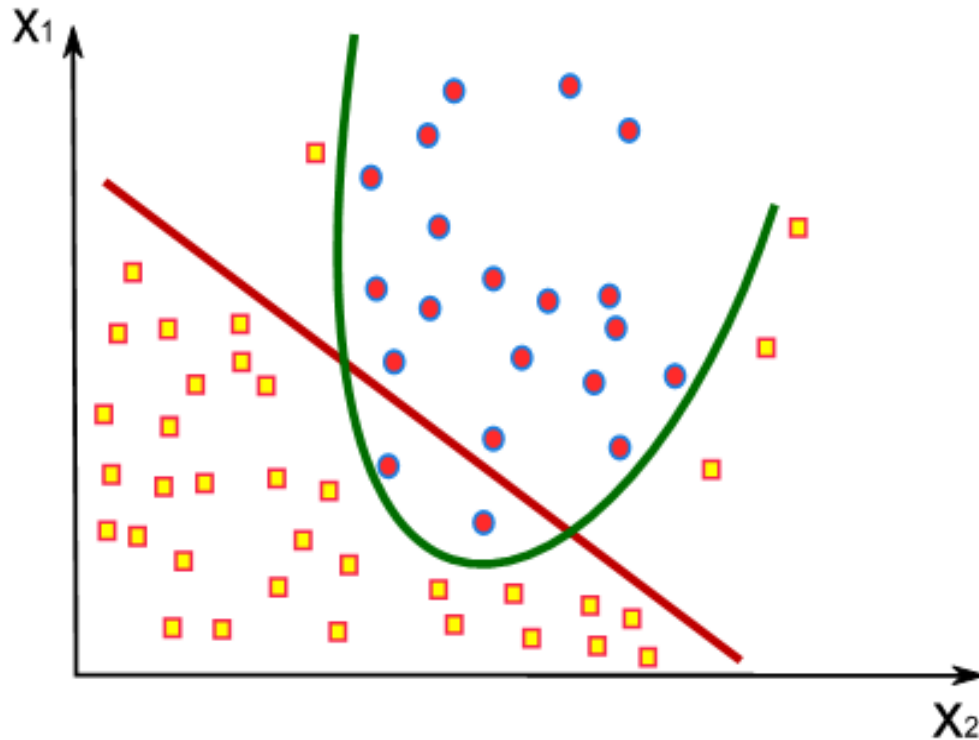
3.7.1 Caso linealmente no separable

Los clasificadores lineales presentados en las dos secciones anteriores son muy limitados. En la mayoría de las clases, no únicamente se traslapan o interceptan los datos al generar un hiperplano de separación, sino que la separación genuina de estos datos está dada por hipersuperficies no lineales. Una característica del enfoque presentado anteriormente radica en que éste, puede ser fácilmente extendido para crear cotas de decisión no lineal. El motivo de tal extensión es que una SVM puede crear una hipersuperficie de decisión no lineal, capaz de clasificar datos separables no linealmente. Generalmente, para patrones de entrada n -dimensionales, en lugar de una curva no lineal, una SVM creará una hipersuperficie de separación no lineal.

El problema de optimización utilizando kernels queda de la siguiente manera.

Figura 11

Clasificador No-Lineal



Nota: elaboración propia.

Proposición 4: Dado un conjunto de datos de entrenamiento $S = [(x_1, y_1) \cdots (x_l, y_l)]$, un espacio de características $\phi(x)$ definido por el kernel $K(x, z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle$, la solución de

$$\begin{aligned}
& \max_{\alpha_i} -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i y_i \alpha_j y_j [K(x_i, x_j) + \frac{1}{C} \delta_{ij}] + \sum_{i=1}^l \alpha_i \\
& \text{sujeto a: } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\
& \text{es } \alpha_i^*, f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*, \text{ donde } b^* \text{ es elegido tal que} \\
& y_i f(x_i) = 1 - \xi^* = 1 - \frac{\alpha^*}{C} \\
& w^* = \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x, x),
\end{aligned} \tag{43}$$

La regla de decisión $\text{sgn}[f(x)]$ es equivalente al hiperplano en el espacio de características definido por el kernel $K(x, z)$ el cual resuelve el problema de optimización. Luego, el margen geométrico está dado por:

$$\gamma^* = \left(\sum_{i \in \delta v} \alpha_i^* - \frac{1}{C} \langle \alpha^* \cdot \alpha^* \rangle \right)^{-\frac{1}{2}} \tag{44}$$

Utilizando el Kernel

El margen blando en L1

$$\begin{aligned}
& \min_{w, b, \xi_i} \langle w \cdot w \rangle + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\
& \text{sujeto a: } y_i (\langle w \cdot x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i \\
& \xi_i \geq 0
\end{aligned} \tag{45}$$

Donde el Lagrangiano original es:

$$K'(x, z) = K(x, z) + \frac{1}{C} \delta_x(z) \gamma^* = \left(\sum_{i \in \delta v} \alpha_i^* - \frac{1}{C} \langle \alpha^* \cdot \alpha^* \rangle \right)^{-\frac{1}{2}} \tag{46}$$

