

*Detección y Corrección de Latidos Ectópicos en un  
Trazo Electrocardiográfico para la Medición de la  
Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca*

Autores

MARÍA FERNANDA ACEVEDO PINZÓN  
JUAN PABLO CARVAJAL BOHÓRQUEZ



ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS  
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
BUCARAMANGA

2012

# *Detección y Corrección de Latidos Ectópicos en un Trazo Electrocardiográfico para la Medición de la Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca*

Autores

MARÍA FERNANDA ACEVEDO PINZÓN

JUAN PABLO CARVAJAL BOHÓRQUEZ

Trabajo de grado para optar al título en Ingeniería Electrónica

Director

Daniel Alfonso Sierra Bueno  
PhD en Ingeniería Biomédica

Codirector

Carlos Andres Niño Niño  
M.Sc en Ingeniería Electrónica



ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES  
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS  
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
BUCARAMANGA

2012

*A Dios, mis padres, mis hermanos, mi familia y Daniel Ospina.  
Por su amor, sus consejos, sus valores y por la motivación constante.*

*A mi compañero Juan Pablo Carvajal y el PhD. Daniel A. Sierra.  
Por su incondicional apoyo.*

*María Fernanda Acevedo Pinzón*

*A Dios, mi guía a través del gran camino de la vida.*

*A mi mamá Gloria, por estar siempre a mi lado, llenando mi vida con su inmenso amor.*

*A mi papá Luis Antonio, mi mayor maestro, quien con sus múltiples enseñanzas, me ha enseñado el  
inmenso valor del trabajo honrado.*

*A mi hermanita Cindy, quien con su mágica sonrisa, me ha alegrado mi vida.*

*A Edgar, Mauricio, Pedro, Julián, Carlos, Donovan, mis amigos de mil batallas, con quienes aprendí,  
que sin importar lo complicado que puedan ser algunas situaciones de la vida, los verdaderos amigos  
siempre estarán en la lucha, convirtiendo los problemas en alegrías.*

*A los profesores Luis Gonzalo Blanco Pita, Jaime Bohórquez, Daniel Alfonso Sierra Bueno, quienes por  
medio de su gran vocación, fortalecieron el desarrollo de mi carrera.*

*A Mafe, por acompañarme en la realización de este proyecto.*

*"No importa que tan complicado sea el camino, mientras en el corazón exista esperanza y valor,  
todo es posible".*

*Juan Pablo Carvajal Bohórquez*

# Agradecimientos

Agradecimientos especiales a nuestro director el profesor Daniel Alfonso Sierra Bueno por su constante apoyo.

Agradecimiento a nuestro codirector el profesor Carlos Andres Niño Niño por sus recomendaciones y colaboración.

Agradecimiento al médico Víctor Manuel Mora Bautista por sus invaluable aportes en la investigación.

# Índice general

<b>1. INTRODUCCIÓN</b>	<b>17</b>
<b>2. CONCEPTOS FISIOLÓGICOS</b>	<b>18</b>
2.1. Principios de Electrofisiología Cardíaca . . . . .	18
2.2. Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca . . . . .	22
2.2.1. Relación entre el Sistema Nervioso y el Sistema Cardiovascular . . . . .	22
2.3. Extrasístoles . . . . .	25
2.3.1. Latidos Ectópicos Auriculares . . . . .	27
2.3.2. Latidos Ectópicos Ventriculares . . . . .	29
<b>3. CRITERIOS DE PROCESAMIENTO Y CLASIFICACIÓN</b>	<b>33</b>
3.1. Gráfica de Poincaré . . . . .	33
3.1.1. Geometría de la gráfica de Poincaré de los intervalos RR . . . . .	34
3.1.2. Interpretación Clínica de la Gráfica de Poincaré . . . . .	35
3.2. Estadísticos de Orden Superior . . . . .	36
3.2.1. Cumulantes . . . . .	36
3.3. Redes Neuronales . . . . .	41
3.3.1. Arquitectura de una Red Neuronal . . . . .	41
3.3.2. Red Perceptrón Multicapa . . . . .	42
3.3.3. Modos de Entrenamiento . . . . .	42
<b>4. IMPLEMENTACIÓN</b>	<b>44</b>
4.1. Pre- Procesamiento . . . . .	45
4.2. Procesamiento . . . . .	45
4.2.1. Segmentación del Latido . . . . .	45
4.2.2. Gráfica de Poincaré . . . . .	46
4.2.3. Extracción de Características . . . . .	47
4.3. Clasificación . . . . .	53
4.3.1. Proceso de Selección de la Red Neuronal . . . . .	55
4.4. Corrección . . . . .	58
<b>5. OBSERVACIONES Y CONCLUSIONES</b>	<b>60</b>
<b>ANEXOS</b>	<b>62</b>



# Índice de figuras

2.1. Sistema de Conducción Eléctrico del Corazón , <i>Adaptado de: [1].</i> . . . . .	18
2.2. Potencial de Acción , <i>fuentes:[2].</i> . . . . .	19
2.3. Potenciales de Acción en el Corazón, <i>fuentes: [3].</i> . . . . .	20
2.4. Señal ECG, <i>fuentes: [2].</i> . . . . .	20
2.5. Derivaciones de la Señal ECG, <i>fuentes:[2].</i> . . . . .	21
2.6. Relación entre los Sistemas Nervioso y Cardiovascular, <i>fuentes: Adaptada de [4].</i> . . . . .	23
2.7. Sistema Simpático y Parasimpático, <i>fuentes:[5].</i> . . . . .	24
2.8. Interacción Sistema Nervioso Central y Nodo Sinusal, <i>fuentes:adaptado de [6].</i> . . . . .	25
2.9. Sistema de Conducción Eléctrica del Corazón. <i>fuentes: [7].</i> . . . . .	26
2.10. Latido Auricular Prematuro, <i>fuentes: Autores.</i> . . . . .	27
2.11. Latido Prematuro de la Unión, <i>fuentes: Autores.</i> . . . . .	28
2.12. Latido Auricular Prematuro Anómalo, <i>fuentes: Autores.</i> . . . . .	28
2.13. Onda P Retrógrada, <i>fuentes: Autores.</i> . . . . .	30
2.14. Contracción Ventricular Prematura, <i>fuentes: Autores.</i> . . . . .	30
2.15. Bigeminismo de una Contracción Ventricular Prematura, <i>fuentes:[8].</i> . . . . .	30
2.16. Latido de Escape Ventricular, <i>fuentes: Autores.</i> . . . . .	31
2.17. Contracción Ventricular Prematura y Latido de Escape Ventricular, <i>fuentes: [9].</i> . . . . .	31
3.1. Gráfica Poincaré, <i>fuentes: Autores.</i> . . . . .	34
3.2. Estructura Básica Red Neuronal, <i>fuentes: Adaptada de Neural Network Toolbox MATLAB.</i>	41
3.3. Arquitectura Red Perceptrón Multicapa, <i>fuentes: Adaptado de [10].</i> . . . . .	42
4.1. Diagrama General del Sistema de Detección y Clasificación de Latidos Ectópicos, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	44
4.2. Tacograma de Intervalos R-R, <i>fuentes: [11]</i> . . . . .	46
4.3. Gráfica de Poincaré de una Señal ECG con Presencia de Ectopias, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	46
4.4. Conjunto de Muestras de un Latido, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	48
4.5. Efectos de la Variación del Parámetro Maxlag en la Función Cumulante, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	49
4.6. Función Cumulante para Latidos Normales, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	50
4.7. Función Cumulante para Latidos Auriculares, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	51
4.8. Función Cumulante para Latidos Ventriculares, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	52
4.9. Red Neuronal con Todas las Características, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	57
4.10. Red Neuronal sin Características Cumulantes ni Morfológicas, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	57
4.11. Red Neuronal sin Características Cumulante, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	58

4.12. Red Neuronal sin Características Morfológicas, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	58
4.13. Desempeño de la Red Neuronal para las diferentes configuraciones de los datos extraídos, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	59
4.14. Intervalos RR del Proceso de Corrección, <i>fuentes: Autores</i> . . . . .	59

# Índice de cuadros

4.1. Negatividad del latido en el dominio del tiempo y de la función cumulante . . . . .	53
4.2. Distribución de la base de registros electrocardiográficos . . . . .	54
4.3. Distribución de los latidos en los procesos de entrenamiento y validación . . . . .	55
4.4. Configuración de tres neuronas en la capa de salida . . . . .	55
4.5. Configuración de dos neuronas en la capa de salida . . . . .	55
4.6. Distribución de las características extraídas . . . . .	56
5.1. Desempeño Red Neuronal con <i>Early Stopping</i> y dos Neuronas de Salida . . . . .	62
5.2. Desempeño Red Neuronal sin <i>Early Stopping</i> y dos Neuronas de Salida . . . . .	62
5.3. Desempeño Red Neuronal con <i>Early Stopping</i> y tres Neuronas de Salida . . . . .	63
5.4. Desempeño Red Neuronal sin <i>Early Stopping</i> y tres Neuronas de Salida . . . . .	63
5.5. Desempeño Red Neuronal con <i>Early Stopping</i> y dos Neuronas de Salida . . . . .	63
5.6. Desempeño Red Neuronal sin <i>Early Stopping</i> y dos Neuronas de Salida . . . . .	64
5.7. Desempeño Red Neuronal con <i>Early Stopping</i> y tres Neuronas de Salida . . . . .	64
5.8. Desempeño Red Neuronal sin <i>Early Stopping</i> y tres Neuronas de Salida . . . . .	64
5.9. Desempeño Red Neuronal con <i>Early Stopping</i> y dos Neuronas de Salida . . . . .	64
5.10. Desempeño Red Neuronal sin <i>Early Stopping</i> y dos Neuronas de Salida . . . . .	65
5.11. Desempeño Red Neuronal con <i>Early Stopping</i> y tres Neuronas de Salida . . . . .	65
5.12. Desempeño Red Neuronal sin <i>Early Stopping</i> y tres Neuronas de Salida . . . . .	65
5.13. Desempeño Red Neuronal con <i>Early Stopping</i> y dos Neuronas de Salida . . . . .	66
5.14. Desempeño Red Neuronal sin <i>Early Stopping</i> y dos Neuronas de Salida . . . . .	66
5.15. Desempeño Red Neuronal con <i>Early Stopping</i> y tres Neuronas de Salida . . . . .	66
5.16. Desempeño Red Neuronal sin <i>Early Stopping</i> y tres Neuronas de Salida . . . . .	67

## RESUMEN

### TÍTULO:

“Detección y Corrección de Latidos Ectópicos en un Trazo Electrocardiográfico para la Medición de la Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca”

### AUTORES:

María Fernanda Acevedo Pinzón.

Juan Pablo Carvajal Bohórquez.\*

**PALABRAS CLAVES:** Extrasístoles, Función cumulante, Gráfica de *Poincaré*, Redes Neuronales, Variabilidad de la frecuencia cardíaca.

### DESCRIPCIÓN:

En los últimos años, la medición de la variabilidad de la frecuencia cardíaca se ha constituido en un indicador importante en el diagnóstico de ciertas enfermedades debido a la gran relación entre el sistema nervioso y el sistema cardiovascular. Sin embargo, esta medición puede ser sesgada por la presencia de latidos ectópicos, los cuales se originan en regiones diferentes al nodo sinusal, provocando alteraciones en el ritmo cardíaco que pueden ser asociadas erróneamente con problemas del sistema nervio central.

Para la solución de este problema se utilizó técnicas no convencionales debido a la naturaleza no lineal de las señales electrocardiográficas y a la fuerte influencia que puede ocasionar el ruido en el procesamiento de este tipo de señales. Dentro de las técnicas utilizadas se encuentra la gráfica de Poincaré la cual permite identificar alteraciones en los intervalos RR que posiblemente pueden asociarse a latidos ectópicos. En el proceso de extracción de características se usó la función cumulante de tercer orden, la cual ofrece inmunidad frente al ruido y además permite extraer ciertas características particulares de cada tipo de latido ectópico. Por último la etapa de clasificación se realizó con redes neuronales, las cuales permiten obtener una solución rápida al problema de clasificación de latidos ectópicos.

---

\***FACULTAD:** Ingenierías Fisicomecánicas. **ESCUELA:** Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones. **DIRECTOR:** PhD. Daniel Alfonso Sierra Bueno. **CODIRECTOR:** MSc. Carlos Andres Niño Niño.

## ABSTRACT

### TITLE:

“Detection and correction of ectopic beats in ECG tracing for Measuring Heart Rate Variability.”

### AUTHORS:

María Fernanda Acevedo Pinzón.  
Juan Pablo Carvajal Bohórquez.\*

**KEYWORDS:** Extrasystoles, Cumulant function, Poincaré plot, Neural Networks, Heart rate variability.

### DESCRIPTION:

In recent years, the measurement of heart rate variability has become an important indicator in the diagnosis of certain diseases due to the strong relationship between the nervous system and the cardiovascular system. However, this measurement may be biased by the presence of ectopic beats, which originate in different regions of the sinus node, causing changes in heart rate that can be mistakenly associated with central nerve system problems.

To solve this problem we used unconventional techniques due to the nonlinear nature of the ECG signals and the strong influence that may cause noise in the processing of these signals. Among the techniques used is the Poincaré plot which identifies changes in the RR intervals which may possibly be associated with ectopic beats. In the feature extraction process was used third-order cumulant function, which provides noise immunity and allows to extract certain characteristics of each type of ectopic beat. Finally the classification stage is performed using neural networks, which allow for a quick solution to the problem of classification of ectopic beats.

---

\***FACULTY:** Engineering Physicomechanical. **SCHOOL:** School of Electrical, Electronics and Telecommunications. **ADVISOR:** PhD. Daniel Alfonso Sierra Bueno. **CO-ADVISOR:** MSc. Carlos Andres Niño Niño.

# Capítulo 1

## INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, algunas investigaciones médicas han establecido una significativa relación entre el sistema nervioso autónomo y la mortalidad cardíaca. En estas investigaciones se observó una asociación entre arritmias letales y reducciones en la actividad vagal del sistema simpático, lo cual ha fomentado el desarrollo de marcadores cuantitativos de la actividad autonómica [12]. La variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC) es uno de los marcadores más prometedores debido a su fácil obtención, aplicándose como método de diagnóstico no invasivo de variadas enfermedades como: apnea del sueño [13], stress, hipertensión arterial [14], riesgo de muerte súbita, entre otras.

La variabilidad de la frecuencia cardíaca estudia el sistema nervioso autónomo a través del trazo electrocardiográfico (ECG) por medio de la información contenida en los intervalos entre latidos. El principal problema que presenta esta medición, está asociado a la aparición de ciertos artefactos que modifican el electrocardiograma. Dentro de estos artefactos se pueden presentar ciertos latidos que ocurren prematuramente conocidos como latidos ectópicos, los cuales pueden llevar a una sobreestimación de los índices de la variabilidad de la frecuencia cardíaca en el dominio del tiempo y de la frecuencia [15] [16] [17]. Desafortunadamente elevados niveles de actividad ectópica a menudo acompañan a muchas de las condiciones para las cuales el análisis VFC es potencialmente más útil y en algunos casos estos latidos podrían estar relacionados con el sistema nervioso central y la consiguiente exclusión de segmentos ectópicos puede sesgar las mediciones, afectando el diagnóstico médico.

Los latidos ectópicos que se pueden encontrar en el trazo electrocardiográfico pueden tener diferentes regiones de origen, que afectan las características morfológicas y su incidencia en el cuerpo humano, presentándose dos grandes tipos de extrasístoles: las auriculares, las cuales se originan en las cámaras superiores del corazón, las cuales pueden ser influenciadas por la presencia de microorganismos y el consumo de ciertas sustancias [18]. El otro tipo de latido son aquellos de origen ventricular que pueden tener las mismas causas de los latidos auriculares. Sin embargo, en algunos casos son provocados por problemas en el sistema de conducción eléctrica del corazón o alteraciones en el sistema nervioso autónomo aumentando la probabilidad de aparición de arritmias peligrosas [8].

En el desarrollo de este proyecto se diseñó una herramienta computacional implementada en el programa MATLAB que permite detectar las diferentes clases de latidos ectópicos que se pueden presentar en un trazo electrocardiográfico, para corregir estas alteraciones y obtener una señal ECG que ofrezca mejores mediciones de la variabilidad de la frecuencia cardíaca.

## Capítulo 2

# CONCEPTOS FISIOLÓGICOS

### 2.1. Principios de Electrofisiología Cardíaca

El corazón es el órgano principal del sistema cardiovascular, cuya función es bombear sangre alrededor del cuerpo a través de las arterias, con el fin de llevar oxígeno y nutrientes a todas las células del cuerpo. Este órgano está compuesto de tejido muscular, el cual se contrae y expande debido a una descarga eléctrica coordinada[1].

Un latido normal es disparado por un potencial de acción originado desde el nodo sinusal, también conocido como marcapaso, que se encuentra ubicado en la parte superior de la aurícula derecha del corazón, causando una despolarización del músculo cardíaco. Este estímulo es regular y espontáneo, con una frecuencia de 100 a 120 latidos por minuto, que viaja a través del miocardio hasta el nodo auriculoventricular, localizado en la aurícula derecha y sólo puede llegar a los ventrículos a través del nodo AV [1]. El sistema de conducción ventricular se encuentra dividido en dos ramas, mostrados en la Figura 2.1.

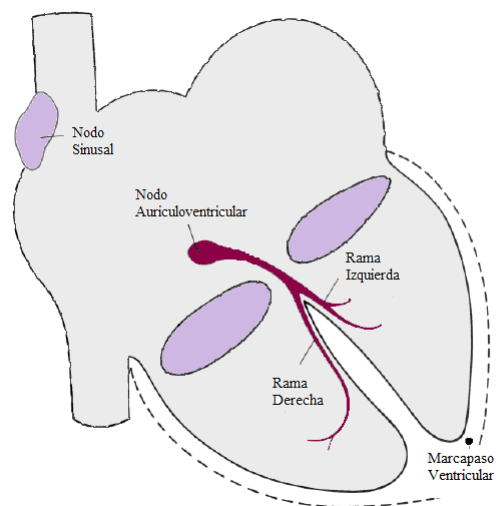


Figura 2.1: Sistema de Conducción Eléctrico del Corazón , *Adaptado de: [1]*.

Los músculos que conforman el tejido cardíaco tienen la capacidad de llevar un potencial de acción como las neuronas, lo que permite la propagación del impulso a través de todo el órgano. Este potencial de acción es una activación eléctrica que viaja por la membrana de las células cardíacas y se origina por

la diferencia de distribución de los iones en el interior y exterior de la célula, ya que la membrana solo permite el paso selectivo de iones, produciendo una descomposición de cargas positivas y negativas. Los principales iones son  $K^+$ ,  $Na^+$ ,  $Ca^{++}$ ,  $Cl^-$ , donde cada uno de ellos tiene asociado un canal que se encarga de la transferencia de éstos. La apertura o cierre de los canales está asociada a cambios en los voltajes o a la activación de receptores, lo que conduce a variaciones en el tiempo del potencial transmembrana o de acción que se puede ver en la Figura 2.2.

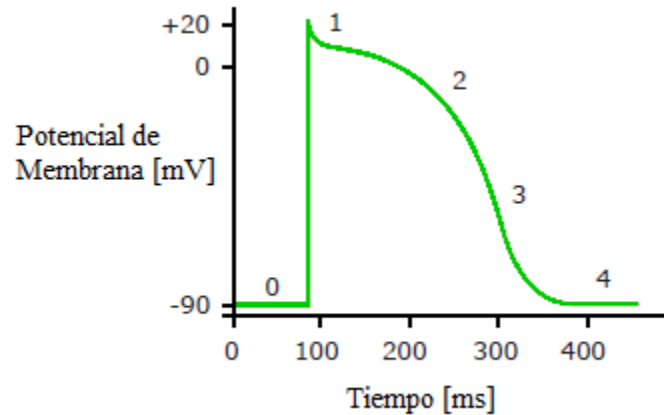


Figura 2.2: Potencial de Acción , *fuentes:[2]*.