De donde se tiene que el dual está dado por:

$$\begin{aligned}
L(w, b, \xi_i, \alpha) &= \frac{1}{2} \langle w \cdot w \rangle - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i (\langle w \cdot x_i \rangle + b) - 1 + \xi_i] + C \sum_{i=1}^l \xi_i - \sum_{i=1}^l \gamma_i \xi_i \\
w(\alpha) &= -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i y_i \alpha_j y_j \langle x_i \cdot x_j \rangle + \sum_{i=1}^l \alpha_i
\end{aligned} \tag{47}$$

Este es el mismo que el margen máximo, pero

$$C - \alpha_i - \gamma_i = 0, \gamma_i \geq 0 \Rightarrow C \geq \alpha_i \tag{48}$$

Con las condiciones de Kuhn-Tucker

$$\begin{aligned} \gamma_i \xi_i &= 0 \text{ ó } (\alpha_i - C) \xi_i = 0 \\ \alpha_i [y_i (\langle w \cdot x_i \rangle + b) - 1 + \xi_i] &= 0 \end{aligned} \quad (49)$$

Donde $\xi_i = 0, \gamma_i = 0, \Rightarrow C = \alpha_i$, con $\xi_i = 0$ el margen es máximo, α_i es positivo y puede incrementarse hasta C , por lo tanto, $C \geq \alpha_i \geq 0$

Proposición 5: Dado un conjunto de datos de entrenamiento $S = [(x_1, y_1) \dots (x_l, y_l)]$, un espacio de características $\phi(x)$ definido por el kernel $K(x, z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle$, la solución de:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_i} & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i y_i \alpha_j y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \\ \text{sujeto a:} & \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, C \geq \alpha_i \geq 0 \end{aligned} \quad (50)$$

hiperplano en el espacio de características definido por el Kernel $K(x, z)$, el cual resuelve el problema de optimización. El margen geométrico está dado por:

$$\gamma^* = \left(\sum_{i \in \delta v} \alpha_i^* \right)^{-\frac{1}{2}} \quad (51)$$

Cuando la cota de α_i es C , se origina el problema del máximo margen. Elegir C es lo mismo que obtener v en:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha_i} & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i y_i \alpha_j y_j K(x_i, x_j) \\ \text{sujeto a:} & \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i \geq v, \\ & \frac{1}{l} \geq \alpha_i \geq 0 \end{aligned} \quad (52)$$

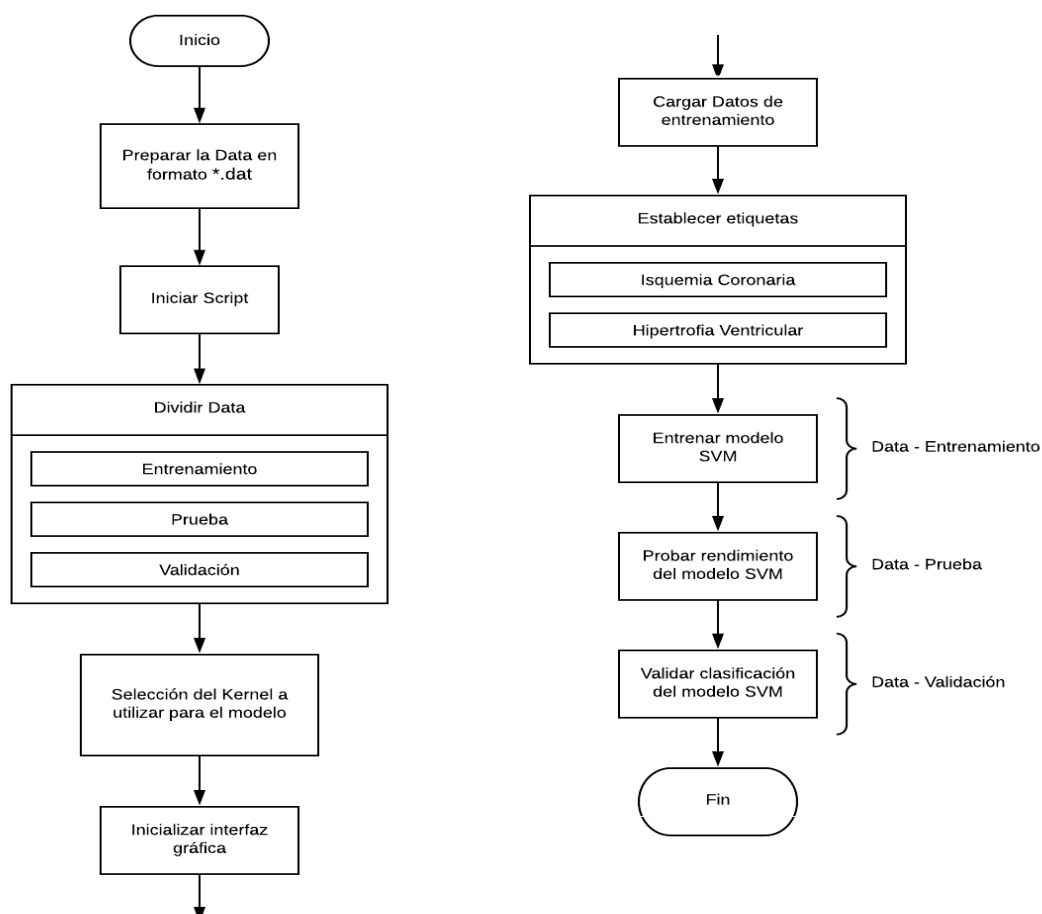
CAPÍTULO 4. RESULTADOS

4.1 Consideraciones Prácticas para la Elaboración del Programa: Respecto a Maquinas de Vectores Soporte (SVM)

Para la elaboración del programa con Maquinas de Vectores Soporte (SVM) para la detección de isquemia coronaria se utilizó el diagrama de flujo ver figura 12:

Figura 12

Diagrama de flujo



Nota: elaboración propia.

4.2 Data Set

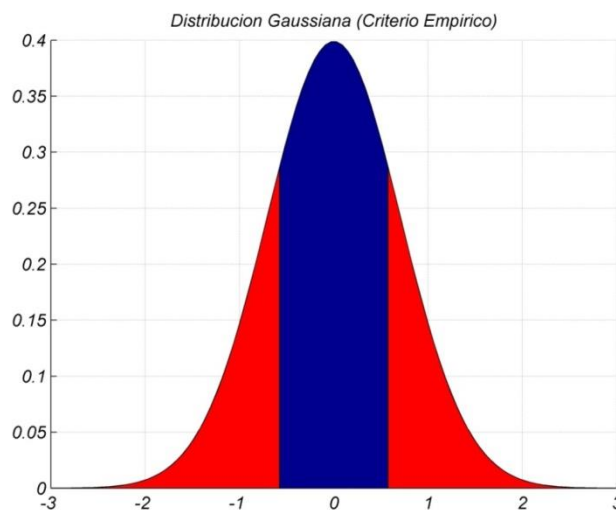
El software tiene una interfaz gráfica para que el usuario convierta el tipo de datos de la base MIT-BIH *.dat en formato Excel *.xls para que sea compatible con Matlab. El software, se puede dividir en tres fases:

- Entrenamiento: se refiere a las características y etiquetas que se utilizan para entrenar al algoritmo y que son introducidos por el usuario.
- Prueba: se refiere a los datos que después del entrenamiento son probados para verificar la precisión y la eficacia del sistema.
- Validación: se refieren a datos no considerados en los dos casos anteriores, sirve para validar el reconocimiento correcto o incorrecto de acuerdo a un criterio adoptado por el usuario.

Para la elección de la función de kernel a utilizar entre lineal, polinomial o radial basis function se utilizó un criterio empírico tomando en cuenta la distribución de probabilidad de los datos de entrenamiento que, al no tener una distribución muy dispersa, como se muestra en la figura 13 se eligió un kernel lineal.

Figura 13

Criterio empírico, para la elección del Kernel



Nota: elaboración propia.

Como se puede observar, la parte azul corresponde a los datos de entrenamiento no muy dispersos y con una varianza no muy extendida, por lo tanto, corresponde utilizar kernel lineal, mientras que la parte en rojo corresponden a los datos de entrenamiento dispersos.

Como se mencionó anteriormente este criterio de elección es empírico, por lo tanto, sólo es aplicable para este tipo de señales: ECG, que se van a utilizar en este texto.

4.3 Cambio de Formato de Archivos de Entrenamiento

El pre procesamiento de datos es una etapa esencial del proceso de tratamiento de información, en esta etapa se pueden tener los siguientes procesos:

- Limpieza de datos
- Integración con el entorno
- Transformaciones y reducciones para modificar la cantidad de datos a procesar.

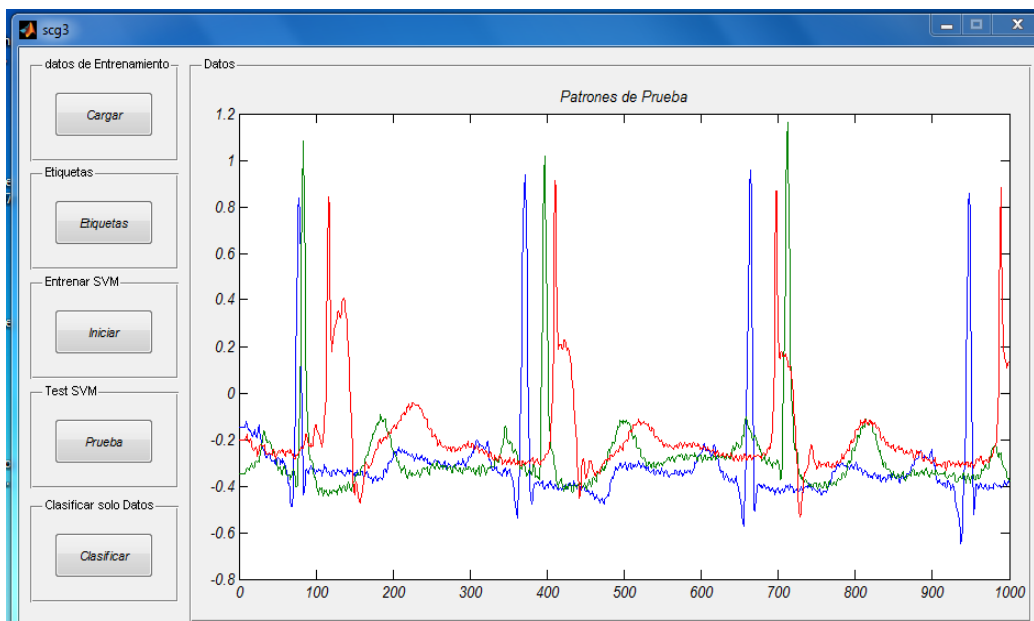
Para el presente texto se toma el segundo punto, pues se acondiciona la base de datos original: la de MIT-BIH a un formato en Excel para que el algoritmo lo entienda y pueda clasificar. El archivo cambio_dat_1. p, sirve para este propósito.