El potencial de acción de una célula del miocardio está constituido en cinco fases, numeradas según la figura 2.2 [2]:

- ❖ **Fase 0:** constituye el estado de reposo de la célula, donde el potencial transmembrana es del orden de -80 a -90 mV con respecto a los fluidos extracelulares.
- ❖ **Fase 1:** En el estado de reposo ocurre un cambio en la conductancia del canal de sodio que provoca una repolarización inicial, debido a la apertura de este canal.
- ❖ **fase 2:** En esta fase se presenta un comportamiento casi constante del potencial de acción, a causa de un balance entre la corriente de calcio que va hacia el interior y la corriente de potasio que va hacia el exterior de la célula.
- ❖ **fase 3:** Se presentan dos fenómenos, el primero consiste en el aumento de la conductancia de potasio, provocando la polarización de la célula y el segundo se debe a una disminución de la conductividad del calcio que contribuye a la repolarización.
- ❖ **fase 4:** Se retorna nuevamente a la condición de reposo, ya que el canal de potasio se abre y el potencial de acción toma un valor negativo.

La superposición de todos los acontecimientos electrofisiológicos que ocurren en diferentes puntos del corazón forman la señal electrocardiográfica, la cual se adquiere en la superficie de la piel por dos electrodos [3] que se puede observar en la Figura 2.3.

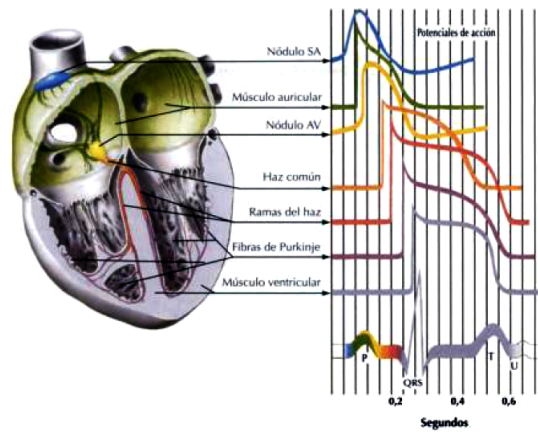


Figura 2.3: Potenciales de Acción en el Corazón, *fuentes: [3]*.

La señal electrocardiográfica está conformada por diferentes tipos de onda (mostrados en la figura 2.4)[2]:

- ❖ **Onda P:** Refleja la despolarización de las aurículas, comenzando por la aurícula derecha.
- ❖ **Complejo QRS:** Refleja la despolarización de los ventrículos, ocasionando una gran amplitud en la señal ECG. El tiempo de duración de la contracción es referido como sístole. Por otra parte, el tiempo entre contracciones ventriculares durante el cual ocurre el llenado ventricular se conoce como diástole.
- ❖ **Segmento ST:** Refleja la repolarización de los ventrículos.

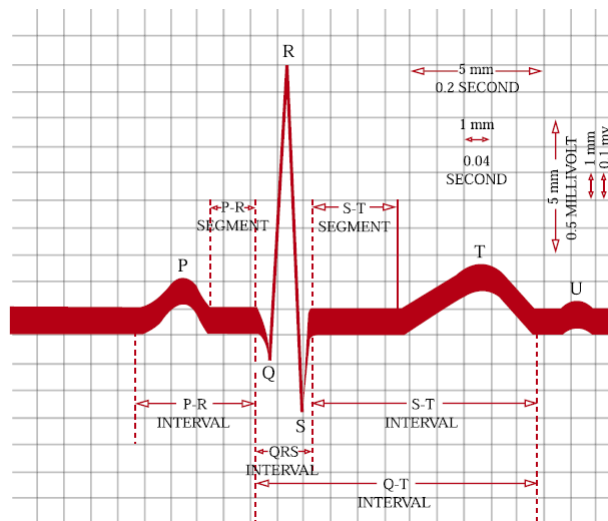


Figura 2.4: Señal ECG, *fuentes: [2]*.

La ubicación de los electrodos para adquirir la señal electrocardiográfica depende en gran medida de la información clínica requerida originando varias configuraciones que dan lugar a las derivaciones, que tan sólo son la diferencia de voltaje entre un par de electrodos. Éstas brindan información tridimensional de la actividad eléctrica del corazón.

Se pueden encontrar 12 derivaciones estándar, mostradas en la figura 2.5 y clasificadas de la siguiente manera [19]:

- ❖ **Derivaciones Bipolares (I, II, III):** Se registra la señal electrocardiográfica a partir de dos electrodos que se encuentran en diferentes puntos del corazón: mientras una referencia común se ubica en una extremidad, para cada canal se ubica un electrodo en el pecho. Algunos inconvenientes que presenta esta configuración son: la activación muscular que no se encuentra en el plano que integra estas derivaciones no puede ser registrado y al momento de diagnosticar algún problema cardíaco no es posible diferenciar su ubicación. Sin embargo, es importante al requerir información precisa sobre el ritmo cardíaco, la posición del corazón, diagnóstico de arritmias y caracterización de la señal ECG, sobre todo en la derivación II.
  
- ❖ **Derivaciones Aumentadas (aVR, aVL, aVF):** En éstas, dos extremidades se encuentran conectadas a un terminal negativo por medio de una resistencia y una tercera extremidad se conecta al terminal positivo. La información obtenida por éstas es muy precisa y ayuda a establecer diagnósticos topográficos, posición del corazón y la extensión de las lesiones. Particularmente, las derivaciones aVL y aVF son esenciales en la determinación de la posición del corazón.
  
- ❖ **Derivaciones Precordiales Unipolares (Derivaciones de  $V_1$  a  $V_6$ ):** Estas son 6 y su nombre se debe a la posición donde se coloca el electrodo explorador, en donde el polo negativo es constante y está creado por las tres derivaciones periféricas. Están muy cercas al corazón y se ven influenciadas por la actividad eléctrica que ocurre justo debajo de la derivación. Precisan con exactitud perturbaciones miocárdicas y permiten distinguir lesiones de la pared anterior y posterior del corazón.

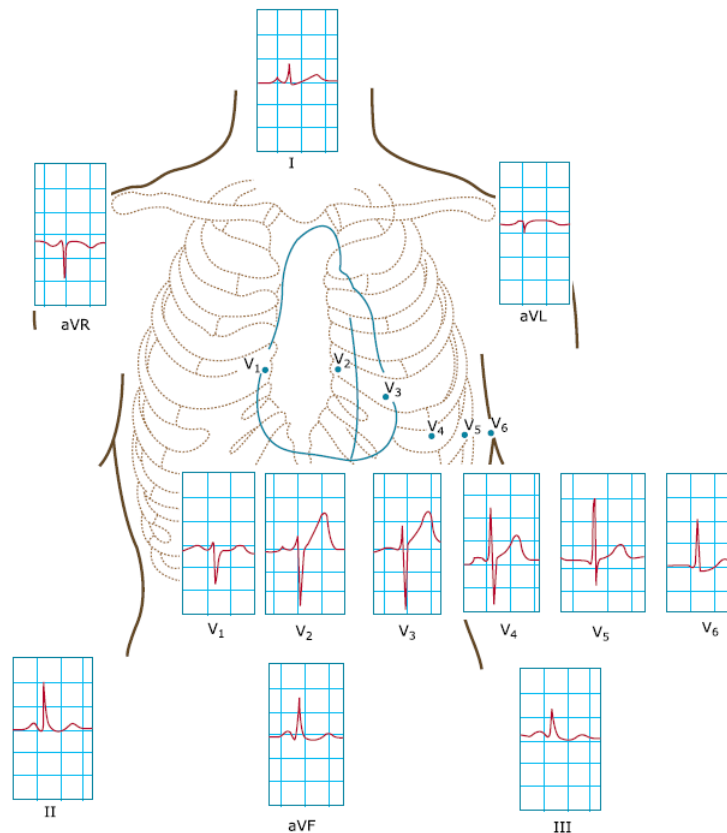


Figura 2.5: Derivaciones de la Señal ECG, *fuentes:[2]*.

Las ondas que conforman la señal electrocardiográfica tienen una diferente morfología, dependiendo del tipo de derivación escogido, así:

- ❖ **Onda P:** Es comúnmente vertical o positiva en las derivaciones I, II,  $V_5$ ,  $V_6$  e invertida en la derivación aVR. En la derivación  $V_1$  la onda puede ser bifásica, vertical o invertida.
- ❖ **Onda QRS:** Habitualmente es positivo en las derivaciones I,  $V_5$ ,  $V_6$ , en derivaciones izquierdas y más posteriores, debido a que éstas configuraciones están más cerca a la punta cardíaca y es negativo en derivaciones aVR,  $V_1$ , derivaciones derechas y más anteriores, porque está más cerca de la base del corazón.
- ❖ **Onda T:** Presenta el mismo comportamiento que el complejo QRS, ya sea positivo o negativo en las diferentes derivaciones.

## 2.2. Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca

Durante los últimos años, algunas investigaciones han establecido una significativa relación entre el sistema autónomo y algunas enfermedades debido a la interacción entre el sistema cardiovascular y el sistema nervioso. Sin embargo, no es posible obtener una medición objetiva del estado del sistema autónomo, dificultando el diagnóstico clínico. Por esta razón, muchos de los estudios han sido orientados a la búsqueda de indicadores que permitan conocer el estado del sistema nervioso autónomo, en donde la medición de la variabilidad de la frecuencia cardíaca se ha convertido en un marcador cuantitativo importante de la actividad autónoma [12]. Esto ha permitido el diagnóstico no invasivo de algunas enfermedades tales como: apnea del sueño [13], stress, hipertensión arterial [14], riesgo de muerte súbita, diabetes, infarto, arritmias cardíacas, falla renal, entre otras.

La variabilidad de la frecuencia cardíaca estudia el sistema nervioso autónomo a través del trazo electrocardiográfico describiendo las variaciones instantáneas del ritmo cardíaco y los intervalos R-R. Estos parámetros cardiovasculares son afectados por el sistema nervioso autónomo como respuesta a la presencia de diversos estímulos, reflejando la habilidad del corazón para adaptarse a circunstancias cambiantes, detectando y respondiendo rápidamente a estímulos impredecibles. Por esta razón, el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardíaca tiene la capacidad de evaluar la salud cardíaca en general y la actividad autónoma, responsable de regular el proceso cardíaco.

### 2.2.1. Relación entre el Sistema Nervioso y el Sistema Cardiovascular

Las interacciones que se presentan entre estos dos sistemas se comporta como un proceso de control retroalimentado, que tiene como objetivo regular el flujo sanguíneo, que involucra una lógica de control y gran variedad de sensores y efectores que están enlazados a través del sistema nervioso central y autónomo. La variable controlada en el sistema cardiovascular es el flujo sanguíneo de los tejidos, sin embargo; ésta no es controlada y sensada activamente, por el contrario se regula la presión arterial y se ejerce un control regional del flujo sanguíneo [2]. Este sistema se puede observar en la figura 2.6.

#### *Lógica de Control:*

El control de la circulación está asociado al sistema nervioso central, principalmente; la médula oblonga es la responsable de generar los impulsos a todos los efectores del sistema circulatorio, convirtiendo la señales aferentes provenientes de los sensores en una conjunto apropiado de respuestas [2].

#### *Efectores:*

Para que las señales de control provenientes del sistema nervioso sean aplicadas a través del sistema nervioso autónomo y las vías hormonales, es necesario el uso de ciertos mecanismos efectores, como:

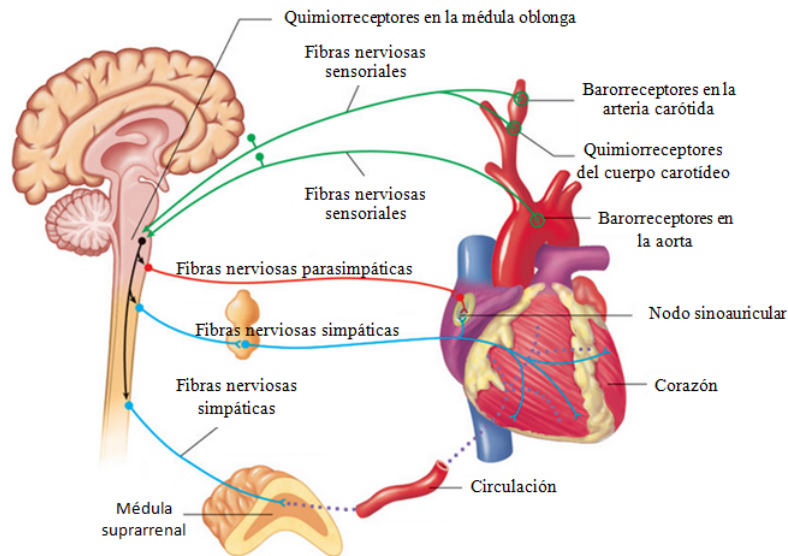


Figura 2.6: Relación entre los Sistemas Nervioso y Cardiovascular, *fuente: Adaptada de [4].*

- ❖ **Resistencia Arteriolar:** La arteriola es un vaso sanguíneo que proviene de la ramificación de una arteria, que tiene paredes constituidas por músculos lisos, cuya tensión es dirigida por la estimulación simpática, que controla la resistencia arteriolar [2]. La contracción o relajación de las arteriolas determinan la presión arterial, que es el resultado de la interacción entre el volumen de sangre bombeado por el corazón (gasto cardíaco) y la resistencia vascular.
- ❖ **Ritmo Cardíaco:** Proviene de las descargas de las células que conforman el nodo sinusal, el cual es una región altamente inervada de fibras simpáticas y parasimpáticas, en donde el balance de estos estímulos establece el ritmo cardíaco. Es importante destacar que la dinámica de control ejercida por el sistema nervioso autónomo está compuesta de dos tipos de estímulos cuyo comportamiento es diferente [2]. Las respuestas provenientes del sistema simpático son mucho más lentas en comparación a la actividad parasimpática (vagal) que ejerce cambios inmediatos en el ritmo cardíaco.

#### *Sensores:*

Para mantener el buen desempeño del sistema cardiovascular, el cuerpo humano presenta una gran variedad de sensores que monitorean las diferentes variables resultantes de la interacción entre el sistema nervioso y el sistema circulatorio. La presión es uno de los principales parámetros en el control del flujo sanguíneo y en el cuerpo humano se encuentran principalmente dos tipos de sensores:

- ❖ **Barorreceptores:** Juegan un papel importante debido a que monitorean la presión arterial y ejercen el control de latido a latido del sistema cardiovascular. Son receptores de distensión localizados en el arco aórtico y en el seno carotídeo. Éstos responden a la distensión de las paredes arteriales, causado por cambios en la presión, enviando las señales hacia la médula oblonga por medio de los nervios glossofaríngeos y el nervio vago. La tasa de disparo de los impulsos que viajan por las vías aferentes está relacionado con la presión arterial principal y con sus respectivos cambios.
- ❖ **Quimiorreceptores:** Estos sensores convierten una señal química en una pulso eléctrico, respondiendo a cambios en las concentraciones de oxígeno y dióxido de carbono presentes en la sangre. Éstos se encuentran localizados en tejidos especializados cercanos al arco aórtico y a las bifurcaciones carotídeas. Cuando los gases presentes están dentro de un rango normal, éstos generan pocos impulsos; pero cuando se origina una desviación del punto de operación normal, la respuesta respiratoria es controlada por el reflejo quimiorreceptor.

De acuerdo a lo anterior, el sistema nervioso autónomo ejerce el proceso de comunicación que garantiza un volumen sanguíneo dentro de un margen específico, el cual coordina y regula algunos sistemas del cuerpo cuya operación se realiza inconscientemente, incluyendo el corazón, el pulmón, los vasos sanguíneos y el tracto digestivo.

El sistema nervioso autónomo está dividido en:

- **Vías Aferentes:** Son las que llevan información desde los órganos al cerebro.
- **Médula Espinal o Tronco Cerebral:** Integran respuestas autonómicas.
- **Vías Eferentes:** Son las que llevan información a diferentes órganos y se encuentran divididas en dos ramas opuestas, las cuales ejercen efectos antagonistas sobre los órganos, que se pueden apreciar en la Figura 2.7.

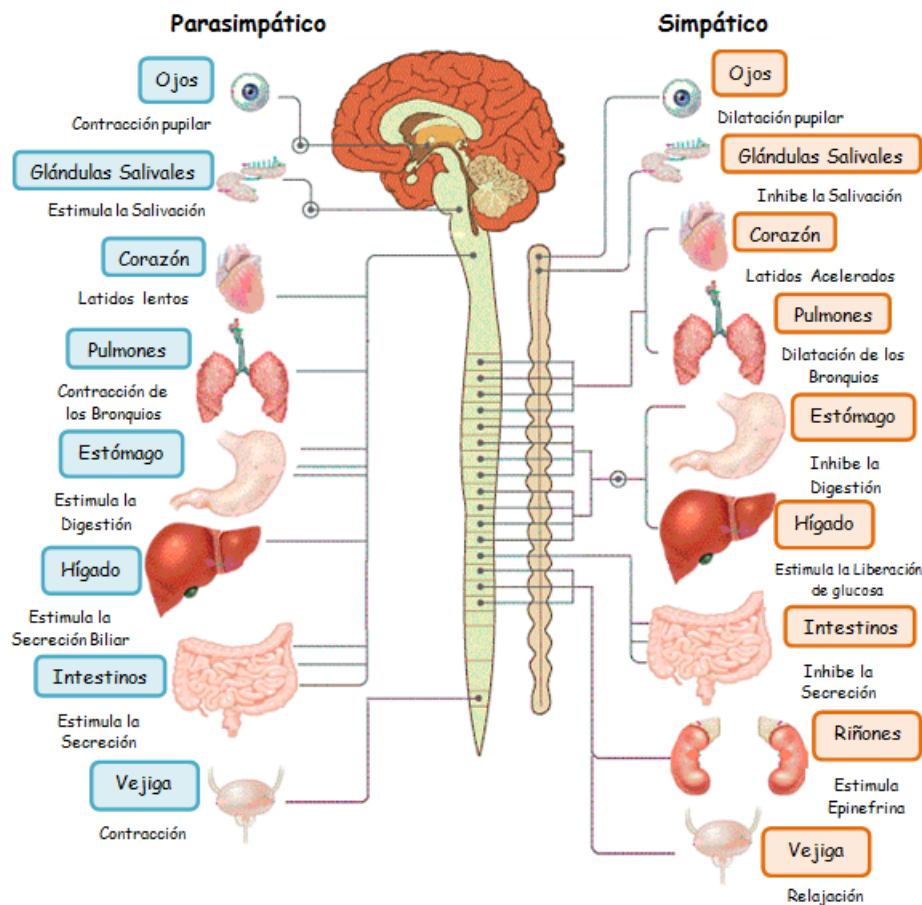


Figura 2.7: Sistema Simpático y Parasimpático, *fuentes:[5]*.

- **Sistema Simpático:** Participa en situaciones de emergencia o momentos de miedo y estrés que afecten la integridad del cuerpo humano. Por esta razón, este sistema tiene acceso a la mayoría de los órganos, con el fin de aumentar algunas actividades como: frecuencia cardíaca, tensión arterial, dilatación de las pupilas, entre otras.

- **Sistema Parasimpático:** A diferencia del sistema simpático, éste funciona cuando el cuerpo está en condiciones de relajación; realizando funciones como la digestión. Participa en la regulación del aparato cardiovascular, digestivo, urinario y reproductor.

En el nodo sinusal se presenta una compleja interacción entre los sistemas simpático y parasimpático, teniendo un efecto sobre la autoregulación del sistema cardiovascular y el tono autonómico, también conocido como balance simpático vagal. La acción de balance entre estos dos sistemas controla el ritmo cardíaco y permite describir la dualidad y los efectos opuestos entre éstos.

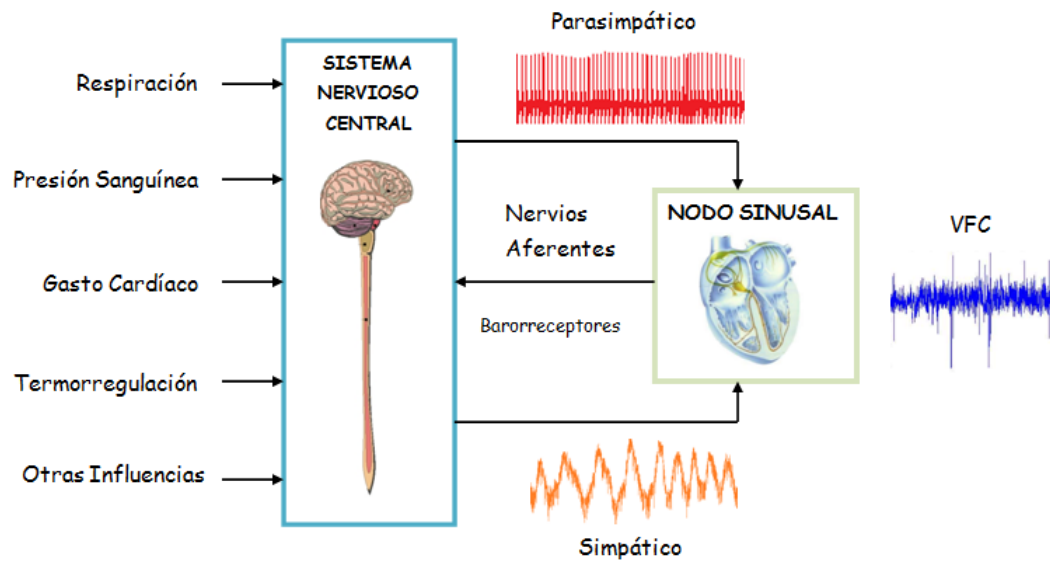


Figura 2.8: Interacción Sistema Nervioso Central y Nodo Sinusal, *fuentes: adaptado de [6].*

### 2.3. Extrasístoles

Debido a que el impulso cardíaco es de naturaleza bioeléctrica, la transmisión de ésta señal podría realizarse de célula a célula, sin embargo, la propagación sería lenta, provocando una contracción mecánica desincronizada; por esta razón, el corazón presenta un sistema de conducción que dirige el impulso a través del miocardio, con el fin de controlar las contracciones de las aurículas y los ventrículos. Para ejercer un correcto funcionamiento del sistema cardiovascular debe existir una secuencia de contracción que permita un eficiente bombeo de la sangre, donde en lugar de ocurrir una estimulación simultánea de las cámaras del corazón, se contraen primero las aurículas y luego los ventrículos.

Para cumplir la anterior secuencia, el corazón presenta dos mecanismos: en el primero, este órgano dispone de un tejido no conductor ubicado entre las aurículas y los ventrículos, con el fin de detener completamente la conducción del impulso antes de que éste alcance los ventrículos; en el segundo, se presenta una comunicación eléctrica entre las cámaras superiores e inferiores del corazón, conformadas por un tejido especializado conocido como Nodo Auriculoventricular (AV), el cual disminuye la conducción del impulso lo suficiente para finalizar la contracción mecánica de la aurícula, cuando el ventrículo está listo, permitiendo el paso del impulso para realizar la estimulación de las cámaras inferiores. Esta función ejercida por el nodo AV es comúnmente conocida como bloqueo fisiológico [7].

Todo el sistema eléctrico del corazón está compuesto por células especializadas que ejercen la función de marcapasos y la transmisión del impulso eléctrico a través de éste. La comunicación entre el nodo sinusal y el nodo auriculoventricular se da mediante las vías internodales, las cuales están compuestas por miocitos auriculares que transmiten el impulso entre los nodos. Las células miocárdicas ventriculares se encuentran inervadas por el sistema Purkinje, que está conformado por el haz de His, el cual se divide en las ramas derecha e izquierda.

Todo el sistema de conducción eléctrico del corazón requiere actuar sincronizadamente con el fin de ejercer una circulación eficiente de la sangre, esta función es realizada por un área compuesta por células especializadas, conocida como nodo sinusal, que origina el impulso eléctrico y actúa como marcapasos. El nodo sinusal responde a las necesidades del cuerpo, controlando los latidos, mediante la información recibida en los sistemas circulatorio, endocrino y nervioso. La Figura 2.9 muestra el sistema de conducción eléctrico del corazón.

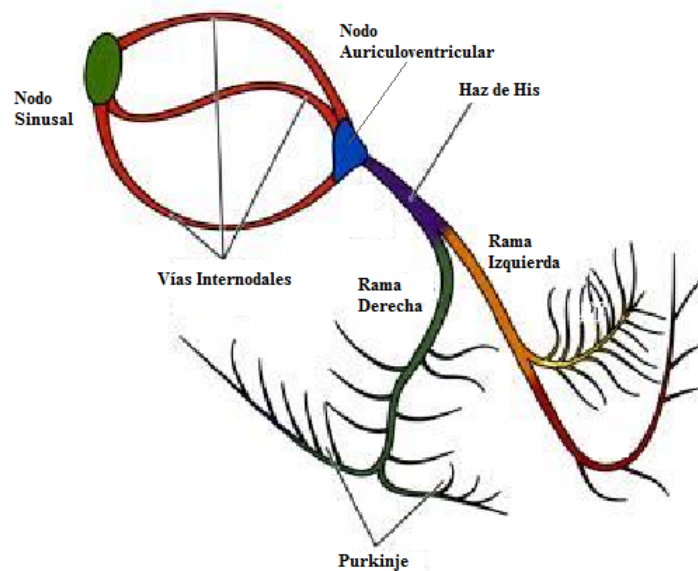


Figura 2.9: Sistema de Conducción Eléctrica del Corazón. *fuentes: [7].*

Generalmente, el nodo sinusal presenta una frecuencia en un intervalo de 60 a 100 latidos por minuto (lpm), con un promedio de 70 lpm. Sin embargo, cuando esta frecuencia está por fuera de los límites, estos latidos anormales se conocen como arritmias, las cuales se pueden clasificar en: taquicardias, con un ritmo cardíaco superior a 100 lpm y bradicardias, con una frecuencia inferior a 60 lpm. Las arritmias pueden ser peligrosas, ya que pueden provocar un compromiso hemodinámico causado por una contracción asincrónica del corazón, que puede disminuir la presión sanguínea; reduciendo el transporte de oxígeno y nutrientes a las células.

Dentro de los diferentes tipos de arritmias se encuentra un tipo de latido que se origina en un lugar diferente al nodo sinusal, conocidos como focos ectópicos; los cuales son regiones en las que el corazón produce impulsos espontáneos, que pueden contaminar la información contenida en un trazo electrocardiográfico.

Estos *latidos ectópicos* se pueden clasificar dependiendo de la ubicación en la que se originan, de la siguiente forma:

### 2.3.1. Latidos Ectópicos Auriculares

Este tipo de arritmia también es conocida como extrasístole auricular, la cual se caracteriza por su prematuridad, ya que ocurre antes del próximo latido normal y su principal particularidad morfológica es la presencia de una onda P anormal. Estos latidos se originan en la región auricular y deben ser transmitidos a los ventrículos mediante el nodo auriculoventricular y su sistema de conducción. Este tipo de latidos se pueden clasificar en:

- **Latido Auricular Prematuro:** Es una arritmia cardíaca provocada por una despolarización prematura de la aurícula, que se origina en un foco eléctrico diferente al nodo sinusal. Debido a que este latido ocurre antes del ciclo cardíaco, se presenta una superposición con la onda T del latido anterior, provocando una distorsión morfológica de la onda P. Entre más alejada esté la región ectópica del nodo sinusal, mayor será la anomalía, donde es posible que se presente una onda P ancha, angosta, invertida o con muescas.

En este tipo de latido, el complejo QRS es normal, el intervalo PR puede ser normal o ligeramente prolongado. La pausa posterior a la ectopia es consecuencia del reinicio sinusal provocado por la despolarización de la aurícula. Comúnmente esta tardanza es menor que una pausa compensatoria, provocando que el intervalo RR entre el latido anterior y posterior a la arritmia sea menor al doble de un intervalo RR normal [20]. En la Figura 2.10 se puede observar este tipo de ectopia.

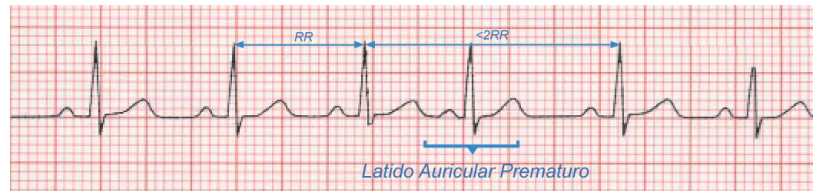


Figura 2.10: Latido Auricular Prematuro, *fente: Autores.*

- **Latido Prematuro de la unión:** Este tipo de latido, mostrado en la figura 2.11 se origina en la unión auriculoventricular (AV), propagándose de forma anterógrada hacia las aurículas y retrógrada hacia los ventrículos. Dependiendo de la ubicación del foco ectópico se pueden obtener los siguientes cambios morfológicos:

- Parte superior de la unión AV: Las aurículas se despolarizan primero que los ventrículos, provocando una inversión de la onda P, la cual antecede al complejo QRS.
- Parte inferior de la unión AV: Los ventrículos se despolarizan primero, originando un complejo QRS seguido de una onda P invertida. Sin embargo, si la activación de las aurículas y los ventrículos ocurre simultáneamente, la onda P se oculta en el complejo QRS.

- **Latido Auricular Prematuro Anómalo:**

Este tipo de latido tiene el mismo origen que un latido auricular prematuro; sin embargo, presenta algunas anomalías debidas a los diferentes fascículos conductores de los ventrículos por los cuales se puede propagar el impulso. Esta ectopia, mostrada en la figura 2.12, tiene un complejo QRS amplio y también puede ser conocida como latido Ashman.

El fenómeno de Ashman es un ejemplo de conducción anormal de un latido auricular y es observada comúnmente en pacientes con fibrilación auricular. Este latido es descrito por un

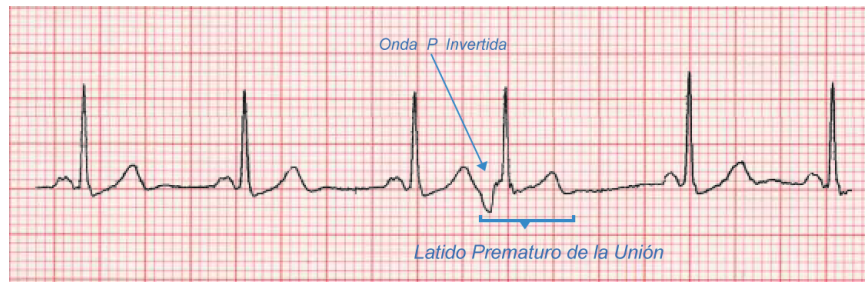


Figura 2.11: Latido Prematuro de la Unión, *fuente: Autores.*

amplio complejo QRS, similar a un bloqueo de la rama derecha, precedido por un largo intervalo RR y seguido por una corta pausa [8] .

Esta arritmia puede confundirse fácilmente con una contracción ventricular prematura, pero existen algunos caminos que permiten establecer diferencias, tales como:

- El latido ventricular prematuro usualmente es seguido de un largo intervalo RR, a diferencia del latido Ashman, cuya posterior pausa es corta.
- Se puede asociar un origen ventricular del latido, si existe una ausencia de la siguiente secuencia: Largo intervalo RR- Arritmia -Corto intervalo RR.

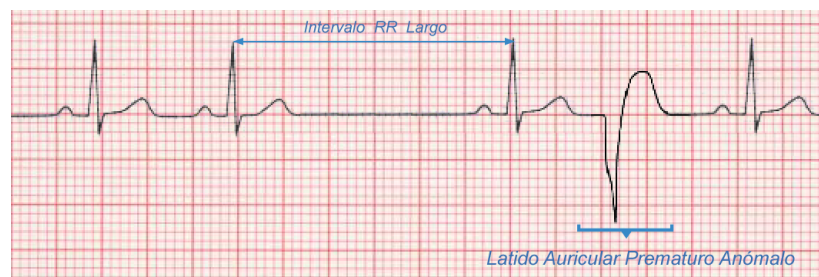


Figura 2.12: Latido Auricular Prematuro Anómalo, *fuente: Autores.*

### ***Causas e Importancia Clínica***

Algunos de los factores que pueden causar estas arritmias son:

- El consumo de algunas sustancias como cafeína, nicotina, alcohol y drogas, pueden acelerar el ritmo cardíaco, provocando la aparición de latidos irregulares como contracciones auriculares prematuras [18]. Las drogas que mayor efecto tienen en la aparición de ectopias son aquellas que estimulan directamente el sistema nervioso central, que van desde medicamentos como la aminofilina hasta drogas ilegales tales como la cocaína y las anfetaminas [21]. Es importante resaltar que cantidades variables de estas sustancias causan diferentes síntomas. En algunas personas estos latidos suceden después de consumir pequeñas cantidades, mientras que en otras, el consumo de grandes cantidades no causa ningún efecto.
- El NHLBI (*The National Heart, Lung and Blood Institute*) establece que los latidos prematuros pueden atribuirse al stress. Cuando se está bajo condiciones de ansiedad o miedo, el cuerpo libera varios químicos para prepararse para la "lucha o huida", incrementando la frecuencia cardíaca, con el fin de aumentar la cantidad de sangre y oxígeno. Todos estos cambios en el cuerpo pueden originar la aparición de extrasístoles como contracciones auriculares prematuras

o latidos prematuros de la unión AV. Otra causa es el ejercicio aeróbico, que de manera saludable hace que el corazón palpite más rápido, contribuyendo a la aparición de latidos prematuros, los cuales pueden no causar síntomas.

Los latidos ectópicos auriculares pueden ocurrir en personas sanas, sin historial de enfermedades cardíacas y solo requieren tratamiento cuando los síntomas llegan a ser molestos para el paciente. Sin embargo, en algunos casos graves, estos latidos son causados bajo condiciones críticas, como:

- *Enfermedades del corazón:* Estas hacen que aumente el trabajo de este órgano y pueden clasificarse rápidamente en miopatías e isquemias. Las miopatías causan inflamación del músculo cardíaco y usualmente provocan una lenta degeneración del corazón a lo largo del tiempo. La isquemia miocárdica se presenta debido a la disminución del riego arterial en el músculo cardíaco y comúnmente origina cambios morfológicos en algunos sectores del trazo electrocardiográfico [1].
- *Problemas en la tiroides:* El hipertiroidismo es una enfermedad donde la tiroides produce demasiada hormona tiroidea, la cual puede acelerar muchos sistemas del cuerpo y causar la aparición de latidos prematuros.
- *Enfermedades pulmonares:* Algunas alteraciones en el sistema respiratorio pueden afectar la cantidad de oxígeno que recibe el cuerpo, estimulando el incremento de la frecuencia cardíaca para ayudar a incrementar los niveles de oxígeno en la sangre.
- Otras enfermedades como: insuficiencia cardíaca congestiva, enfermedad arterial coronaria, hipocalemia, estados hipermetabólicos y limitaciones respiratorias crónicas [21].

### 2.3.2. Latidos Ectópicos Ventriculares

Este tipo de extrasístoles resultan de una despolarización prematura del miocardio distante al nodo auriculoventricular que se encuentra por debajo de la bifurcación del haz de His, que puede surgir de los dos ventrículos o del septum interventricular[20]. Se caracterizan principalmente por presentar un complejo QRS anormal, de larga duración; seguido de una pausa prolongada antes de que se presente el próximo latido normal. Dependiendo de la situación en que ocurran, se pueden clasificar en:

- **Contracción Ventricular Prematura:** Esta arritmia resulta de despolarizaciones originadas desde los ventrículos y ocurren antes del próximo latido normal. Este fenómeno se debe a que los impulsos eléctricos ocurren en el ventrículo izquierdo o derecho y no viajan por el camino normal de conducción, donde normalmente los ventrículos son despolarizados simultáneamente y se contraen después de las aurículas. Cuando se presenta este tipo de ectopia, la circulación es ineficiente porque no se logra maximizar la cantidad de sangre que es bombeada a los pulmones y al resto del cuerpo.

Las contracciones ventriculares prematuras son las arritmias ventriculares más comunes y tienen las siguientes características morfológicas [8] :

- El complejo QRS es amplio y extraño, con una duración de 0.12 segundos o mayor. Sin embargo en algunas derivaciones, esta característica no se cumple, por lo que al momento de realizar un diagnóstico es necesario observar las 12 derivaciones cardíacas principales.
- En la mayoría de los casos no existe una onda P antes de esta ectopia, pero algunas veces se puede observar una onda P retrógrada, que puede estar antes, dentro o después del complejo QRS (Figura 2.13). Esta onda se caracteriza por tener un sentido inverso en el vector de polarización, causado por el foco ectópico, que altera el proceso de despolarización del corazón.

- En este latido no se puede definir un intervalo PR.
- La contracción ventricular prematura usualmente es seguida por una pausa compensatoria prolongada, antes que aparezca el próximo latido normal. Una pausa compensatoria significa que el intervalo de acoplamiento a un latido normal anterior a la ectopia, más la pausa siguiente a la contracción ventricular, es igual al doble del intervalo RR entre latidos normales. En la Figura 2.14 se observa una contracción ventricular prematura.

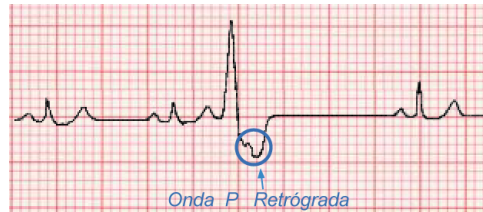


Figura 2.13: Onda P Retrógrada, *fuentes: Autores.*

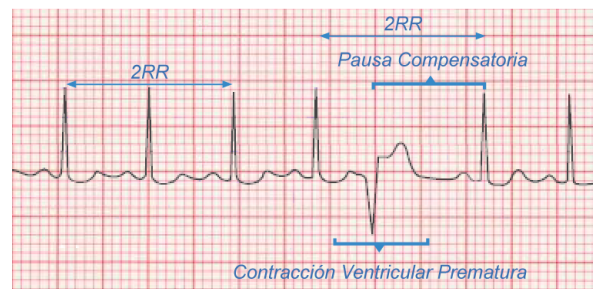


Figura 2.14: Contracción Ventricular Prematura, *fuentes: Autores.*

En un trazo electrocardiográfico se pueden presentar las siguientes configuraciones de contracciones ventriculares prematuras (PVC):

- *PVC aisladas*: Son comunes en corazones normales y raramente requieren tratamiento. Sin embargo, bajo el contexto de una enfermedad cardíaca como por ejemplo, un reciente ataque cardíaco. Las PVCs aisladas pueden indicar un incremento en el riesgo de sufrir una taquicardia o fibrilación ventricular, las cuales ponen en peligro la vida.
- *Bigeminismo, trigeminismo*: Las PVCs ocurren aleatoriamente y pueden presentarse alternadamente con latidos normales en un patrón regular. Si el patrón es un latido normal y una PVC, se presenta un bigeminismo (Figura 2.15 ). Un trigeminismo se refiere a dos latidos normales por cada contracción ventricular [8].



Figura 2.15: Bigeminismo de una Contracción Ventricular Prematura, *fuentes:[8].*

- **Latido de Escape Ventricular:** Es una contracción espontánea de los ventrículos, iniciada por un foco ectópico ventricular. Esta arritmia aparece cuando ocurre una falla en el nodo sinusal para inicializar un latido y provocar la despolarización auricular. Al presentarse esta falla, la unión auriculoventricular debe ser el marcapasos de apoyo del sistema de conducción, sin embargo, a veces no funciona, ocurriendo un bloqueo auriculoventricular. Cuando el intervalo después del último latido normal llega a ser mayor que el intervalo de la conducción ventricular, un mecanismo de apoyo en los ventrículos se inicia para mantener el bombeo de sangre en el cuerpo [21].

Este mecanismo de apoyo es conocido como latido de escape ventricular, es iniciado por células marcapaso ubicadas en los ventrículos. Estas células tienen un umbral eléctrico menor antes de iniciar la contracción y su conducción eléctrica no es eficiente, debido a que no se encuentran en las ramas de conducción; sin embargo, se excitan fácilmente para activar el corazón, si ha transcurrido mucho tiempo después del último latido y así mantener el correcto funcionamiento del cuerpo [9].