Descripción de algunos botones

Para poder acceder al software, se debe introducir la localización de la carpeta, donde se encuentre el archivo scg3.m, y luego debe escribirse, en la línea de comandos del Matlab el comando scg3.m, donde aparece la siguiente ventana de visualización.

Figura 14

Interfaz gráfica



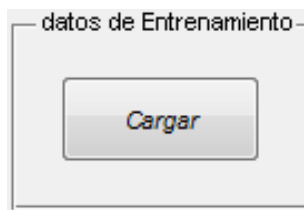
Nota: elaboración propia.

De donde se observa la interfaz gráfica en su totalidad.

Inicialmente todos los botones están inhabilitados, salvo el botón Cargar dentro de datos de entrenamiento. Presionamos el botón Cargar y aparece una ventana de diálogo, en donde se debe direccionar la localización del archivo de datos de entrenamiento y una vez ubicado se muestra el gráfico correspondiente a tres patrones de entrenamiento, como se observa en la figura 15.

Figura 15

Botón Cargar

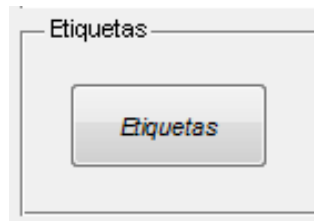


Nota: elaboración propia.

De la misma forma presionamos el botón Etiquetas y aparece una ventana de diálogo en donde debe introducir la etiqueta que corresponde a los patrones para este caso 1 y 0 como se muestra en la figura 16.

Figura 16

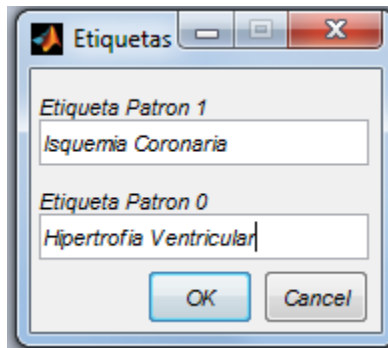
Botón Etiqueta



Nota: elaboración propia.

Figura 17

Ventana de dialogo



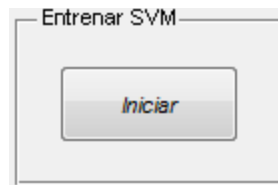
Nota: elaboración propia.

Como ejemplo didáctico se puso dos etiquetas: isquemia coronaria para el patrón 1, e hipertrofia ventricular para el patrón 0.

A continuación, se presiona el botón Iniciar dentro de Entrenar SVM, para comenzar el entrenamiento de la red SVM.

Figura 18

Botón Iniciar

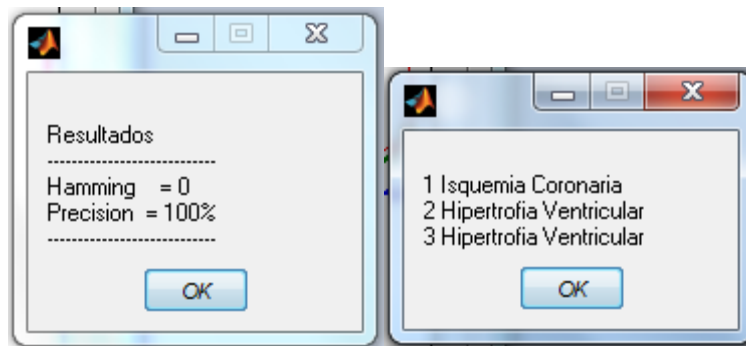


Nota: elaboración propia.

Se muestran dos ventanas de dialogo de resultados en la figura 19.

Figura 19

Ventanas de dialogo resultados



Nota: elaboración propia.

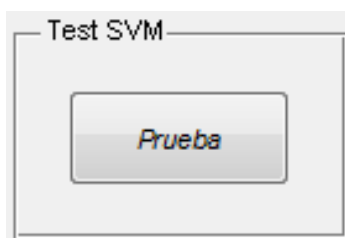
El cuadro de la izquierda hace énfasis a los resultados numéricos obtenidos durante el entrenamiento: el primero corresponde a la distancia Hamming entre el patrón de entrenamiento y los patrones clasificados deseados, para este caso se usa esta distancia o esta métrica debido a que se trabaja con ceros y unos; mientras que el segundo corresponde a la precisión con respecto al reconocimientos de valores correctos e incorrectos durante la etapa de entrenamiento. El cuadro de la derecha corresponde a los patrones reconocidos durante el

entrenamiento, en este caso a los tres patrones de entrenamiento, con sus respectivas etiquetas.