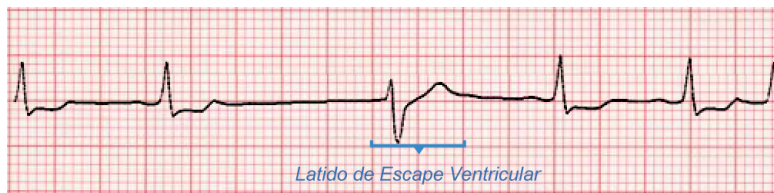


Figura 2.16: Latido de Escape Ventricular, *fuentes: Autores.*

Las características morfológicas de un latido de escape ventricular son similares a una contracción ventricular prematura. Los dos tipos de latidos tienen complejos QRS extraños y amplios, con una duración mayor a 120 milisegundos. Los impulsos se generan en el sistema ventricular de Purkinje y generalmente son conducidos con una baja velocidad de propagación a través del miocardio, lo que origina un amplio complejo QRS [2]. Estas arritmias pueden tener el mismo origen, sin embargo, existe una característica que permite diferenciarlos; el foco ectópico de una contracción ventricular prematura no espera a ver si el impulso viene del nodo auriculoventricular, sino que tiene tiempo suficiente para despolarizar los ventrículos. Esta diferencia se observa en la Figura 2.17, donde el latido de escape ventricular demora un tiempo prolongado en aparecer.

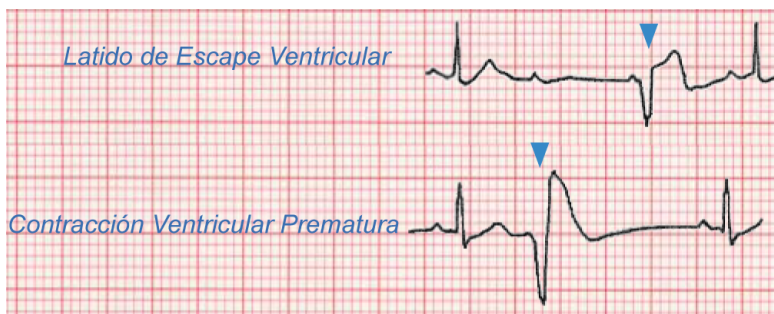


Figura 2.17: Contracción Ventricular Prematura y Latido de Escape Ventricular, *fuentes: [9].*

### *Causas e Importancia Clínica*

En personas sanas, sin historial de enfermedades cardíacas, las contracciones ventriculares prematuras (PVC) pueden presentarse debido a algunos factores o sustancias que incrementan la irritabilidad de los ventrículos. Algunas causas pueden ser: ansiedad, miedo, ejercicio, consumo

de cafeína, alcohol, nicotina, drogas que estimulan el sistema nervioso y algunos medicamentos cardíacos como digoxina y quinidina.[21].

Las ectopias ventriculares bajo circunstancias normales producen pocos síntomas y raramente causan un verdadero compromiso hemodinámico. Sin embargo, bajo ciertas condiciones la aparición de ectopias ventriculares puede incrementar la aparición de algunas arritmias peligrosas como taquicardia ventricular y fibrilación ventricular. Estas situaciones son resumidas en *las reglas de malignidad [8]*:

- Frecuencia de las arritmias.
- Cantidad de PVCs consecutivas.
- PVC multiforma, en donde se varía el lugar de origen y su apariencia.
- Si la ectopia ventricular cae sobre la onda T del latido anterior, la probabilidad de que aparezca una taquicardia ventricular aumenta.
- Algunas PVC ocurren en el marco de un infarto agudo del miocardio.

Si ocurre alguno de los criterios descritos anteriormente, la presencia de latidos ectópicos ventriculares aumentan los factores de riesgo, indicando un problema serio en el nodo sinusal o en el sistema de conducción del corazón. No existe evidencia que la eliminación de estas ectopias por medio de medicación antiarrítmica reduzca la mortalidad.

## Capítulo 3

# CRITERIOS DE PROCESAMIENTO Y CLASIFICACIÓN

Este capítulo expone las bases teóricas sobre las que se fundamenta el sistema de detección y clasificación de latidos ectópicos, mostrando los conceptos matemáticos y propiedades que lo rigen. Los métodos utilizados para la realización de cada fase hacen uso de técnicas no convencionales tales como: estadísticos de orden superior, inteligencia artificial y análisis de señales de naturaleza no lineal; las cuales ofrecen ciertas posibilidades que son limitadas al usar procedimientos tradicionales, como por ejemplo: la inmunidad ante el ruido gaussiano y observación de ciertos comportamientos de señales no lineales.

### 3.1. Gráfica de Poincaré

Es una técnica desarrollada por Henri Poincaré, también conocida como mapa de retorno, para el análisis dinámico de sistemas no lineales presentes en la teoría del caos, mecánica de los cuerpos celestes y la geometría fractal. Matemáticamente, la gráfica de Poincaré toma una secuencia de datos muestreados en el tiempo  $x(t_1), x(t_2), x(t_3), \dots, x(t_n)$  con la notación  $x_n = x(t_n)$  y realiza un mapeo determinístico en el cual el valor de  $x_{n+1}$  puede ser obtenido de los valores de  $x_n$ . Esto puede ser reconocido como una *ecuación en diferencia* de la forma  $x_{n+1} = f(x_n)$ , la cual puede ser generalizada a más de una variable, donde  $x_n$  puede representar un vector de  $M$  componentes, obteniéndose así un sistema de  $M$  ecuaciones[22].

Su principal uso está destinado a la cuantificación de la auto - similaridad en diferentes procesos, como por ejemplo: las fluctuaciones del intervalo RR, con el fin de cuantificar la variabilidad de la frecuencia cardíaca. Las principales ventajas que presenta la Gráfica de Poincaré respecto a métodos convencionales basados en parámetros espectrales y estadísticos son [23]:

- Permite visualizar aspectos no lineales de la secuencia de intervalos.
- La variación latido a latido puede ser visualizada fácilmente.
- No requiere ningún pre- procesamiento.
- Éste método es fácil de calcular, tiene una fuerte correlación con los parámetros espectrales, por lo que tiene un amplio uso.

- Revela comportamientos complejos que no pueden ser fácilmente percibidos por métodos estadísticos.
- Provee mediciones eficaces para el estudio de la variabilidad de la frecuencia cardíaca.

### 3.1.1. Geometría de la gráfica de Poincaré de los intervalos RR

La gráfica de Poincaré proviene de una secuencia de intervalos RR, obtenidos a partir de un trazo electrocardiográfico, donde cada intervalo es una función del intervalo RR anterior. La duración de un latido actual ( $RR_n$ ) es representada sobre el eje  $x$  y la duración del siguiente latido ( $RR_{n+1}$ ) es representada sobre el eje  $y$ , donde cada punto ( $RR_n, RR_{n+1}$ ) corresponde a dos latidos consecutivos. Teniendo la secuencia de intervalos RR, los vectores  $x$  y  $y$  se pueden definir como se muestra en la ecuación(3.1)

$$\begin{aligned} & \{RR_1, RR_2, \dots, RR_n, RR_{n+1}\} \\ & x = RR_1, RR_2, \dots, RR_n \\ & y = RR_2, RR_3, \dots, RR_{n+1} \end{aligned} \quad (3.1)$$

La gráfica de Poincaré en un trazo electrocardiográfico normal está caracterizada principalmente por una nube de puntos alargada, orientada a través de la línea identidad. Todos los puntos descritos por latidos de igual duración ( $RR_n = RR_{n+1}$ ) están localizados sobre ésta línea. Los puntos que están situados por encima de la línea identidad corresponde a intervalos ( $RR_n < RR_{n+1}$ ) y los puntos que están por debajo representan los intervalos ( $RR_n > RR_{n+1}$ ). Un ejemplo de la gráfica Poincaré se observa en la Figura 3.1

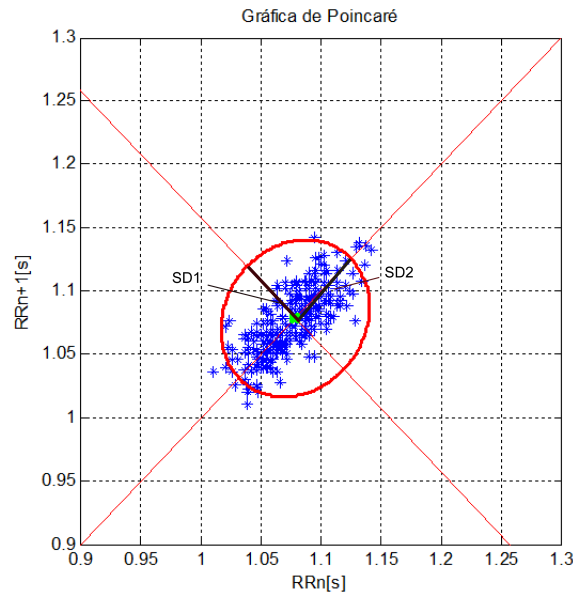


Figura 3.1: Gráfica Poincaré, *fuentes: Autores.*

Los dos parámetros básicos mostrados en la figura 3.1 son SD1 y SD2, los cuales son llamados descriptores de la gráfica de Poincaré. El parámetro ( $SD1$ ) representa la dispersión de los puntos perpendiculares a la línea identidad reflejando la variabilidad a corto plazo y el parámetro ( $SD2$ )

mide la dispersión de los puntos a través de la línea identidad, indicando la variabilidad a largo plazo.

Para caracterizar la forma de la gráfica de Poincaré se ajustan los datos a una elipse, cuyo eje menor corresponde al parámetro ( $SD1$ ) y su eje mayor está determinado por el parámetro ( $SD2$ ). Debido a que los datos están dispersos respecto a la línea identidad, es necesario establecer un nuevo sistema de referencia donde los ejes serán rotados a  $\theta = \pi/4 \text{ rad}$ . Para realizar la rotación de los ejes se hará uso de una transformación lineal por medio de la matriz de rotación, que se muestra en la ecuación (3.2)[15]:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} RR_n \\ RR_{n+1} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Para poder calcular los descriptores de la gráfica de Poincaré ( $SD1$ ,  $SD2$ ) es necesario determinar el centroide o primer momento de los datos, de la siguiente forma:

$$x_C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad y_C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (3.3)$$

Teniendo en cuenta las coordenadas del centroide es posible determinar las ecuaciones de la recta que describen los nuevos ejes de referencia ( $X'$ ,  $Y'$ ):

$$\begin{aligned} X': y - y_C &= \tan\left(\frac{\pi}{4}\right)(x - x_C) \\ Y': y - y_C &= \tan\left(\frac{3\pi}{4}\right)(x - x_C) \end{aligned} \quad (3.4)$$

Los parámetros  $SD1$  y  $SD2$  corresponden a la desviación estándar de los datos alrededor de los ejes  $X'$  y  $Y'$  respectivamente:

$$\begin{aligned} SD1 &= \sqrt{\text{Var}\left(\frac{RR_n - RR_{n+1}}{\sqrt{2}}\right)} \\ SD2 &= \sqrt{\text{Var}\left(\frac{RR_n + RR_{n+1}}{\sqrt{2}}\right)} \end{aligned} \quad (3.5)$$

### 3.1.2. Interpretación Clínica de la Gráfica de Poincaré

La gráfica de Poincaré permite analizar parámetros relevantes de la dinámica del corazón, permitiendo una interpretación fisiológica simple, donde los puntos que se encuentran sobre la línea identidad indican que no hubo cambio en la frecuencia cardíaca, los puntos que están por encima corresponden a un decremento del ritmo cardíaco y los puntos que están por debajo se relacionan con un incremento de la frecuencia cardíaca [24]. Además en esta gráfica se puede observar una simetría debido a que un incremento del ritmo cardíaco debe estar seguido por un decremento del mismo, lo cual conecta eventos de un lado de la línea identidad al otro, provocando un aparente reflejo.

Una de las características más sobresalientes de ésta técnica es que permite visualizar eventos aislados como latidos ectópicos o artefactos que se encuentran dispersos de la nube de datos, permitiendo observar la influencia del sistema simpático y parasimpático sobre algunos marcadores médicos que permiten diagnosticar algunas enfermedades tales como: infarto del miocardio, insuficiencia cardíaca crónica, síndrome de muerte súbita y factores de riesgo asociados a arritmias peligrosas.

## 3.2. Estadísticos de Orden Superior

Durante las últimas décadas la estimación de la potencia espectral se ha constituido como una de las técnicas más importantes en el área de procesamiento de señales con aplicaciones en bioingeniería, comunicaciones, radar, procesamiento de imágenes, etc. Aunque esta técnica satisface completamente la descripción estadística de procesos gaussianos con media conocida, en ciertos fenómenos de naturaleza no gaussiana y con presencia de no linealidades, la potencia espectral no ofrece información suficiente debido a que ignora la relación de fase entre las componentes de frecuencia.

Como una posible solución al problema que presenta la potencia espectral, se desarrollaron métodos que implican los estadísticos de orden superior (*Higher Order Statistics*), los cuales tienen en cuenta las no linealidades presentes en ciertos procesos, permitiendo un mejor análisis de los fenómenos. Otro aspecto a destacar, es la capacidad que tiene ésta técnica de ser inmune a la presencia del ruido gaussiano, aumentando el desempeño en procedimientos que involucran detección, estimación de parámetros y reconstrucción de señales.

### 3.2.1. Cumulantes

En el área de procesamiento de señales estadísticas es de gran importancia encontrar mediciones que permitan describir ciertos procesos de naturaleza aleatoria, los cuales son comunes en fenómenos de la vida real. Dos de los atributos más significativos en el estudio de dichas señales son la *media* y la *varianza*, las cuales contienen información importante acerca de la función de distribución de las variables aleatorias. Sin embargo estas no ofrecen una completa descripción de la función de densidad de probabilidad que las rige. Por ejemplo, se pueden tener dos variables aleatorias cuya media y varianza sean iguales, pero pueden presentar funciones de densidad de probabilidad muy diferentes, que dejan en evidencia la falencia de dichas mediciones [25].

Para determinar completamente la función de densidad de probabilidad es necesario recurrir a otras mediciones estadísticas, tales como: los momentos y cumulantes, ya que presentan propiedades más convenientes. Sin embargo, los momentos son muy útiles para el análisis de señales determinísticas (periódicas y transitorias); pero la mayoría de los fenómenos son de naturaleza estocástica y son caracterizados de mejor forma por los cumulantes [26].

## Fundamentos Matemáticos

Dada una variable aleatoria continua  $X$  con una función de densidad de probabilidad (pdf)  $f(x)$ , el momento  $k$ -ésimo es determinado por la ecuación 3.6:

$$E(X^k) = \int_{-\infty}^{\infty} x^k f(x) dx \quad (3.6)$$

En el caso discreto, asumiendo que la variable aleatoria  $X$  es de longitud finita, los momentos están dados en términos de la siguiente ecuación:

$$E(X^k) = \sum_{i=1}^n (x_i)^k p(x_i) \quad (3.7)$$

Con el propósito de unir todos los momentos de la variable aleatoria  $X$  en una sencilla serie de potencias, se utiliza la función generadora de momentos  $g(t)$  definida como:

$$\begin{aligned} g(t) &= E(e^{tX}) \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{X^k t^k}{k!} \end{aligned} \quad (3.8)$$

Para obtener cualquier momento de orden  $k$  es necesario derivar  $k$  veces la función generadora de momentos y evaluarla en  $t=0$ :

$$\text{Momento } k\text{-ésimo de } X = \left( \frac{d}{dt} \right)^k M_x(t)_{t=0} \quad (3.9)$$

A partir de la función generadora de momentos, es posible obtener la función generadora de cumulantes que corresponde a :

$$K(t) = \log g(t) = \sum_n \frac{\kappa_n t^n}{n} \quad (3.10)$$

Haciendo una expansión de la serie de Taylor de la función generadora de cumulantes alrededor del origen, sus coeficientes dan como resultado los cumulantes  $\kappa_n$ . Esta definición es nada más una relación entre los coeficientes de la expansión de Taylor de la función  $g(t)$  con  $g(t=0)=1$ , y los coeficientes de la expansión de Taylor de  $\log g(t)$ .

Los cumulantes también pueden ser expresados como una combinación lineal o no lineal de los momentos estadísticos, los cuales dependen sólo de diferencias de tiempo  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{n-1}$  y se pueden calcular por medio de la siguiente ecuación [27]:

$$m_n^x(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{n-1}) = E \{ X(k)X(k + \tau_1)\dots X(k + \tau_{n-1}) \} \quad (3.11)$$

De la ecuación 3.11 se observa claramente que el momento de segundo orden  $m_2^x(\tau_1)$ , es la autocorrelación de la señal  $X(k)$  y  $m_3^x(\tau_1, \tau_2)$ ,  $m_4^x(\tau_1, \tau_2, \tau_3)$  son los momentos de tercer y cuarto orden

respectivamente.

A partir de los momentos se tiene que el cumulante de orden  $n$  de una señal aleatoria no gaussiana  $X(k)$  puede ser representada como:

$$C_n^x(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{n-1}) = m_n^x(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{n-1}) - m_n^G(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{n-1}) \quad (3.12)$$

Donde  $m_n^x(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{n-1})$  es el momento de orden  $n$  de  $X(k)$  y  $m_n^G(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{n-1})$  es el cumulante de orden  $n$  de un proceso gaussiano con iguales parámetros de media y autocorrelación de la secuencia  $X(k)$ .

### ***Relación entre momentos y cumulantes***

Para un proceso estacionario  $X(k)$ , el cumulante de primer orden es igual al momento de primer orden, los cuales corresponden a la media de la secuencia  $X(k)$ . Es importante destacar que si la señal tiene media cero, los cumulantes de segundo y tercer orden son iguales a sus correspondientes momentos. En la siguiente ecuación se detallarán éstas relaciones:

$$\begin{aligned} C_1^x &= m_1^x = E\{X(k)\} = 0 \\ C_2^x(\tau_1) &= m_2^x(\tau_1) = E\{X(k)X(k+\tau_1)\} \\ C_3^x(\tau_1, \tau_2) &= m_3^x(\tau_1, \tau_2) = E\{X(k)X(k+\tau_1)X(k+\tau_2)\} \end{aligned} \quad (3.13)$$

Por otro lado, el cumulante de cuarto orden hace uso de la información de los momentos de segundo y cuarto orden:

$$\begin{aligned} C_4^x(\tau_1, \tau_2, \tau_3) &= m_4^x(\tau_1, \tau_2, \tau_3) - m_2^x(\tau_1)m_2^x(\tau_3 - \tau_2) \\ &\quad - m_2^x(\tau_2)m_2^x(\tau_3 - \tau_1) - m_2^x(\tau_3)m_2^x(\tau_2 - \tau_1) \end{aligned}$$

Asumiendo  $\tau_1 = \tau_2 = \tau_3 = 0$  y  $m_1^x = 0$ , se tiene que los cumulantes de segundo, tercero y cuarto orden corresponderán a la varianza, la asimetría y la kurtosis respectivamente[26]:

$$\begin{aligned} C_2^x(0) &= E\{X^2(k)\} \\ C_3^x(0, 0) &= E\{X^3(k)\} \\ C_4^x(0, 0, 0) &= E\{X^4(k)\} \end{aligned} \quad (3.14)$$

## Propiedades de los Estadísticos de Orden Superior (cumulantes)

Los cumulantes se pueden comportar como un operador y presentan las siguientes propiedades [26]:

- *Propiedad 1:* El cumulante de cantidades escaladas es igual al producto de todos los factores de escala ( $\lambda_i$ ) por el cumulante de las cantidades no escaladas.

$$C(\lambda_1 x_1, \dots, \lambda_n x_n) = \left( \prod_{i=1}^n \lambda_i \right) C(x_1, \dots, x_n) \quad (3.15)$$

- *Propiedad 2:* Los cumulantes son aditivos en sus argumentos, donde el cumulante de una suma de cantidades estadísticamente independiente es igual a la suma de los cumulantes de las cantidades individuales.

$$C(x_1 + y_1, \dots, x_n + y_n) = C(x_1, \dots, x_n) + C(y_1, \dots, y_n) \quad (3.16)$$

- *Propiedad 3:* Los cumulantes están blindados a constantes aditivas. Si  $\alpha$  es una constante, entonces:

$$C(\alpha + z_1, z_2, \dots, z_n) = C(z_1 + z_2, \dots, z_n) \quad (3.17)$$

- *Propiedad 4:* Si un proceso aleatorio  $x_n$  es Gaussiano, entonces el cálculo de los cumulantes de orden ( $k$ ) mayor a dos será igual a cero.

$$C_k^x(\tau_1, \dots, \tau_k) = 0, \quad k > 2 \quad (3.18)$$

- ❖ *Propiedad 5:* El cumulante de procesos reales estacionarios es simétrico en sus argumentos.

$$\begin{aligned} C_2^x(\tau_1) &= C_2^x(-\tau_1) \\ C_3^x(\tau_1, \tau_2) &= C_3^x(\tau_2, \tau_1) = C_3^x(-\tau_1, \tau_2 - \tau_1) \\ C_4^x(\tau_1, \tau_2, \tau_3) &= C_4^x(\tau_1, \tau_3, \tau_2) = C_4^x(-\tau_1, \tau_2 - \tau_1, \tau_3 - \tau_1) \end{aligned} \quad (3.19)$$

## Ventajas de los Estadísticos de Orden Superior (cumulantes)

Las principales ventajas que motivan el uso de los estadísticos de orden superior en el procesamiento de señales, en lugar de las técnicas tradicionales son [26]:

- Suprime el ruido Gaussiano aditivo, de media y varianza desconocida. Esta propiedad está fundamentada en el hecho de que el cumulante de orden superior a dos, de señales Gaussianas es cero. Por lo tanto, si una señal no Gaussiana presenta ruido aditivo, al realizar la transformación al dominio de los cumulantes de orden superior, éste será eliminado. Debido a esto, la utilización de ésta técnica puede llegar a aumentar la relación de señal a ruido (SNR), incrementando el desempeño en procesos de detección, estimación de parámetros y reconstrucción de señales.
- Preserva la información de la fase de las señales. Si se utilizan técnicas convencionales como estadísticos de segundo orden (autocorrelación), el proceso de identificación y reconstrucción sólo tendrá un buen desempeño para señales de fase mínima. De lo contrario, es necesario el uso de los estadísticos de orden superior para cubrir un amplio rango de señales, incluyendo las de fase no mínima.
- Permite descomponer las señales no Gaussianas en sus respectivos cumulantes de orden superior, donde cada una ofrece información diferente acerca de la señal, lo que la hace útil en procesos de clasificación, por lo que distintas características pueden ser extraídas.
- Detecta propiedades no lineales de las señales. Las técnicas más comunes analizan el comportamiento que tienen los datos aleatorios, estacionarios al pasar por sistemas lineales, lo cual no es conveniente en el estudio de procesos no lineales, donde cada tipo de no linealidad debe ser estudiada por separado. A partir de esto, los estadísticos de orden superior permiten detectar y caracterizar no linealidades producidas de la relación entre las entradas y salidas de los sistemas.