El botón Prueba dentro de Test SVM corresponde a la etapa de prueba de todo el sistema, los archivos que se pueden abrir pueden corresponder archivos de entrenamiento utilizados anteriormente o archivos nuevos, pero que necesariamente deben tener los patrones de salida deseados en el formato establecido.

Figura 20

Botón Prueba

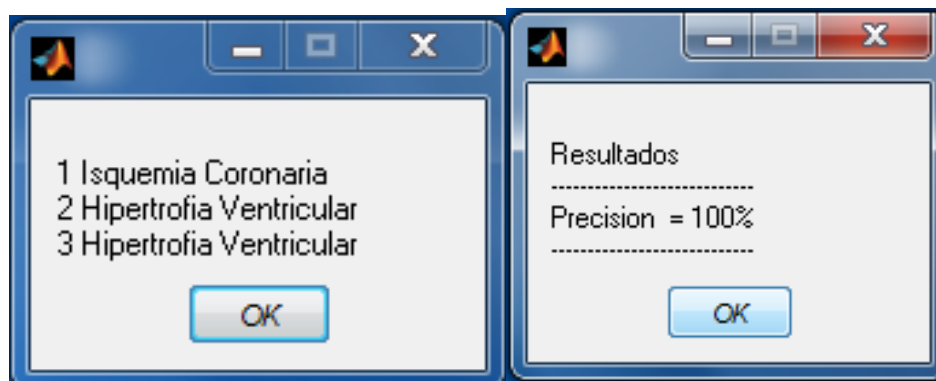


Nota: elaboración propia.

Una vez ejecutado, la prueba se muestran dos cuadros de dialogo como se ve en la figura 21

Figura 21

Ventanas de comunicación con resultados



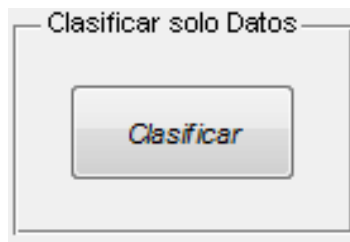
Nota: elaboración propia.

Como se puede ver en el cuadro de la izquierda muestra la Precisión y no la distancia Hamming que solo es utilizada para la fase de entrenamiento.

El botón Clasificar dentro de Clasificar solo Datos sirve para validar el reconocimiento de patrones, para datos no utilizados en los casos anteriores.

Figura 22

Botón Clasificar

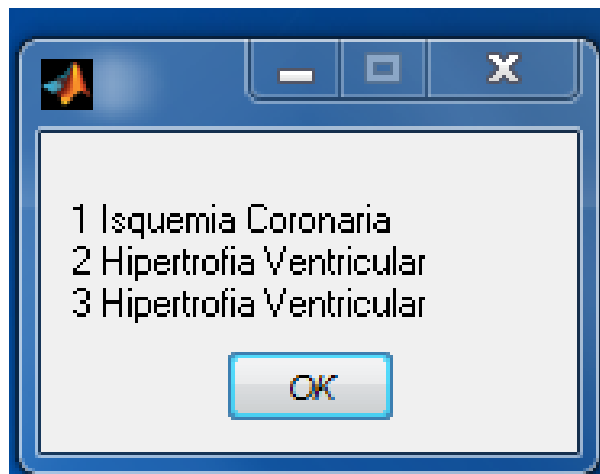


Nota: elaboración propia.

Por último, se mostrará una ventana de dialogo con los resultados correspondientes.

Figura 23

Ventana de dialogo con patrones clasificados



Nota: elaboración propia.

4.4. Resultados Obtenidos

Para la prueba del algoritmo propuesto, se tomaron 80 muestras de pacientes con isquemia coronaria y 30 pacientes que no contaban con esta enfermedad, de la base de datos MIT- BIH.

Se obtuvo la siguiente tabla como resumen de los resultados:

Tabla 1

Resumen de resultados obtenidos

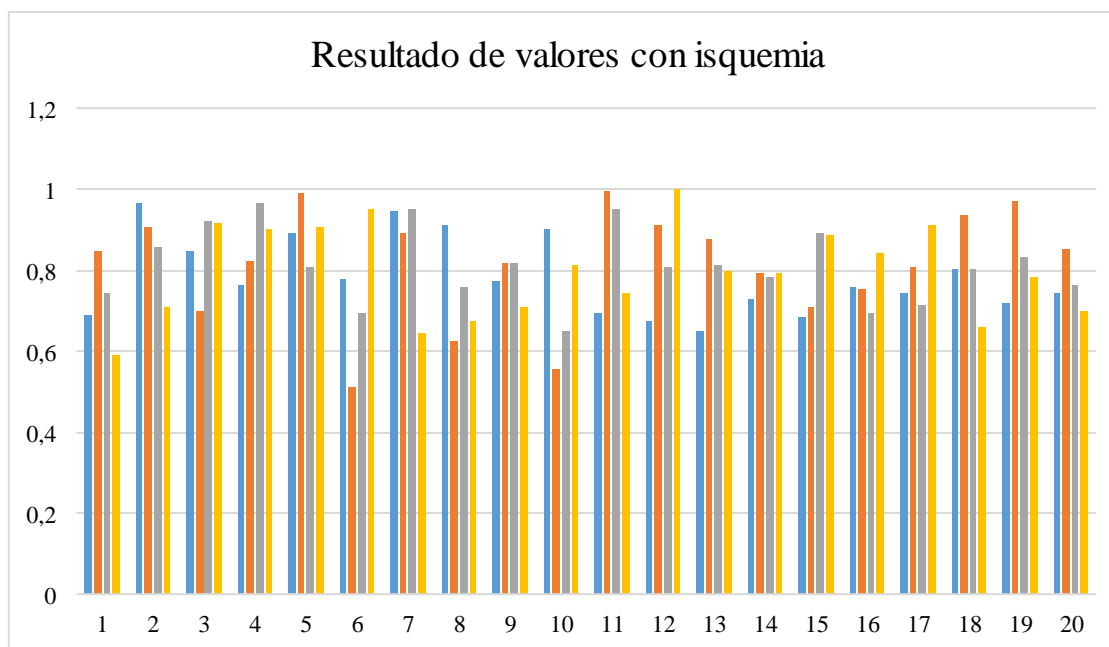
	Media	Valor Mínimo	Valor Máximo	Desviación estándar
Con isquemia	0.80242	0.51228	0.99842	0.109858085
Sin isquemia	0.81968	0.51228	0.99842	0.13499266

Nota: elaboración propia.

A continuación, se muestra de manera gráfica los resultados obtenidos ver figura 24:

Figura 24

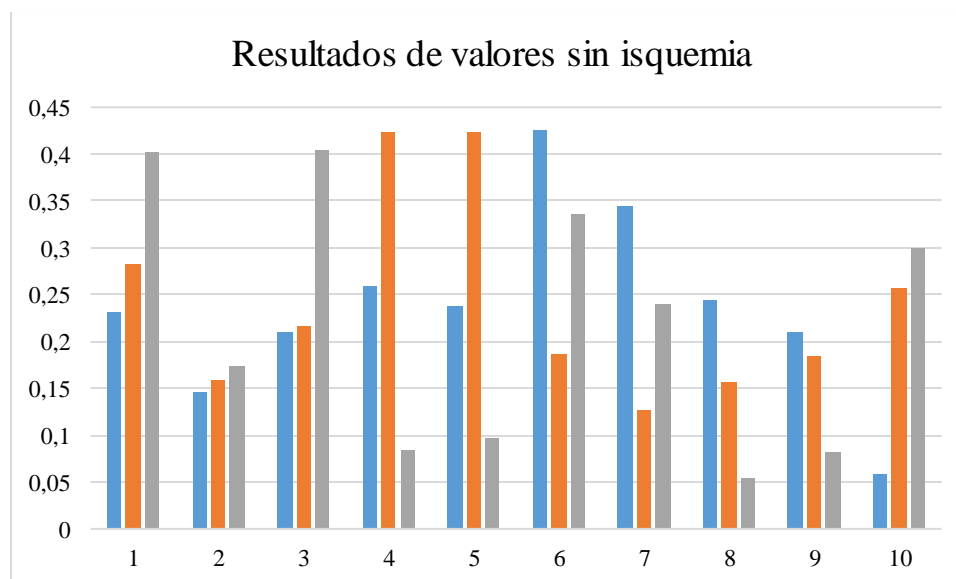
Resultado de valores con isquemia



Nota: elaboración propia.

Figura 25

Resultado de valores sin isquemia



Nota: elaboración propia.

De los estudios relacionados con este tema se puede mencionar: (Magrains et al, 2016) realizaron un modelo de máquina de vectores de soporte no lineal (SVM) para detectar eventos isquémicos basado en un conjunto de datos de índices ST y derivados de QRS de episodios isquémicos agudos y no isquémicos. El número de pruebas realizadas fue de 67 pacientes obteniendo como mejor índice de clasificación una especificidad = 91,7 %. De la misma manera (Tao et al, 2019) presenta una metodología de detección / localización automática de cardiopatía isquémica rápida y precisa, utilizando SVM y XGBoost, actuando sobre el segmento T del electrocardiograma; indica que obtuvo como mejor índice una precisión media de 98%. Así mismo, Mehrang et al. (2018) utilizó SVM y Random Forest para clasificar las condiciones cardíacas preoperatorias y post operatorias del infarto de miocardio con elevación del ST (STEMI) en 20 pacientes, aplicando eliminación de ruido y artefactos a las señales y posteriormente se extrajeron 25 características logrando una

precisión del 78%. Por último, (Fan et al., 2013) detecta isquemia coronaria a partir de procesamiento del segmento ST, linealizando las ondas para posteriormente descomponerlas en 5 sub bandas para caracterizar 12 características morfológicas aplicándole finalmente SVM y validación cruzada obteniendo como mejor resultado una sensibilidad del 95.20%.