### Algoritmo de los Estadísticos de Orden Superior

Las definiciones de cumulantes presentadas anteriormente están basadas en el operador esperanza  $E$  y son asumidas para datos infinitos, sin embargo; en la práctica los datos son de longitud infinita, por lo que los cumulantes pueden ser sólo aproximaciones. Por ejemplo, el método para calcular el cumulante de tercer orden está dado por el siguiente algoritmo [28]:

Partiendo de un proceso  $X(k)$ , donde  $k = 1, \dots, n$ .

1. Segmentar los datos en  $K$  segmentos de  $M$  muestras, donde  $X^i(k), k = 1, \dots, M$  representa el segmento *ith*
2. Sustraer la media de cada segmento si el proceso no tiene media cero, debido a que en la definición de cumulante dada anteriormente, se asume que el proceso aleatorio tiene media cero.
3. Estimar los momentos de cada segmento  $X^i(k)$ , ya que el cumulante es igual al momento, si su media es cero, calculándose de la siguiente forma:

$$m_3^{x_i}(\tau_1, \tau_2) = \frac{1}{M} \sum_l X^i(l)X^i(l + \tau_1)X^i(l + \tau_2) \quad (3.20)$$

4. Calcular el cumulante promedio como:

$$C_3^x(\tau_1, \tau_2) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K m_3^{x_i}(\tau_1, \tau_2) \quad (3.21)$$

### 3.3. Redes Neuronales

Durante los últimos tiempos, la ciencia y la ingeniería se ha orientado al uso de métodos Heurísticos, ya que permiten dar una solución óptima a problemas de alta complejidad que no pueden ser resueltos por medio de un algoritmo definido, como por ejemplo, las señales electrocardiográficas, cuyo comportamiento es de naturaleza no lineal.

Éstos métodos se fundamentan en datos obtenidos en experiencias previas con el fin de lograr una solución razonable en un tiempo de implementación mínimo. Dentro de éstas herramientas computacionales se encuentran las *redes neuronales*, las cuales son ampliamente utilizadas, debido a las siguientes ventajas [29]:

- La red neuronal tiene la habilidad de variar sus parámetros iniciales, de acuerdo a los cambios que se presenten en el proceso de entrenamiento.
- Debido a la naturaleza de su arquitectura, este método es poco susceptible a posibles fallos que se puedan presentar.
- Permite utilizar datos más allá de los métodos estadísticos tradicionales, los cuales establecen condiciones de linealidad, estacionalidad y normalidad.

#### 3.3.1. Arquitectura de una Red Neuronal

La arquitectura de una red neuronal se basa en el sistema nervioso, en donde sencillos elementos operan en paralelo por medio de múltiples conexiones. Su estructura básica busca adaptar la entrada a una salida pre-establecida, ajustando los valores de las conexiones por medio de una comparación entre la salida actual y los valores deseados. Estos ajustes logran modificar la estructura de la red por medio de un proceso iterativo, llamado entrenamiento, buscando que la red se comporte de la manera deseada. Esta estructura básica se puede visualizar en la figura 3.2.

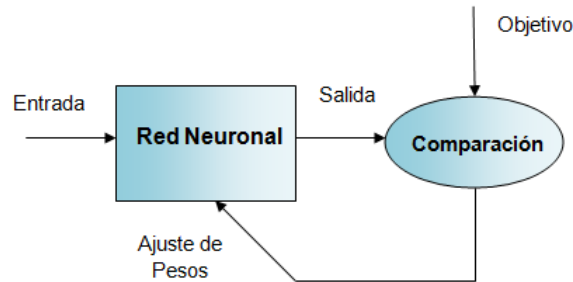


Figura 3.2: Estructura Básica Red Neuronal, *fuentes: Adaptada de Neural Network Toolbox MATLAB.*

La unidad principal que constituye a ésta arquitectura son las neuronas, las cuales reciben un valor de entrada que se transforman según una función de transferencia específica, obteniéndose una salida particular. Cada conexión de este sistema tiene un determinado peso, el cual se pondera con la entrada de la neurona, que corresponderá a la suma de las salidas de las neuronas conectadas a ella [10].

Debido a las múltiples conexiones que se presentan, se obtienen diferentes capas, que pueden ser de entrada, ocultas y de salida, por las cuales se propaga toda la información a través de las distintas conexiones.

### 3.3.2. Red Perceptrón Multicapa

La estructura descrita anteriormente es tan solo una forma básica de una red neuronal, presentando limitaciones en resolver problemas cuyas soluciones no son linealmente separables. Con el fin de superar este inconveniente, es necesario buscar otro tipo de estructura, como lo es la *Red Perceptrón Multicapa*, en la cual sus neuronas están agrupadas en diferentes niveles, en donde cada nivel se conecta con su capa posterior [10]. Las capas intermedias, también conocidas como capas ocultas; son las encargadas de realizar el procesamiento no lineal de los datos de entrada. Esta arquitectura se puede apreciar en la figura 3.3.

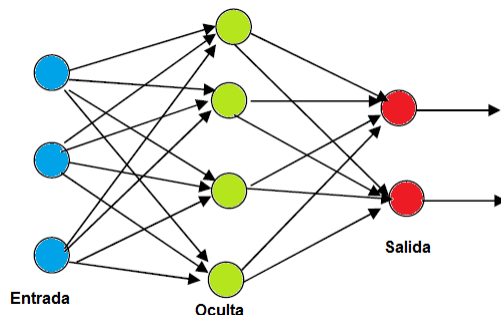


Figura 3.3: Arquitectura Red Perceptrón Multicapa, *fuentes: Adaptado de [10]*.

Este tipo de redes están asociadas con un algoritmo básico de aprendizaje conocido como *retropropagación*, el cual busca modificar los parámetros de la red con el fin de minimizar la función de error que mide el desempeño del sistema. Debido a que este tipo de red busca solucionar problemas no lineales, las técnicas de optimización usadas por este algoritmo son también de naturaleza no lineal, como por ejemplo: el gradiente descendente, métodos de Newton, gradiente conjugado, etc.

El método de retropropagación está compuesto principalmente por dos fases:

- Las entradas se propagan a través de todos los niveles que componen la red hasta alcanzar la capa de salida.
- Se compara el resultado obtenido anteriormente con la salida deseada, para calcular el error cometido; luego éste se transmite hacia las neuronas de las capas intermedias en donde cada una recibe un ajuste en los pesos, con el fin de minimizar el error total de la red.

El algoritmo comúnmente utilizado por la técnica de retropropagación es *el gradiente descendente* [10][30], en donde con un conjunto de pesos iniciales se calcula la dirección de máxima variación del error que viene dada por el gradiente  $\nabla E$ . Luego de determinar la dirección del gradiente se procede a actualizar los pesos en la dirección contraria, con el fin de hallar el máximo decrecimiento que permita alcanzar el mínimo de la superficie del error.

### 3.3.3. Modos de Entrenamiento

La red comienza a implementarse con unos pesos y umbrales iniciales, los cuales serán ajustados a través del proceso de entrenamiento, con el fin de optimizar el desempeño de la red. Existen dos formas de implementar esta fase, ya sea a través del modo incremental o del modo batch:

- **Modo *Incremental*:** El gradiente es computado y los pesos son actualizados después de que cada entrada es aplicada a la red.
- **Modo *Batch*:** En este modo, los pesos son actualizados sólo después de que todas las entradas sean aplicadas en el entrenamiento.

## Capítulo 4

# IMPLEMENTACIÓN

El sistema de detección y clasificación de latidos ectópicos está compuesto principalmente por cuatro etapas. La primera etapa toma la señal electrocardiográfica que ha sido previamente adquirida y realiza un pre-procesamiento de la señal, con el fin de eliminar ciertos artefactos que pueden dificultar la identificación de los latidos ectópicos, tales como: el ruido proveniente de las fuentes de alimentación, las variaciones en la línea base de la señal ECG y alteraciones de alta frecuencia. Luego de obtener una señal libre de estas alteraciones, la segunda etapa consiste en la extracción de las diferentes características que son obtenidas después de determinar los principales puntos morfológicos del ECG. A continuación se procede con la clasificación mediante una red neuronal que permite hallar las diferentes extrasístoles. Finalmente, se eliminan de forma automática estos latidos del trazo electrocardiográfico, con el fin de mejorar la medición de la variabilidad de la frecuencia cardíaca. El esquema general del sistema de detección y clasificación se puede observar en la figura 4.1.

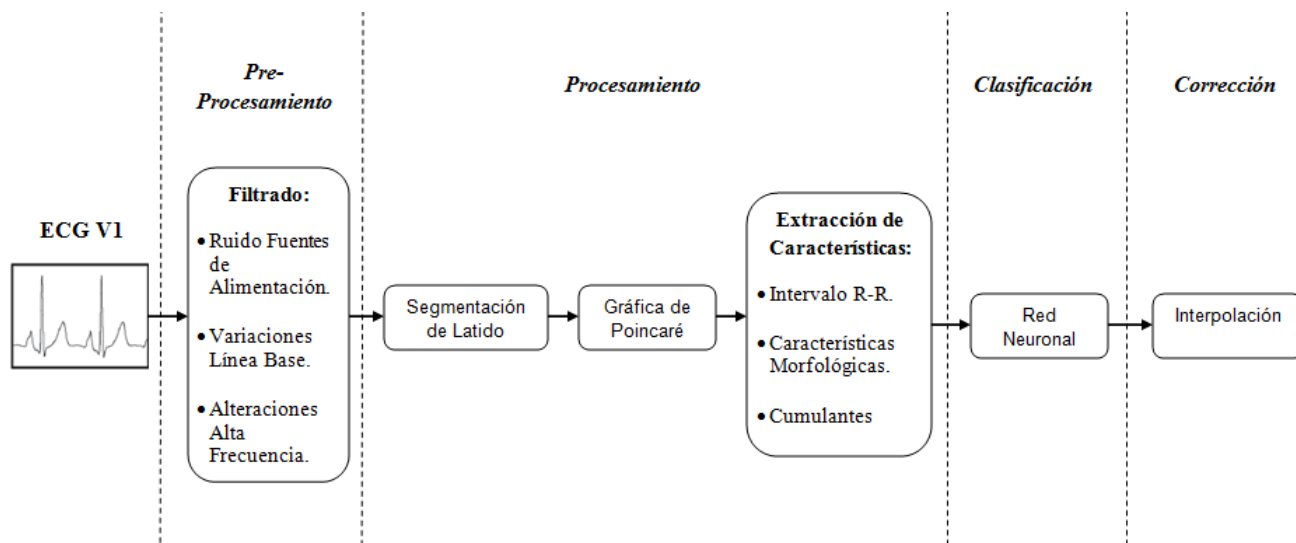


Figura 4.1: Diagrama General del Sistema de Detección y Clasificación de Latidos Ectópicos, *fuentes: Autores*

## 4.1. Pre- Procesamiento

Esta fase es fundamental en el sistema de detección de latidos ectópicos debido a que es la encargada de eliminar aquellos artefactos que dificultan el proceso de clasificación, como lo son todas las diferentes clases de ruido. En esta etapa se trabaja con una base de registros electrocardiográficos que fueron utilizados en el proyecto de investigación de *Niño* [11]. La adquisición de la señal electrocardiográfica se hizo por medio del *Biopac MP35*, el cual tomó muestras a una tasa de 500 Hz de las derivaciones bipolares (D1, D2, D3), las derivaciones unipolares aumentadas (aVR, aVL, aVF) y una derivación precordial. Para este trabajo de investigación se utiliza la derivación bipolar D1, ya que presenta mayor amplitud y facilita la diferenciación entre latidos.

Para el filtrado de las diferentes clases de ruido que se presentan en esta señal bioeléctrica se utilizó la etapa de pre- procesamiento usada en trabajos previos de *Niño* [11], en los cuales se diseñaron tres filtros digitales FIR (*Finite Impulse Response*):

- Filtro Supresor de Banda para la frecuencia de 60 Hz.
- Filtro Pasa - Bajas con frecuencia de corte de 65.5 Hz.
- Filtro Pasa - Bajas con frecuencia de corte de 38.5 Hz.

Esta selección de rangos se da debido a que las frecuencias que componen la señal ECG se encuentran distribuidos de la siguiente forma: La *onda P* se encuentra entre las frecuencias de 1 a 5 Hz, el *complejo QRS* está entre 5 a 15 Hz y la *onda T* entre 1 a 6 Hz; aunque también se pueden encontrar componentes de frecuencia importantes dentro del rango de 1 a 150 Hz. Para poder eliminar la influencia del ruido ocasionado por señales de naturaleza electromiográficas (*0.15 a 0.3 Hz*) y la perturbación de la línea base (*0 a 0.8 Hz*) en el trabajo de *Niño* [11] se utilizó *La Transformada Wavelet Biortogonal de Orden 6.8* con el fin de conservar la información relevante de la señal ECG.

## 4.2. Procesamiento

Luego de ser eliminados los artefactos que afectan el trazo electrocardiográfico, se procede con la etapa de procesamiento, la cual se encarga principalmente de extraer las características de cada latido que faciliten la ejecución del proceso de clasificación.

### 4.2.1. Segmentación del Latido

En esta etapa se lleva a cabo la detección de aquellos puntos característicos que describen morfológicamente la señal ECG. Dentro de éstos se encuentran el complejo QRS, el punto fiducial (onda R) y la finalización de la onda T. Estos son determinados por medio del análisis multiresolución, utilizando diferentes niveles de descomposición de la transformada *Wavelet* de tipo *Spline* de segundo orden para lograr una clara diferenciación de los tipos de onda presentes en el trazo [11].

El proceso de detección del punto R, además de la transformada *Wavelet*, requiere del establecimiento de un umbral, con el fin de ignorar aquellos coeficientes de la transformada que se encuentren por debajo de dicho valor, para eliminar los máximos y mínimos aislados y así poder determinar el punto fiducial.

### 4.2.2. Gráfica de Poincaré

Después de haber localizado los puntos que describen morfológicamente la señal ECG, es necesario implementar una etapa que permita reducir la cantidad de latidos a los cuales se les extraerá las diferentes características, con el fin de reducir el costo computacional del sistema a implementar.

Para lograr este objetivo, es necesario encontrar un método que permita establecer cuáles latidos tienen la mayor probabilidad de haber sido originados en un foco ectópico. Convencionalmente se utiliza el tacograma de intervalos R-R, el cual permite observar las alteraciones del intervalo R-R a través del tiempo, por medio de una serie de eventos discretos que son calculados de la diferencia entre la ubicación temporal del punto fiducial de un latido ( $R_n$ ) y su precedente ( $R_{n-1}$ ). En la figura 4.2 se puede observar un tacograma de intervalos R-R de un trazo con presencia de extrasístoles.

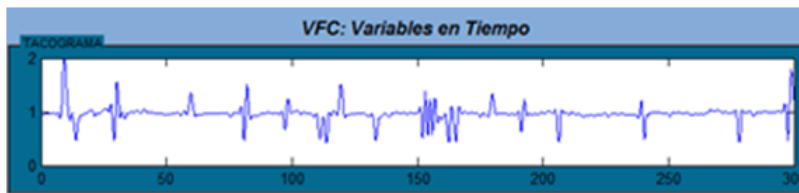


Figura 4.2: Tacograma de Intervalos R-R, *fuentes: [11]*

En la figura 4.2, la presencia de ectopias genera grandes perturbaciones en la señal del tacograma (picos en el trazo); que pueden permitir hallar la ubicación de la extrasístole. Sin embargo; este indicador gráfico no presenta el mismo comportamiento en cada uno de los trazos, por consiguiente, es necesario encontrar un método que no se vea afectado por esta situación, con el fin de alcanzar el mayor porcentaje de detección de latidos ectópicos.

Analizando diferentes alternativas, se encontró que la utilización de la gráfica de Poincaré proporciona un mecanismo confiable que no requiere muchos recursos computacionales, debido a la baja complejidad de su algoritmo. Este facilita la ubicación de las ectopias en el trazo electrocardiográfico al definir una frontera, que garantiza que los latidos que se encuentran por fuera de ésta están lo suficientemente dispersos como para confirmar la existencia de un evento anómalo que está por fuera de las variaciones normales del intervalo R-R.

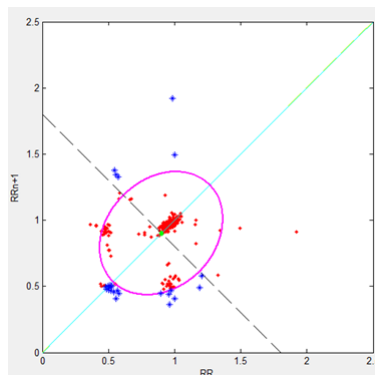


Figura 4.3: Gráfica de Poincaré de una Señal ECG con Presencia de Ectopias, *fuentes: Autores*

En la figura 4.3 se observa una representación de la gráfica de Poincaré de un trazo que contiene anomalías en el intervalo R-R. Estas se pueden apreciar por fuera de la elipse, que establece la frontera entre latidos normales y ectópicos. Los parámetros escogidos para definir este límite son el doble de la desviación estándar de los datos respecto a los dos ejes (SD1 y SD2) rotados, ya que permite detectar el mayor número de ectopias.

### 4.2.3. Extracción de Características

Esta fase se constituye como uno de los aspectos más importantes en el desarrollo de este proyecto de investigación, ya que proporciona a la etapa de clasificación los datos más significativos que permiten caracterizar los diferentes latidos. Dentro de las múltiples características que se pueden extraer de una señal electrocardiográfica, es necesario evaluar aquellas que mejor representen las diferentes alteraciones ocasionadas por los focos ectópicos. Algunas de estas características discriminadoras son: las variaciones en el intervalo R-R, características morfológicas del latido y cumulantes.

**Variaciones en el Intervalo R-R:** El intervalo R-R es una de las variables más sensibles a la presencia de latidos ectópicos, ya que estos suelen estar acompañados de pausas prolongadas que generan variaciones repentinas en dicho intervalo. Por esta razón es necesario extraer características que puedan proporcionar una información más detallada de estas fluctuaciones y la incidencia de cada extrasístole en el trazo.

Las propiedades escogidas fueron:

- Intervalo R-R promedio de todo el trazo: el cual proporciona una referencia general para el intervalo R-R de cada latido.
- Pre-Intervalo y Post-Intervalo R-R: los cuales proporcionan una visión general del efecto provocado por una extrasístole en los latidos vecinos.
- Intervalo R-R local: Aunque el intervalo R-R promedio da una medición global, esta característica se puede ver afectada por ciertas perturbaciones que no corresponden a latidos ectópicos, provocando un sesgo en la información entregada a la etapa de clasificación. Por tal motivo, se utiliza el intervalo R-R local, el cual mide el promedio de los 10 latidos circundantes a la ectopia, reduciendo así la influencia de otros artefactos en la extracción de esta propiedad.

**Morfología del Latido:** La morfología es un parámetro médico muy importante al momento de identificar diferentes tipos de arritmias, ya que ésta presenta diferentes variaciones en función del lugar de origen del impulso cardíaco. En el caso particular de los latidos ectópicos, esta característica permite establecer una diferenciación porque cuando se presenta un foco ventricular, el complejo QRS es anómalo y más ancho de lo normal. Por su parte, cuando su origen es auricular, su forma puede ser similar a un latido normal y se pueden observar dos fenómenos: una reducción del complejo QRS o la presencia de una onda P invertida.

De acuerdo a lo anterior, se escogieron dos características: a) la duración del complejo QRS y b) una selección de 15 muestras de cada latido, las cuales se subdividieron en dos grupos morfológicos para lograr obtener una mejor representación del complejo QRS. Estas muestras están divididas de la siguiente forma (ver figura 4.4):

- Diez muestras del intervalo abarcado por la finalización de la onda T del latido anterior y el inicio de la onda Q del latido actual.

- Cinco muestras que inician con la onda Q hasta la finalización de la onda S.

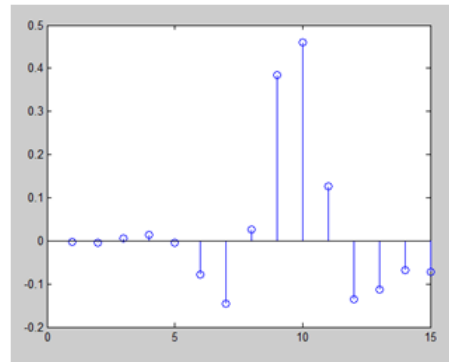


Figura 4.4: Conjunto de Muestras de un Latido, *fuentes: Autores*

**Cumulantes:** Este tipo de característica no convencional no hace parte de los análisis en el dominio del tiempo ni de la frecuencia, debido a que se fundamenta en ciertas propiedades estadísticas de las señales a analizar. Se agrega con el objetivo de proporcionar inmunidad ante el ruido de naturaleza gaussiana, suministrando características libres de perturbaciones, como por ejemplo: variaciones en la amplitud, facilitando así el proceso de clasificación.

Para la utilización de esta herramienta matemática se utiliza la toolbox HOSA (*Higher Order Spectral Analysis*) que es ejecutada en el software MATLAB, la cual ofrece la posibilidad de calcular funciones cumulantes de orden mayor o igual a dos. Para la ejecución de este algoritmo es necesario definir los siguientes parámetros:

- **Máximo Retardo (*Maxlag*):** define el rango en el cual se varía el retardo de la función cumulante  $\tau$ . Es importante determinar el valor óptimo de esta variable, porque una mala selección de ésta puede ocasionar la aparición de valores indeterminados en la función. Para obtener el mejor valor se procede a realizar un análisis paramétrico en el cual se varía *maxlag*, con el fin de estudiar su incidencia en la función cumulante.

En la figura 4.5 se puede apreciar la evolución de la función cumulante a partir del incremento del parámetro *maxlag* o máximo retardo. Para valores superiores a cincuenta, se genera una deformación de la función calculada, hasta llegar a un nivel en donde se pierde completamente la información que podría proporcionar esta herramienta matemática. Con base a este hecho, se establece un valor de 50 para la variable *maxlag*.

- **Número de Muestras (*Nsamp*):** como se mencionó en el capítulo anterior, el cálculo de la función cumulante no se realiza para todo el conjunto de datos sino que se subdivide el cálculo en pequeños grupos conocidos como segmentos. Esta variable establece el número de muestras que conforman cada segmento
- **Solapamiento (*Overlap*):** esta variable define el porcentaje de solapamiento que existe entre los segmentos. Para definir su valor es necesario tener en cuenta la variable *nrecord*, la cual depende tanto de *nsamp* como de *overlap* y es la encargada de establecer el verdadero número de segmentos que se ejecutan en el algoritmo. A través del estudio de la función cumulante, se

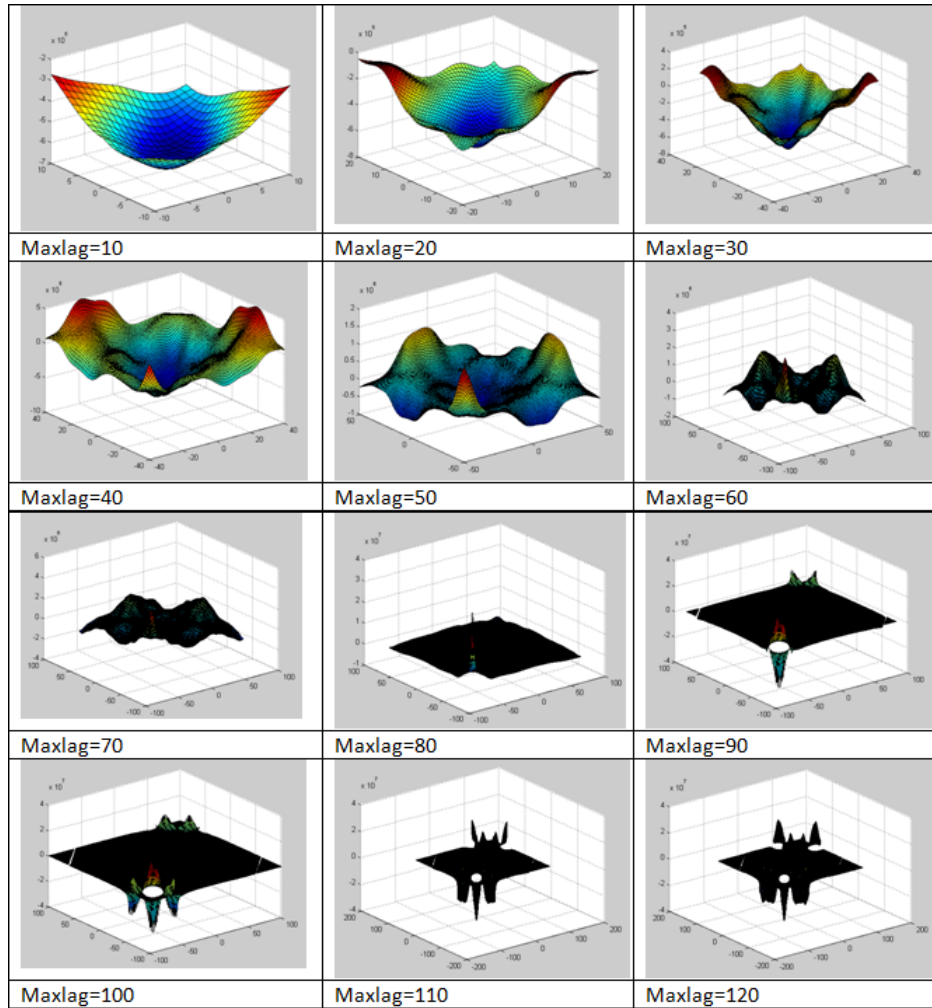


Figura 4.5: Efectos de la Variación del Parámetro Maxlag en la Función Cumulante, *fente: Autores*

observa que si la variable *nrecord* toma valores negativos, esta función presenta valores indeterminados, los cuales no son deseables. Para evitar este inconveniente, se decide utilizar un 0% de solapamiento y un número de muestras por segmento igual al número de muestras del latido.

Luego de definir los parámetros necesarios para realizar el cálculo de la función cumulante, se debe establecer el orden de la misma, el cual puede ser mayor o igual a dos. Para definir esta variable es necesario analizar el orden que permita extraer características que ofrezcan una clara distinción entre los diferentes latidos.

En la figuras 4.6, 4.7, 4.8 se observan las diferentes funciones cumulantes de tercer orden para los latidos normales, auriculares y ventriculares. Como se puede apreciar, existe una clara distinción entre las funciones que representan cada latido, ya que muestran morfologías notoriamente distinguibles,

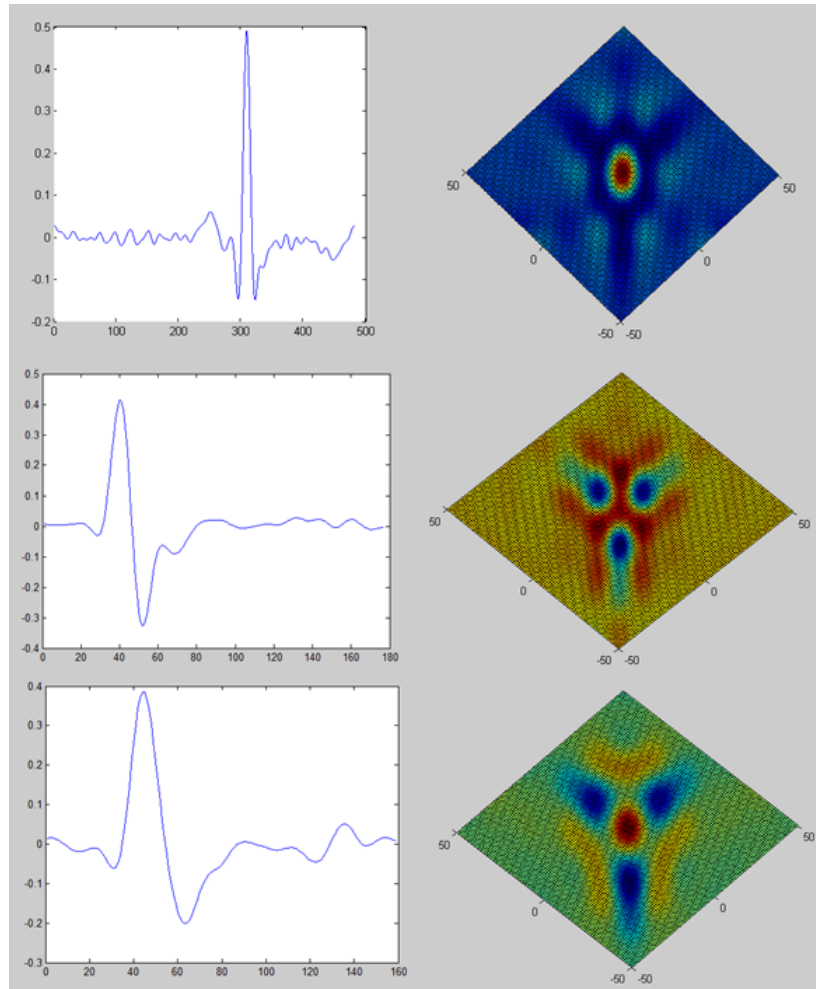


Figura 4.6: Función Cumulante para Latidos Normales, *fuentes: Autores*

en las cuales los máximos son representados por el color rojo y los mínimos por el color azul. Al estudiar el efecto de utilizar una función cumulante de cuarto orden, no se evidencian características significativas de cada clase de latido, lo que hace descartar la utilización de este tipo de funciones, al no proporcionar parámetros de clasificación y si requerir recursos computacionales, que podrían ser destinados a la extracción de otro tipo de características o la implementación de la fase clasificadora.

Observando la función cumulante de 3 orden para los diferentes tipos de latidos, se encontró que en la mayor parte de los focos ectópicos ventriculares, dicha función tiende a ser más negativa que los latidos normales y auriculares, siendo un parámetro muy importante al momento de especificar la naturaleza del impulso cardíaco. Con el propósito de cuantificar este comportamiento se evalúa la sumatoria normalizada, la cual es definida como la sumatoria de todas las muestras de la función cumulante dividida por el área comprendida entre dicha función y la línea cero (ver ecuación 4.1). Bajo ciertas condiciones, este parámetro alcanza grandes valores negativos para extrasístoles ventriculares, sin embargo, este comportamiento no es generalizable, lo cual no es deseable que se presente en un conjunto de datos que será destinado a entrenar una red neuronal. Con el fin de mejorar esta característica, se realizaron las siguientes modificaciones: en lugar de realizar una sumatoria de todos los datos de la función cumulante, se evalúa por separado la sumatoria de la componente positiva y negativa de la señal, con el propósito de determinar el cociente entre la sumatoria de la parte negativa y positiva de la función, para lograr obtener un valor que indique qué tan negativa es la

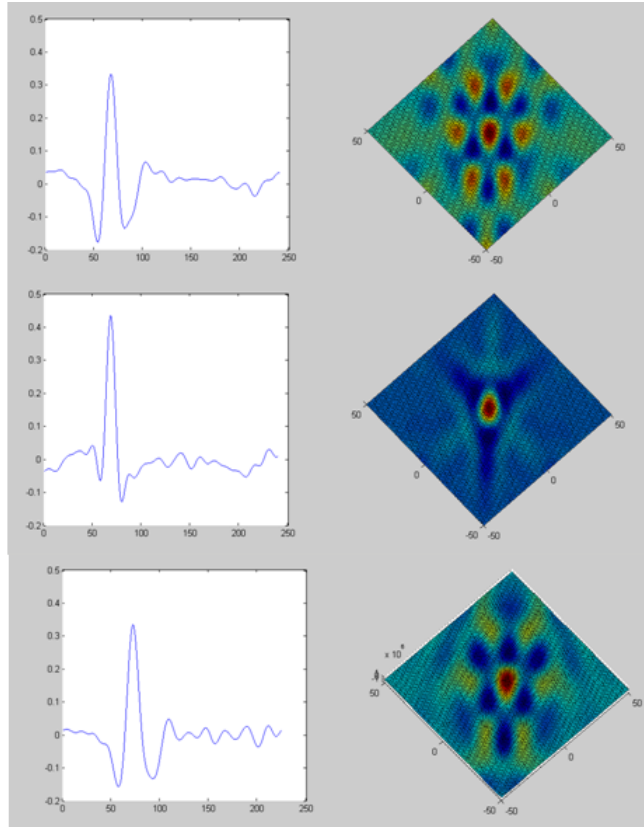


Figura 4.7: Función Cumulante para Latidos Auriculares, *fente: Autores*

función cumulante del latido (ver ecuación 4.2).

$$SN = \frac{\sum_{l=0}^N C(l)}{\sum_{l=0}^N |C(l)|} \quad (4.1)$$

$$N/P = \frac{\sum_{l=0}^N C_{(-)}(l)}{\sum_{l=0}^N C_{(+)}(l)} \quad (4.2)$$

Con  $C_{(-)}(l)$ : muestras negativas de  $C(l)$

$C_{(+)}(l)$ : muestras positivas de  $C(l)$

Para esta nueva modificación es necesario comprobar las ventajas que presenta utilizar la función cumulante, en lugar de la representación del latido en el dominio del tiempo, la cual puede estar afectada por el ruido. En la tabla 4.1 se puede ver que el cálculo de **Negatividad/Positividad** de la función cumulante de tercer orden para un latido ventricular es mayor, a diferencia de los otros tipos

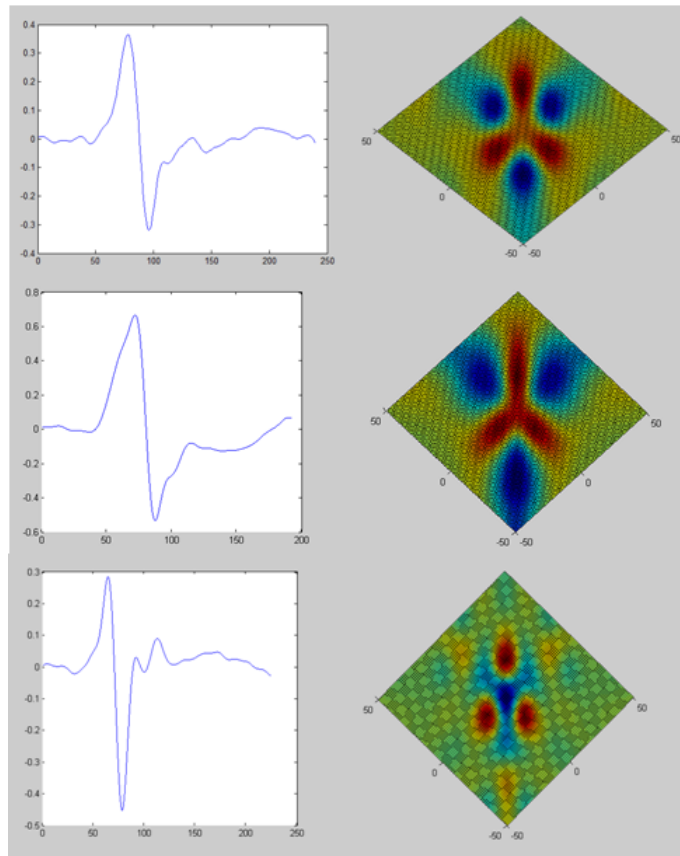


Figura 4.8: Función Cumulante para Latidos Ventriculares, *fente: Autores*

de latidos. Si se aplica este cálculo  $-/+$  para el trazo original sin la aplicación de la función cumulante, se encuentra un comportamiento no discriminador, influenciado por las variaciones ligadas al ruido de naturaleza gaussiana, el cual no tiene influencia sobre la función cumulante. Adicionalmente es necesario complementar este parámetro con la negatividad de la función cumulante, con el propósito de obtener un conjunto de características más robusto, el cual no se vea tan influenciado por los diferentes fenómenos que se puedan presentar en el trazo electrocardiográfico.

Las dos últimas características correspondientes al número de máximos y mínimos de la imagen de la función cumulante, están ligadas a las diferentes morfologías que puede presentar ésta dentro de los diferentes tipos de latidos. Las figuras 4.6, 4.7, 4.8 muestran cómo el número de máximos y mínimos de esta función varía de acuerdo al tipo de latido que esté analizando. Por esta razón, es necesario encontrar un método de detección de máximos y mínimos de una función multivariable que no exija muchos recursos al software. Para el cumplimiento de este requerimiento, se utiliza un método de detección de máximos y mínimos locales, que usa una técnica de procesamiento digital de imágenes. Éste tiene dos parámetros de entrada: los datos que representan la función cumulante de tercer orden y un vector que especifica la distancia mínima entre picos que actúa como un factor de sensibilidad de detección. Con base en estos parámetros, este algoritmo aplica la operación de dilatación de imagen para expandir los píxeles que están cercanos a los valores más significativos de la función [31]. Ya detectados los puntos característicos de la función, se toma como características el número de máximos y el número de mínimos que se presentan por cada latido.

Cuadro 4.1: Negatividad del latido en el dominio del tiempo y de la función cumulante

Negatividad de la Función Cumulante	Positividad de la Función Cumulante	Negatividad / Positividad	Negatividad en el Dominio del Tiempo	Positividad en el Dominio del Tiempo	Negatividad / Positividad	Tipo de Latido
-5,47E+10	6,39E+10	0.8568	-1,81E+05	1,75E+05	10.347	Normal
-1,18E+11	1,84E+11	0.6420	-5,26E+04	7,63E+04	0.6893	Normal
-1,36E+11	1,41E+11	0.9629	-8,87E+04	1,18E+05	0.7516	Normal
-9,17E+10	1,58E+11	0.5790	-5,85E+04	7,94E+04	0.7365	Normal
-2,83E+11	2,25E+11	12.580	-7,72E+04	4,78E+04	16.166	Normal
-2,95E+10	3,22E+10	0.914	-5,09E+03	7,96E+03	0.639	Normal
-2,99E+10	3,39E+10	0.883	-8,10E+03	7,15E+03	1.132	Normal
-3,11E+10	2,85E+10	1.093	-6,42E+03	6,50E+03	0.987	Normal
-2,66E+10	2,77E+10	0.961	-5,73E+03	5,49E+03	1.044	Normal
-2,39E+10	2,46E+10	0.973	-4,68E+03	6,35E+03	0.737	Normal
-3,09E+10	2,83E+10	1.093	-6,71E+03	5,97E+03	1.125	Normal
-3,21E+10	3,29E+10	0.974	-5,75E+03	6,61E+03	0.869	Normal
-2,75E+11	7,72E+10	35.590	-8,32E+04	3,61E+04	23.016	Ventricular
-1,35E+12	5,00E+11	26.938	-1,17E+05	1,26E+05	0.9291	Ventricular
-8,57E+11	6,75E+11	1.270	-2,32E+04	2,19E+04	1.059	Ventricular
-1,81E+11	1,53E+11	1.184	-1,30E+04	1,41E+04	0.928	Ventricular
-5,70E+11	3,70E+11	1.542	-1,52E+04	1,92E+04	0.789	Ventricular
-2,37E+11	1,57E+11	1.513	-1,41E+04	1,05E+04	1.343	Ventricular

### 4.3. Clasificación

Definido el conjunto de características que representan cada latido, es necesario implementar un método que permita distinguir los diferentes tipos de extrasístoles, con base en sus parámetros particulares. Debido al gran número de arquitecturas que ejecuta ésta función, es necesario buscar aquella que mejor se adapte al sistema de detección y corrección de latidos ectópicos. Luego de un análisis minucioso, se determina la implementación de una red neuronal, ya que ofrece las siguientes ventajas como clasificador [32]:

- Una red neuronal artificial tiene una estructura simple y de fácil implementación.
- La generalización de las redes neuronales produce muy buenos resultados para entradas que no fueron utilizadas en el proceso de entrenamiento.
- Ésta arquitectura puede mapear fácilmente distribuciones de datos complejas.
- Debido a la naturaleza del proceso de entrenamiento, la redes neuronales actualizan automáticamente sus pesos y umbrales.