Del resultado obtenido en el presente texto, se nota que el universo sobre el que se aplicaron las pruebas no difiere en cantidad con las investigaciones realizadas. También se observa que los otros autores realizan un tipo de pre procesamiento para obtener mejores resultados. Por último, el mejor resultado obtenido en el presente texto, no difieren en porcentaje con los mejores resultados obtenidos por los estudios relacionados.

Como recomendaciones se indica que, al momento de realizar el entrenamiento de la red, se debe escoger un grupo de señales bajo en ruido y mixto, para que este entrenamiento sea realmente robusto. El grupo debe ser mixto, ya que pueden existir varios tipos de señales catalogadas como “normales”, esto hace que los patrones para el reconocimiento difieran unos de otros. Asimismo, el manejo del sistema debe ser estrictamente para personal de la salud, encargado de realizar este examen, ya que el software pide algunos datos que solo son conocidos por aquellos que tengan un mínimo de capacitación en la lectura del electrocardiograma, además, el sistema es una herramienta en la prevención y promoción de la salud.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Barba, J. (2007). Síndrome coronario agudo. *Rev. Mex. Patol. Clin*, 54(3), 116-135.
<https://www.medigraphic.com/pdfs/patol/pt-2007/pt073d.pdf>
- Battilana-Dhoedt, J., Cáceres de Italiano, C., Gómez, N., y Centurión, O. (2020). Fisiopatología, perfil epidemiológico y manejo terapéutico en el síndrome coronario agudo. *Mem. Inst. Investig. Cienc. Salud*, 18(1), 84-96.
<http://archivo.bc.una.py/index.php/RIIC/article/view/1669>
- Bohórquez-Rivera, J., Rivera-Moreno, M., Rivera-Moreno, E., Alvear-Orózco, A. y Lavelle-Jiménez, C. (2020). Leptina y su Participación en la enfermedad Arterial Coronaria. *Archivos de Medicina*, 16(1), 1-3.
<https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/7284841.pdf>
- Burillo, E. (2018). Impacto laboral tras la implantación de un dai por una enfermedad cardíaca hereditaria. [Tesis de maestría]. Repositorio Universitat Miguel Hernández.
<http://193.147.134.18/bitstream/11000/5809/1/BURILLO%20MILLA%2C%20ESTHER%20TFM.pdf>
- Dono, M., González, M., Calvo, J., Vázquez, M., Rodríguez, I., Vázquez, V., Rodríguez, A., Arriarán, M., Díaz, I. y Arias, S. (2020). *Procedimiento de administración de realización de electrocardiograma*. Servicio Gallego de Salud. Xunta de Galicia. Consellería de Sanidad. Servicio Gallego de Salud. Dirección General de Asistencia Sanitaria.
- Espinosa, A. (2018). Hipertensión arterial: cifras para definirla al comenzar 2018. *Revista Finlay*, 8(1), 66-74. <http://scielo.sld.cu/pdf/rf/v8n1/rf08108.pdf>.
- Fan, C., Hsu, Y., Yu, S. y Lin, J. (2013). *Detection of myocardial ischemia episode using morphological features*. 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). pp. 7334-7337,
<https://doi.org/10.1109/embc.2013.6611252>

- Fernández, E., Perazzo, C. y Willshaw, P. (s. f.). Redes Neuronales y Análisis de Señales Temporales Multiparamétricas: Aplicaciones a la detección de Isquemia Coronaria. *Procesamiento de Señales e Imágenes: Teorías y Aplicaciones*.
https://www.researchgate.net/profile/Elmer-Fernandez-2/publication/267937198_Redес_Neuronales_y_Analisis_de_Senales_Temporales_Multiparametricas_Aplicaciones_a_la_deteccion_de_Isquemia_Coronaria/links/546618ba0cf25b85d17f56ce/Redes-Neuronales-y-Analisis-de-Senales-Temporales-Multiparametricas-Aplicaciones-a-la-deteccion-de-Isquemia-Coronaria.pdf
- Fernández, L. (2019). *Plan de cuidados de un paciente con infarto agudo de miocardio: a propósito de un caso*. [Trabajo de pregrado] Repositorio Universidade da Coruña.
<http://hdl.handle.net/2183/25313>.
- Gelb, A. (2012). Derrame cerebral perioperatorio ¿Quién sabía que era tan común? *Revista Mexicana de Anestesiología*, 35(1), 274-282.
<https://www.medigraphic.com/pdfs/rma/cma-2012/cmas121h1.pdf>
- González, R., Pericet, C., Gallo, I., Castillo, J. C. y Anguita, M. (2020). Hospitalización por insuficiencia cardíaca durante la pandemia de COVID-19. *Semergen*, 46(S1), 98-99.
<https://doi.org/10.1016/j.semereg.2020.06.004>
- Hurtado, E., Bartra, A., Osada, J., León, F. y Ochoa, M. (2020). Frecuencia de factores de riesgo cardiovascular en pacientes con síndrome isquémico coronario agudo, Chiclayo. *Rev. Med. Hered*, 30(4), 224-231.
<https://doi.org/10.20453/rmh.v30i4.3657>
- Lara, J. (2016). El electrocardiograma: una oportunidad de aprendizaje. *Revista de la Facultad de Medicina de la UNAM*, 59(6), 39-42.
<http://www.scielo.org.mx/pdf/facmed/v59n6/2448-4865-facmed-59-06-39.pdf>
- López, C., Millán, G. y Borrero, R. (2020). Una mirada hacia la aterosclerosis desde el punto de vista del nivel molecular. *HolCien*, 1(2), 1-19.
<http://www.revholcien.sld.cu/index.php/holcien/article/view/21/10>