La implementación de la red neuronal se realiza a través de la toolbox *Neural Network* ejecutada bajo el software MATLAB, la cual requiere la especificación de los siguientes parámetros:

- **Parada Temprana (*Early Stopping*):** Al momento de implementar una red neuronal es necesario tener en cuenta un fenómeno llamado sobreentrenamiento u *overfitting* en el cual la red pasa de tener un error mínimo al trabajar con datos de entrenamiento a valores considerables cuando ésta es sometida a nuevos datos. Para solucionar este problema se hace uso de la técnica de parada temprana (*Early Stopping*) que consiste en dividir los datos en los siguientes tres subconjuntos: a) contiene los datos de entrenamiento, los cuales son usados para actualizar los umbrales y los pesos de la red, b) este subconjunto es el de validación, el cual permite monitorear el error durante el proceso de entrenamiento, con el fin de detectar un incremento en dicho error para detener el entrenamiento y c) constituye los datos de prueba y éstos no son usados durante el entrenamiento [33].

- **Función de Desempeño:** Debido a que durante el proceso de entrenamiento la red neuronal va ajustando sus parámetros con el propósito de obtener la salida deseada, se requiere la utilización de un indicador que muestre las variaciones del error durante los procesos de entrenamiento y validación para así medir el desempeño de la red. En la implementación de las diferentes arquitecturas se utiliza la función de desempeño que mide el error medio cuadrático (*mean squared error, MES*) el cual es la diferencia entre la salida de la red y el vector objetivo [33][10] y se visualiza en la ecuación 4.3.

$$MES = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q e(k)^2 = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (t(k) - a(k))^2 \quad (4.3)$$

- **Función de entrenamiento:** Durante el proceso de entrenamiento se requiere minimizar la función de desempeño, (*error medio cuadrático*) con el fin de obtener la salida deseada. Para lograr este objetivo se requiere la utilización de técnicas de optimización que actualicen los pesos y umbrales a medida que avanza el proceso de entrenamiento. Teniendo en cuenta que la arquitectura implementada en este proyecto es una red multicapa con retropropagación, se utiliza el algoritmo *Levenberg-Marquardt*, el cual permite obtener altas velocidades de convergencia del error medio cuadrático hacia el mínimo absoluto, reduciendo las épocas utilizadas en el entrenamiento [33].
- **Función de aprendizaje:** En una red neuronal el objetivo del aprendizaje es encontrar la configuración de pesos y umbrales que minimicen la función de error. Para este proyecto se utiliza el algoritmo de gradiente descendente con momento, el cual es aplicado a los pesos y umbrales con el fin de calcular sus variaciones en cada neurona [34].

Teniendo definidos los principales parámetros para implementar la red neuronal, se requiere realizar un pre- procesamiento a las características que se ingresan a la etapa clasificadora, con el fin de garantizar un buen desempeño en ésta. Las adecuaciones que se realizan a los datos son las siguientes:

- **Selección de los datos de entrenamiento y validación:** Partiendo de la base de registros electrocardiográficos utilizada en el trabajo de Niño [11] se establece tomar el 70 % de los registros para entrenamiento y el 30 % para validación. Debido a que existen tres tipos de latidos se requiere realizar un muestreo escalonado con el fin de mantener los mismos porcentajes. En las tablas 4.2, 4.3 se aprecia la distribución de los registros ECG.

Es importante destacar que para el proceso de entrenamiento es necesario fijar el vector objetivo, el cual especifica las salidas que se desean obtener de la red neuronal para un determinado conjunto de datos. Por esta razón los registros ECG destinados para entrenamiento fueron previamente clasificados con la ayuda del médico Víctor Manuel Mora Bautista, con el propósito de dar mayor validez al sistema implementado.

Cuadro 4.2: Distribución de la base de registros electrocardiográficos

	N° de Latidos Normales	N° de Latidos Auriculares	N° de Latidos Ventriculares	N° de Latidos Extraños	Latidos Totales
<b>Porcentajes (%)</b>	74,514	12,794	6,974	5,715	
<b>Total</b>	1421	244	133	109	1907

Cuadro 4.3: Distribución de los latidos en los procesos de entrenamiento y validación

	N° de Latidos Normales	N° de Latidos Auriculares	N° de Latidos Ventriculares	N° de Latidos Extraños
<b>Entrenamiento</b>	994.7	170.8	93.1	76.3
<b>Validación</b>	426.3	73.2	39.9	32.7

- **Aleatoriedad en los datos:** Este proceso consiste en desorganizar aleatoriamente los datos de entrada tanto para entrenamiento como para validación, con el fin de realizar una exitosa implementación de la red, evitando que cada tipo de latido entre secuencialmente en la red y ocasione pérdida de sensibilidad en la etapa clasificadora [35].
- **Normalización:** Debido a que los datos de entrada pueden presentar diferentes valores de distinto orden de magnitud, el proceso de aprendizaje de la red es alterado porque cualquier variación de los pesos de una neurona es influenciado por su entrada [29]. Para evitar este problema se define un rango fijo  $[-1, 1]$  en el cual pueden variar los datos de entrada, con el propósito de facilitar el proceso de entrenamiento.

Luego de realizar la etapa de acondicionamiento de los datos de entrada, es necesario definir la estructura sobre la cual se implementa el clasificador. Como se menciona anteriormente, se escoge la red neuronal multicapa de retropropagación, la cual básicamente está conformada por las entradas, las capas ocultas y la capa de salida. Para estas dos últimas capas se define el número de neuronas que las conforman. Estos parámetros determinan las diferentes configuraciones a implementar, ofreciendo una amplia gama de clasificadores, de los cuales es necesario analizar, para escoger las redes que obtengan mejor desempeño.

#### 4.3.1. Proceso de Selección de la Red Neuronal

El primer parámetro de selección es el número de neuronas en la capa de salida, el cual depende de las características del clasificador. Debido a que el proceso de clasificación implica la determinación de tres tipos de latidos, existen dos posibles configuraciones: utilizando dos salidas, las cuales usan el sistema binario y tres salidas donde cada una representa un tipo de latido. En las tablas 4.4, 4.5 se observan dichas configuraciones.

Cuadro 4.4: Configuración de tres neuronas en la capa de salida

Latido	Salida 1	Salida 2	Salida 3
<b>Auricular</b>	1	0	0
<b>Ventricular</b>	0	1	0
<b>Normales y Extraños</b>	0	0	1

Cuadro 4.5: Configuración de dos neuronas en la capa de salida

Latido	Salida 1	Salida 2
<b>Auricular</b>	1	0
<b>Ventricular</b>	0	1
<b>Normales y Extraños</b>	1	1

El segundo parámetro corresponde al tipo de características que se ingresan a la etapa de clasificación, el cual afecta directamente la complejidad de la red al aumentar el número de conexiones que se realiza

entre las entradas y las neuronas. Inicialmente la etapa de extracción de características proporciona 24 variables cuya distribución se aprecia en la tabla 4.6.

Cuadro 4.6: Distribución de las características extraídas

Intervalo RR Promedio	Pre-Intervalo RR	Post-Intervalo RR	Duración del Complejo QRS	Muestras del latido	Intervalo RR local	Negatividad	Negatividad/Positividad	Número de Máximos	Número de Mínimos
1	2	3	4	5-19	20	21	22	23	24

Con el objetivo de determinar cuál conjunto de características ofrece mejor desempeño en el proceso de clasificación se determinan las cuatro siguientes posibilidades:

- Todas las características.
- Características de los intervalos RR.
- Características de los intervalos RR y morfológicas.
- Características de los intervalos RR y de la función cumulante.

El tercer parámetro corresponde al número de neuronas que conforma la capa interna, que al igual que el número de características de entrada incide sobre la complejidad de la etapa. Para analizar su efecto se realiza una variación de este parámetro dentro del rango de 0 a 20 neuronas.

Todos los parámetros descritos anteriormente junto con la utilización del algoritmo de parada temprana (*Early Stopping*), constituye el conjunto de posibles redes neuronales. En las tablas 5.1, 5.2, 5.3, 5.4, 5.5, 5.6, 5.7, 5.8, 5.9, 5.10, 5.11, 5.12, 5.13, 5.14, 5.15, 5.16 (Ver anexos) se consigna respecto al número de latidos de cada tipo diferentes mediciones de desempeño como: porcentaje de detección correcta de los tipos de latidos, número de épocas utilizadas en el proceso de entrenamiento y error medio cuadrático (*MES*). Con base a la información obtenida de dichas tablas se observan los siguientes comportamientos:

La utilización de la técnica de parada temprana (*Early Stopping*) tiene una fuerte incidencia en el desempeño de la red, lo cual se aprecia en los resultados, en los que los mejores desempeños se obtuvieron con la utilización de esta técnica. Cabe destacar que además de reducir el error medio cuadrático en el proceso de validación, los entrenamientos requieren menor número de épocas contribuyendo a la reducción del uso de memoria.

La selección del número de salidas se encuentra muy relacionada con los porcentajes de detección de los diferentes tipos de latidos, los cuales se pueden observar en las figuras 4.9, 4.10, 4.11, 4.12 en donde se aprecia un incremento en el porcentaje de clasificación para la configuración que utiliza dos neuronas en la capa de salida debido a que ésta reduce la complejidad de la arquitectura, facilitando el proceso de entrenamiento y reduciendo la función de desempeño (*MES*).

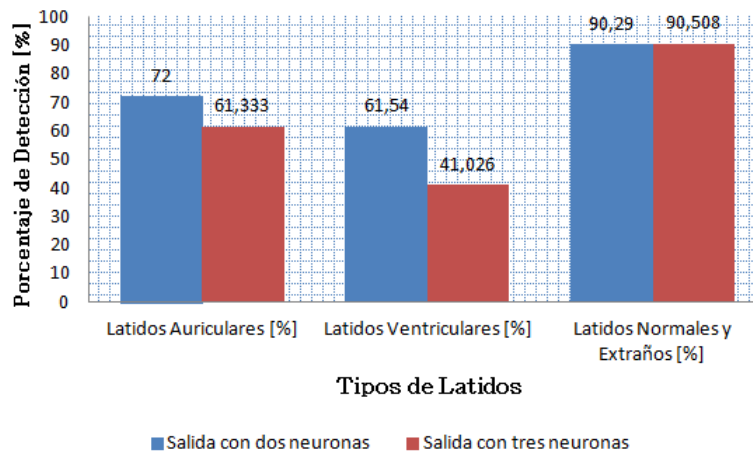


Figura 4.9: Red Neuronal con Todas las Características, *fuentes: Autores*

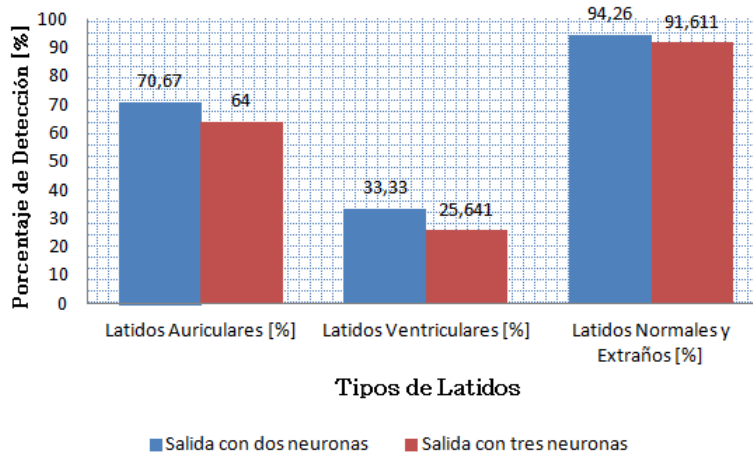


Figura 4.10: Red Neuronal sin Características Cumulantes ni Morfológicas, *fuentes: Autores*

A continuación, se estudian las diferentes configuraciones para un conjunto particular de características, de las cuales se selecciona la mejor arquitectura con el fin de determinar cuáles ofrecen mejores porcentajes de clasificación. En la figura 4.13 se observa claramente que los mejores desempeños se logran para las configuraciones que utilizan todo el conjunto de características y las que usan los parámetros extraídos del intervalo RR y de la función cumulante.

Otra opción a considerar consiste en seleccionar la red que tiene mejor desempeño para cada tipo de latido, conformando un clasificador con redes paralelas con el fin de aumentar la efectividad del sistema. En la figura 4.13 se aprecia que la utilización de las características de los intervalos RR y morfológicas tienen los porcentajes más altos de detección de latidos ectópicos ventriculares y latidos normales. Sin embargo, para lograr mejorar los porcentajes de clasificación de los latidos ectópicos auriculares es necesario remplazar las características morfológicas por los parámetros extraídos de la función cumulante de cada latido.

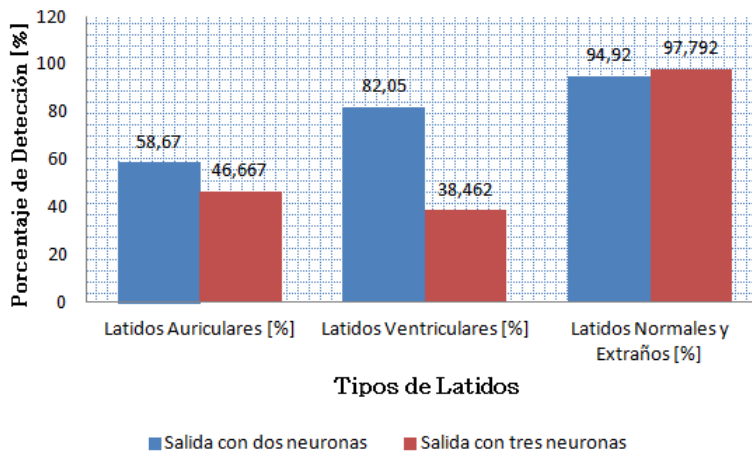


Figura 4.11: Red Neuronal sin Características Cumulante, *fuentes: Autores*

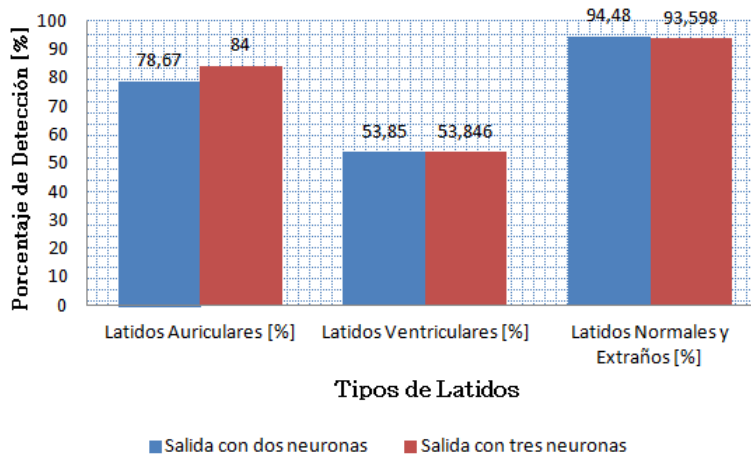


Figura 4.12: Red Neuronal sin Características Morfológicas, *fuentes: Autores*

#### 4.4. Corrección

Luego de realizar el proceso de clasificación de los diferentes tipos de latidos, es necesario desarrollar la etapa de corrección que se enfoca en modificar los segmentos del trazo electrocardiográfico que contengan latidos ectópicos, con el propósito de mejorar la medición de la variabilidad de la frecuencia cardíaca.

El proceso de corrección se puede describir por medio de los siguientes pasos:

1. Determinar la ubicación exacta de los latidos ectópicos auriculares y ventriculares obtenidos de la etapa de clasificación.
2. Calcular el número de intervalos RR del segmento al que se le realiza el proceso de eliminación de extrasístoles. En esta fase es necesario identificar el intervalo RR anterior y posterior a la ectopia detectada, con el fin de determinar el tiempo total abarcado por estos intervalos RR. Luego se deben hallar los intervalos RR anteriores y posterior al segmento que presenta el latido ectópico, ya que el promedio de éstos se utiliza en el cálculo del número de intervalos RR a

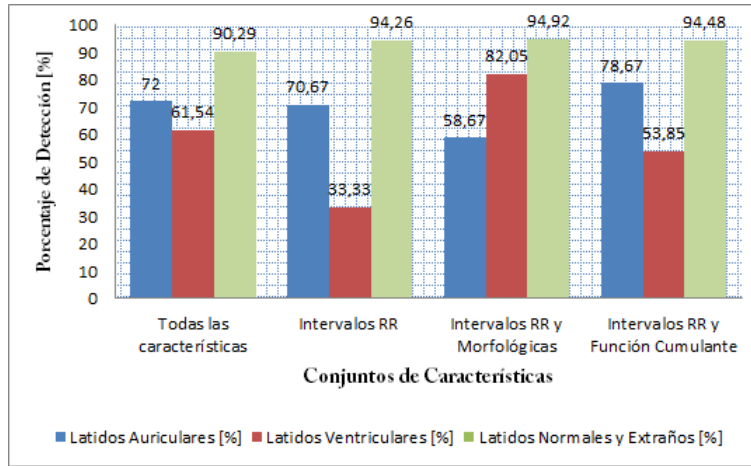


Figura 4.13: Desempeño de la Red Neuronal para las diferentes configuraciones de los datos extraídos, *fuentes: Autores*

insertar en el segmento y a su vez actúan como puntos iniciales del proceso de interpolación, el cual determina el valor de dichos intervalos [36]. La ecuación 4.4 muestra la expresión que permite determinar los intervalos RR presentes en la región de corrección.

$$B = \frac{RR_i + RR_{i+1}}{[(RR_{i-1} + RR_{i+2}) / 2]} \quad (4.4)$$

- Determinar del valor de los intervalos RR del segmento, usando el proceso de interpolación cúbica *spline* en donde se utilizan los cuatro intervalos RR vecinos al segmento que contiene la ectopia (dos intervalos RR anteriores y dos intervalos RR posteriores).

En la figura 4.14 se puede apreciar los intervalos RR que intervienen en la etapa de corrección de latidos ectópicos.

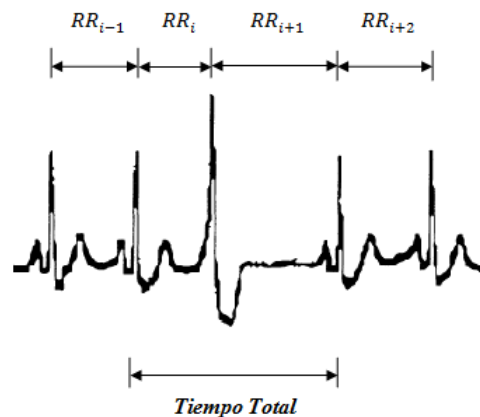


Figura 4.14: Intervalos RR del Proceso de Corrección, *fuentes: Autores*

## Capítulo 5

# OBSERVACIONES Y CONCLUSIONES

- Esta investigación nos permitió apreciar el delicado balance que existe entre el sistema nervioso autónomo y el sistema cardiovascular, en donde pequeñas alteraciones pueden provocar todo un conjunto de respuestas en el cuerpo humano fuertemente interrelacionadas. Un claro ejemplo de esta situación se observó por medio del estudio de los latidos ectópicos, los cuales a pesar de estar relacionados con el sistema eléctrico del corazón pueden dar información valiosa sobre el estado de los tejidos de este órgano y fluctuaciones en el sistema nervioso autónomo que pueden diagnosticar diferentes tipos de enfermedades.
- Durante el estudio de las extrasístoles se observó que otros tipos de arritmias tenían mayor atención que éstos, debido a las manifestaciones que presentaban en la salud del paciente. Sin embargo, el estudio de los latidos ectópicos debe tener una importancia similar, ya que éstos están relacionados con la medición de la variabilidad de la frecuencia cardíaca, la cual últimamente ha tomado mayor fuerza en el diagnóstico de diferentes enfermedades las cuales pueden ser mal diagnosticadas ya que estos latidos pueden provocar mediciones sesgadas al relacionar diferentes causas con alteraciones del sistema nervioso.
- Al trabajar con señales electrocardiográficas se contempló la importancia de determinar los métodos de análisis y procesamiento que mejor se adapten al sistema a implementar. En nuestro caso, los requerimientos estuvieron asociados a procesos de extracción de características, detección y clasificación de latidos ectópicos, los cuales requerían la utilización de técnicas especialmente adaptadas a la naturaleza no lineal de la señal ECG. Por esta razón, se dejaron de lado los procedimientos convencionales que en algunos casos debido a su naturaleza lineal, ignoraban cierta información o eran muy influenciados por fuentes externas, lo cual no era deseable en nuestro sistema.
- Tradicionalmente la utilización del tacograma de intervalos RR permite la detección de extrasístoles, ya que éstas producen variaciones en los intervalos RR del trazo electrocardiográfico, provocando saltos abruptos en la señal del tacograma. Sin embargo, este método no ofrece una alternativa sencilla para la detección de ectopias, en donde la gráfica de Poincaré posee una mayor ventaja al mostrar de una manera distinguible la presencia de eventos extraños en los intervalos RR, los cuales se encuentran alejados de la forma característica generada por un trazo ECG normal.
- Al examinar las influencias que pueden afectar la señal electrocardiográfica y su incidencia en el procesamiento de las mismas, observamos la importancia de buscar un método que ofreciera cierta inmunidad ante fuentes externas con el fin de proporcionar un conjunto de características confiables al proceso de clasificación. Dentro de las diferentes técnicas se encontró la utilización de los estadísticos de orden superior, los cuales se adaptan muy bien al comportamiento de la

señal ECG, al ofrecer inmunidad ante el ruido de naturaleza gaussiana y permitir la extracción de cierta información que es ignorada en técnicas lineales.

- Al determinar el método a implementar en la etapa de clasificación, se apreció que algunas veces los métodos tradicionales utilizados para solucionar diferentes tipos de problemas, se pueden ver limitados debido a la forma predefinida del proceso de solución. Por esta razón, en este proyecto se hizo uso de las redes neuronales, las cuales tienen una arquitectura flexible, que mediante un proceso iterativo se va adaptando a los diferentes cambios que se puedan presentar, ofreciendo así una clasificación más eficiente.

# ANEXOS

Proceso de selección de la etapa clasificadora.

## **TODAS LAS CARACTERISTICAS:**

Cuadro 5.1: Desempeño Red Neuronal con *Early Stopping* y dos Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados ( % )	Latidos Ventriculares Detectados ( % )	Latidos Normales y Extraños Detectados ( % )	Número de épocas	MES de la Validación
2	44	56,410	94,702	13	0,077
4	72	48,718	96,247	19	0,054
6	58,667	41,026	95,806	12	0,068
8	72	61,538	90,287	14	0,071
10	65,333	28,205	93,598	10	0,080
12	74,667	20,513	96,909	24	0,057
14	61,333	33,333	95,143	12	0,070
16	65,333	5,128	98,675	9	0,066
18	70,667	41,026	96,909	17	0,056
20	57,333	25,641	98,455	12	0,063

Cuadro 5.2: Desempeño Red Neuronal sin *Early Stopping* y dos Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados ( % )	Latidos Ventriculares Detectados ( % )	Latidos Normales y Extraños Detectados ( % )	Número de épocas	MES de la Validación
2	5,330	41,030	93,600	159	0,120
4	5,330	33,330	98,680	323	0,090
6	1,330	25,640	98,680	60	0,100
8	60	12,820	95,580	41	0,090
10	20	12,820	95,140	37	0,100
12	20	20,510	97,570	64	0,100
14	8	35,900	97,570	48	0,090
16	14,670	30,770	95,360	57	0,100
18	68	7,690	96,030	65	0,080
20	74,670	5,130	90,290	47	0,100

Cuadro 5.3: Desempeño Red Neuronal con *Early Stopping* y tres Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	38,667	5,128	71,965	10	0,16
4	68	23,077	95,364	10	0,081
6	5,333	35,897	96,909	18	0,108
8	53,333	5,128	89,404	13	0,118
10	52	41,026	90,728	8	0,08
12	25,333	20,513	92,715	14	0,099
14	53,333	7,692	94,923	13	0,096
16	50,667	23,077	89,404	13	0,106
18	41,333	43,59	95,364	18	0,089
20	26,667	35,897	96,468	12	0,09

Cuadro 5.4: Desempeño Red Neuronal sin *Early Stopping* y tres Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	37,333	41,026	92,053	81	0,112
4	12	58,974	90,949	42	0,142
6	4	17,949	97,351	171	0,132
8	6,667	12,821	96,909	56	0,134
10	61,333	41,026	90,508	56	0,109
12	25,333	15,385	96,689	47	0,118
14	25,333	2,564	97,351	58	0,117
16	2,667	7,692	98,896	56	0,125
18	13,333	28,205	97,351	54	0,116
20	74,667	30,769	85,651	75	0,116

### ***CARACTERÍSTICAS DE LOS INTERVALOS RR:***

Cuadro 5.5: Desempeño Red Neuronal con *Early Stopping* y dos Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	49,333	30,769	96,247	10	0,092
4	60	7,692	96,909	29	0,083
6	70,667	33,333	90,728	16	0,097
8	62,667	12,821	98,234	23	0,075
10	73,333	30,769	92,936	23	0,080
12	73,333	15,385	94,040	21	0,088
14	64	35,897	91,170	16	0,092
16	65,333	28,205	94,260	17	0,086
18	69,333	10,256	97,792	13	0,071
20	70,667	33,333	94,040	19	0,078

Cuadro 5.6: Desempeño Red Neuronal sin *Early Stopping* y dos Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	13,330	25,640	93,820	53	0,130
4	68	28,210	92,720	165	0,090
6	66,670	33,330	91,830	504	0,100
8	64	30,770	94,040	191	0,080
10	70,670	33,330	94,260	71	0,080
12	57,330	28,210	91,170	151	0,110
14	66,670	20,510	94,260	175	0,090
16	53,330	33,330	91,390	135	0,110
18	60	20,510	92,720	107	0,100
20	60	35,900	90,290	88	0,100

Cuadro 5.7: Desempeño Red Neuronal con *Early Stopping* y tres Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	61,333	17,949	90,728	17	0,108
4	72	5,128	90,949	16	0,104
6	76	17,949	89,845	16	0,095
8	61,333	17,949	90,728	13	0,101
10	56	5,128	92,053	21	0,1
12	77,333	7,692	90,508	17	0,093
14	68	5,128	90,508	14	0,096
16	61,333	10,256	87,638	19	0,104
18	64	25,641	91,611	18	0,085
20	66,667	17,949	92,053	17	0,089

Cuadro 5.8: Desempeño Red Neuronal sin *Early Stopping* y tres Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	72	23,077	80,795	195	0,146
4	82,667	10,256	84,547	213	0,116
6	62,667	28,205	87,638	334	0,112
8	58,667	25,641	92,715	730	0,098
10	80	30,769	85,872	135	0,108
12	56	28,205	89,183	1000	0,111
14	64	15,385	86,755	120	0,109
16	54,667	17,949	91,17	174	0,109
18	61,333	7,692	87,638	119	0,115
20	62,667	23,077	87,638	58	0,107

Cuadro 5.9: Desempeño Red Neuronal con *Early Stopping* y dos Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	58,667	82,051	94,923	21	0,058
4	69,333	28,205	95,364	18	0,069
6	62,667	10,256	96,689	18	0,069
8	46,667	61,538	99,117	17	0,052
10	81,333	33,333	95,143	9	0,061
12	46,667	23,077	96,689	16	0,076
14	65,333	10,256	98,455	11	0,063
16	77,333	23,077	93,819	12	0,068
18	69,333	33,333	94,702	18	0,067
20	69,333	33,333	97,572	11	0,056

### CARACTERÍSTICAS DE LOS INTERVALOS RR Y MORFOLÓGICAS:

Cuadro 5.10: Desempeño Red Neuronal sin Early Stopping y dos Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	0	0	99,780	70	0,100
4	48	41,030	91,390	138	0,090
6	53,330	2,560	95,360	42	0,090
8	24	28,210	90,730	46	0,120
10	18,670	5,130	97,130	29	0,100
12	13,330	15,380	94,260	37	0,110
14	30,670	43,590	95,810	35	0,080
16	62,670	10,260	90,950	30	0,100
18	34,670	43,590	90,510	33	0,100
20	5,330	28,210	97,790	39	0,100

Cuadro 5.11: Desempeño Red Neuronal con *Early Stopping* y tres Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	68	35,897	95,143	26	0,079
4	61,333	17,949	89,183	13	0,101
6	45,333	10,256	97,351	9	0,078
8	57,333	71,795	89,845	20	0,086
10	46,667	38,462	97,792	13	0,077
12	25,333	15,385	99,338	13	0,095
14	68	25,641	95,143	14	0,083
16	17,333	2,564	92,053	10	0,128
18	10,667	7,692	99,338	16	0,109
20	50,667	20,513	96,689	19	0,088

Cuadro 5.12: Desempeño Red Neuronal sin *Early Stopping* y tres Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	58,667	84,615	81,457	786	0,134
4	0	28,205	93,377	345	0,134
6	25,333	12,821	100	65	0,105
8	25,333	15,385	90,728	40	0,152
10	53,333	2,564	80,132	39	0,187
12	9,333	30,769	89,183	33	0,163
14	48	33,333	92,936	38	0,106
16	22,667	7,692	97,572	52	0,118
18	37,333	7,692	98,455	43	0,105
20	13,333	43,59	97,792	26	0,108

### ***CARACTERÍSTICAS DE LOS INTERVALOS RR Y DE LA FUNCIÓN CUMULANTE:***

Cuadro 5.13: Desempeño Red Neuronal con Early Stopping y dos Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	81,333	53,846	86,755	25	0,090
4	77,333	53,846	91,832	15	0,065
6	78,667	53,846	94,481	12	0,063
8	70,667	56,410	96,026	16	0,056
10	78,667	35,897	94,481	16	0,063
12	81,333	56,410	92,936	14	0,065
14	73,333	56,410	94,260	13	0,063
16	61,333	10,256	98,013	9	0,075
18	73,333	38,462	94,702	13	0,062
20	46,667	30,769	93,377	10	0,088

Cuadro 5.14: Desempeño Red Neuronal sin *Early Stopping* y dos Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	81,330	69,230	60,710	1000	0,180
4	78,670	66,670	86,310	153	0,090
6	82,670	53,850	74,170	75	0,140
8	77,330	61,540	73,730	1000	0,140
10	89,330	58,970	73,730	69	0,140
12	77,330	53,850	71,520	82	0,150
14	73,330	64,100	73,070	77	0,150
16	69,330	58,970	82,780	68	0,110
18	69,330	61,540	79,470	80	0,130
20	70,670	56,410	84,550	64	0,100

Cuadro 5.15: Desempeño Red Neuronal con *Early Stopping* y tres Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	69,333	56,41	94,26	14	0,075
4	84	53,846	89,845	15	0,078
6	74,667	46,154	84,327	12	0,101
8	72	46,154	92,715	12	0,064
10	60	51,282	90,287	15	0,085
12	69,333	51,282	88,742	20	0,086
14	69,333	51,282	94,04	13	0,064
16	65,333	61,538	86,976	22	0,097
18	69,333	51,282	92,274	12	0,07
20	58,667	41,026	94,26	14	0,07

Cuadro 5.16: Desempeño Red Neuronal sin *Early Stopping* y tres Neuronas de Salida

Número de Neuronas en la Capa Interna	Latidos Auriculares Detectados (%)	Latidos Ventriculares Detectados (%)	Latidos Normales y Extraños Detectados (%)	Número de épocas	MES de la Validación
2	84	53,846	93,598	1000	0,069
4	80	53,846	81,015	84	0,125
6	70,667	53,846	92,053	111	0,081
8	74,667	41,026	78,808	114	0,145
10	68	33,333	82,34	61	0,136
12	61,333	41,026	85,43	81	0,101
14	37,333	41,026	75,276	142	0,198
16	60	33,333	75,717	127	0,132
18	65,333	53,846	90,066	92	0,098
20	58,667	53,846	85,43	143	0,113

# BIBLIOGRAFÍA

- [1] G. D. Clifford, “Signal Processing Methods for Heart Rate Variability,” Ph.D. dissertation, Department of Engineering Science, University of Oxford, 2002.
- [2] J. Venegas and R. Mark. (2004) Quantitative Physiology: Organ Transport System. Massachusetts Institute of Technology: MIT OpenCourseWare. [Online]. Available: <http://ocw.mit.edu>
- [3] M. O. Marschall S. Runge, *Netter Cardiología*. Barcelona (España): Masson, 2006.
- [4] Florida International University. [Online]. Available: [http://bioserv.fiu.edu/~walterm/fund\\_sp2004/heart/lecture\\_sp04.htm](http://bioserv.fiu.edu/~walterm/fund_sp2004/heart/lecture_sp04.htm)
- [5] Sistema Simpático y Parasimpático. [Online]. Available: <http://www.my-personaltrainer.it/fisiologia/sistema-simpatico.html>
- [6] O. I. V. y. M. V. J. Claudia Lerma González, “Sistema de Análisis de la Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca.” XXII Congreso Internacional de Ingeniería Electrónica, 2000.
- [7] T. Garcia and G. Miller, *Arrhythmia recognition: the art of interpretation*, ser. Emergency Medical Services Series. Jones and Bartlett Publishers, 2004.
- [8] M. S. Thaler, *The Only EKG Book You'll Ever Need (Board Review)*, 5th ed. Lippincott Williams&Wilki, Oct. 2006.
- [9] Premature ventricular contractions and ventricular escape beats. how an understanding of ventricular escape beats puts PVCs into perspective. Skipping Hearts. [Online]. Available: <http://www.skippinghearts.com/articles/premature-ventricular-contractions-ventricular-escape-beats/>
- [10] A. M. Rodríguez, *"Desarrollo de una interfaz gráfica de redes neuronales usando Matlab"*. Universidad Carlos II Madrid.
- [11] C. A. N. Niño, *Sistema de procesamiento y análisis de la señal cardiaca como indicador del balance del sistema nerviosos autónomo y su correlacion con datos tomograficos en pacientes con accidente cerebrovascular. Tesis de Maestria en Ingeniría Electronica*. Universidad Industrial de Santander, 2010.
- [12] “Heart rate variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology.” *Eur Heart J*, vol. 17, no. 3, pp. 354–381, Mar 1996.
- [13] J. Guerrero, A. Beneto, E. Gomez, M. Bataller, A. Rosado, P. Rubio, and J. Espi, “Analysis of the influence of EEG arousals from nocturnal sleep on heart rate,” in *Proc. Computers in Cardiology 2001*, 2001, pp. 417–420.
- [14] R. Virtanen, A. Jula, T. Kuusela, H. Helenius, and L.-M. Voipio-Pulkki, “Reduced heart rate variability in hypertension: associations with lifestyle factors and plasma renin activity.” *J Hum Hypertens*, vol. 17, no. 3, pp. 171–179, Mar 2003. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1038/sj.jhh.1001529>
- [15] M. Brennan, M. Palaniswami, and P. Kamen, “Do existing measures of Poincaré plot geometry reflect nonlinear features of heart rate variability?” *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 48, no. 11, pp. 1342–1347, Nov 2001. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1109/10.959330>
- [16] M. G. . M. G. A. Birkett, C. L.; Kienzle, “Interpolation over ectopic beats increases low frequency power in heart rate variability spectra,” *Proc. Computers in Cardiology 1991*, pp. 257–259, 1991.

- [17] M. Malik, R. Xia, J. Poloniecki, and O. Odemuyiwa, "Influence of the noise and artefact in automatically analysed long term electrocardiograms on different methods for time-domain measurement of heart rate variability," *Computers in Cardiology* *Computers in Cardiology 1991*, pp. 269–272, 1991.
- [18] Substances that can cause heart rhythm disorders. Heart Rhythm Society. [Online]. Available: <http://www.hrsonline.org/Education/Resources/upload/Substances.pdf>
- [19] C. Guyton, Arthur and J. E. Hall, *Tratado de Fisiología Médica*, 11th ed. E.Science, 2001.
- [20] A. Macfarlane, Peter W. Van Oosterom, *Comprehensive Electrocardiology*, second edition ed. Springer, 2011, vol. 1.
- [21] J. T. Catalano, *Guide to ECG Analysis*, 2nd ed. Lippincott Williams&Wilki, 2002.
- [22] F. Moon, *Chaotic and fractal dynamics: an introduction for applied scientists and engineers*, ser. Physics textbook. Wiley, 1992.
- [23] D. Singh and K. Vinod, "Effect of RR segment duration on short-term HRV assessment using Poincaré plot," in *Intelligent Sensing and Information Processing, 2005. Proceedings of 2005 International Conference on*, jan. 2005, pp. 430 – 434.
- [24] J. Piskorski and P. Guzik, "Geometry of the Poincaré plot of RR intervals and its asymmetry in healthy adults." *Physiol Meas*, vol. 28, no. 3, pp. 287–300, Mar 2007. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1088/0967-3334/28/3/005>
- [25] C. M. Grinstead and J. L. Snell, *Introduction to Probability*. AMS, 2003. [Online]. Available: [http://www.dartmouth.edu/~chance/teaching\\_aids/books\\_articles/probability\\_book/book.html](http://www.dartmouth.edu/~chance/teaching_aids/books_articles/probability_book/book.html)
- [26] C. Nikias and J. Mendel, "Signal processing with higher-order spectra," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 10, no. 3, pp. 10 –37, july 1993.
- [27] G. Clifford, F. Azuaje, and P. E. McSharry, *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*. London: Artech House Publishers, 2006, in press.
- [28] P. Joseph D Bronzino, *The Biomedical Engineering Handbook, Second Edition. 2 Volume Set*, ser. Electrical Engineering Handbook. Taylor and Francis, 1999, ch. Higher-Order Spectral Analysis.
- [29] J. D. Antonio J. Serrano, Emilio Soria, *Redes Neuronales Artificiales*, Universidad de Valencia, 2009- 2010.
- [30] L. F. Bertona, *Entrenamiento de redes neuronales basado en algoritmos evolutivos*. Universidad de Buenos Aires, Noviembre 2005.
- [31] Y. Nativ. (2007). [Online]. Available: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/14498-local-maxima-minima>
- [32] Z. Dokur and T. Olmez, "ECG beat classification by a novel hybrid neural network." *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 66, no. 2-3, pp. 167–181, Sep 2001.
- [33] H. Demuth and M. Beale, "Neural Network Toolbox for Use with Matlab," 1993.
- [34] F. F. Ramírez, *Sistema para la predicción de posición y seguimiento de un conjunto de naufragos basado en redes neuronales*. Universidad Complutense de Madrid, 2009-2010.
- [35] E. A. E. J. Villegas, Angel;Salvatierra, "Reconocimiento de patrones de actividad cerebral asociados a tareas mentales mediante RNA para una interfaz cerebro computador," *Revista Ingeniería UC*, vol. 15, no. 1, pp. 88–92, Abril 2008.
- [36] K. M. . L. B. B. Lippman, N.; Stein, "Comparison of methods for removal of ectopy in measurement of heart rate variability," *Am J Physiol, Department of Medicine, New York Hospital-Cornell Medical Center*, vol. 267, pp. H411–H418, 1994.