- Magrans, R., Gomis, P. y Caminal, P. (2016). Detección de eventos de isquemia miocárdica basada en el modelo de máquina de vector de soporte utilizando características del segmento ST y QRS. *Computing in Cardiology Conference (CinC)*, (pp. 405-408). IEEE.
- Martínez- Espitia, E., Méndez-Muñoz, P. C., Paba-Rojas, C. E., Rodríguez-Perdomo, J., y Silva-Hernández, L. M. (2020). Mortalidad por enfermedad isquémica cardiaca según variables sociodemográficas en Bogotá, Colombia. *Rev. Salud. Bosque*, 10(1), 65-78. <https://doi.org/10.18270/rsb.V10i1.2828>.
- Mehrang, S., Jafari-Tadi, M., Kaisti, M., Lahdenoja, O., Vasankari, T., Kiviniemi, T., Airaksinen, J., Koivisto, T. y Pänkäälä, M. (2018). Machine Learning Based Classification of Myocardial Infarction Conditions Using Smartphone-Derived Seismo- and Gyrocardiography. *Computing in Cardiology Conference (CinC)*. (pp. 1-4). <https://doi.org/10.22489/CinC.2018.110>
- Palma, J. (1983). *Electrocardiograma de Holder*. Ediciones Norma.
- Palma, J. (1998). *Electrocardiografía para no Especialistas*. E&T.
- Pazzara, L. (2020). *Factores asociados a troponina elevada en pacientes sin síndrome coronario agudo, Hospital Nacional Hipólito Unanue, 2015-2019*. [Tesis de pregrado]. Repositorio Universidad Nacional Federico Villarreal. <http://repositorio.unfv.edu.pe/handle/UNFV/4271>
- Pineda, A., Medina, C., Yuja, N. y Lanza, O. (2016). Cardiopatía Isquémica y factores de riesgo en una población Adulto Mayor de Honduras. *Rev. Hisp. Cienc. Salud*, 2(2), 146-152. <http://uhsalud.com/index.php/revhispano/article/view/144>.
- Ramírez, S. y Pauca, E. (2020). Utilidad de la Resonancia Magnética Cardíaca con Estrés Farmacológico para valorar Isquemia Miocárdica. *Archivos Peruanos de Cardiología y Cirugía Cardiovascular*, 1(1), 15-23. <https://doi.org/10.47487/apcyccv.v1i1.8>

- Riveros-Sanabria, F. (2015). Caracterización con wavelets de alteraciones electrocardiográficas en pacientes con enfermedad de Chagas. *Orinoquia*, 19(2), 220-227. <http://www.scielo.org.co/pdf/rori/v19n2/v19n2a09.pdf>
- Rodriguez, E., Llerena, L. y Rodríguez, L. (2020). Consideraciones para pacientes con enfermedades cardiovasculares durante la pandemia de la COVID-19. *Revista Cubana de Investigaciones Biomédicas*, 39(3), 1-20. <http://www.revibiomedica.sld.cu/index.php/ibi/article/view/795/734>
- Rueda, M. (2018). Depresión en la Mujer. *Revista colombiana de Cardiología*, 25(S1), 59-65. <https://doi.org/10.1016/j.rccar.2017.12.007>
- Tao, R., Zhang, S., Huang, X., Tao, M., Ma, J., Ma, S., Zhang, C., Zhang, T., Tang, F., Lu, J., Shen, C. y Xie, X. (2019). Magnetocardiography-Based Ischemic Heart Disease Detection and Localization Using Machine Learning Methods. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 66(6), 1658-1667. <https://doi.org/10.1109/TBME.2018.2877649>
- Valcarce, L. (2017). *Cuidados de enfermería en pacientes con angina de pecho inestable*. [Tesis de pregrado] Repositorio Universidad de Valladolid. <http://uvadoc.uva.es/handle/10324/28398>
- Valencia, M., Clavijo, D. y Silva, J. (2006). Sistema Inteligente de Reconocimiento de Enfermedad Coronaria (Isquemia). *Arch. Med. Manizales*, 6(12), 55-64. <https://www.imbiomed.com.mx/articulo.php?id=42358>
- Zavala-Villeda, J. (2017). Descripción del electrocardiograma normal y lectura del electrocardiograma. *Revista Mexicana de Anestesiología*, 40(1), 210-213. <https://www.medigraphic.com/pdfs/rma/cma-2017/cmas171bj.pdf>

