

**UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA**  
**DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

**Proposición de un método para el pronóstico de fibrilaciones  
auriculares basado en Cadenas de Markov.**

Por:

**Patricio Antonio Sáez Bustos**

Profesor Guía:

**Dr. Carlos Herrera López.**

Concepción, Abril de 2014

Tesis presentada a la

**DIRECCIÓN DE POSTGRADO**  
**UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN**



Para optar al grado de  
**MAGÍSTER EN INGENIERÍA INDUSTRIAL**



*Dedicado a mi familia*



# Resumen

**Proposición de un método para el pronóstico de fibrilaciones auriculares basado en Cadenas de Markov.**

**Patricio Antonio Sáez Bustos**

**PROFESOR GUIA: Carlos Herrera López**

**PROGRAMA: Magíster en Ingeniería Industrial**

La fibrilación auricular ha sido una de las arritmias cardiacas más estudiadas debido a su elevada tasa de recurrencia, estudios que están centrados principalmente en la monitorización, el diagnóstico y el pronóstico de la misma.

Dada la importancia de esta patología, en la literatura se pueden encontrar diversos trabajos basados en la detección de latidos ectópicos e intervalos RR entre otros, algunos de estos trabajos se presentaron en el concurso internacional orientado principalmente a esa patología el cual fue preparado por la revista *Computer in Cardiology* en conjunto con *Physionet* una base de datos estándar de registros fisiológicos.

El presente trabajo aborda esta problemática apoyado en un pronóstico de Fibrilaciones Auriculares basado en el uso de Cadenas de Markov, en el cual se identifican estados a partir de dos series de tiempo correspondientes a los intervalos RR y PR provenientes de la señal de electrocardiograma (ECG).

Los resultados obtenidos se validaron usando un set de control dado para el concurso internacional de pronóstico de fibrilaciones auriculares paroxísticas para el cual se obtuvo una sensibilidad de 82,14% (23/28 episodios en el estudio) y un factor predictivo de 79,31%. La validación de los resultados fue complementada con otros casos pertenecientes a la base de datos de fibrilación auricular MIT-BIH. Los resultados muestran que el método propuesto supera los resultados de pronóstico obtenidos por los métodos encontrados en la literatura.

**Palabras claves: Fibrilación Auricular, ECG, Intervalo RR y PR, Cadena de Markov, Serie de tiempo.**



# Abstract

**Proposal of a method for predicting the atrial fibrillations based on Markov chains.**

**Patricio Antonio Sáez Bustos**

**TEACHER GUIDE: Carlos Herrera López**

**PROGRAM: Master's degree in industrial Engineering**

Atrial fibrillation has been one of the most studied arrhythmias due to its high rate of recurrence, studies that are focused mainly on the screening, diagnosis, and prediction of the same.

Given the importance of this pathology, different works can be found in the literature based on the detection of ectopic beat and RR intervals among others, some of these works were presented in the international competition aimed mostly at that pathology which was prepared by the computer magazine in cardiology in conjunction with physionet, a standard database of physiological records.

This work addresses this issue supported in a atrial fibrillations prediction based on the use Markov chains, which identifies states from two series of time corresponding to the electrocardiogram (ECG) Signal from RR and PR intervals.

The results were validated using a set of control given to the international competition for prediction of paroxysmal atrial fibrillations for which was obtained a sensitivity of 82,14 %

(23/28 episodes in the studio) and a predictive factor of 79,31 %.

The validation of results was supplemented with other belonging to the base cases atrial fibrillation MIT-BIH database. The results show that the proposed method surpasses the prognosis results obtained by the methods found in the literature.

**Atrial fibrillation, ECG, RR interval and PR, Markov chain, times series.**



# Índice general

Resumen . . . . .	II
Abstract . . . . .	IV
<b>Lista de figuras</b>	<b>IX</b>
<b>Lista de Cuadros</b>	<b>XI</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Presentación del Problema . . . . .	3
1.1.1. Electrocardiograma . . . . .	4
1.1.2. Ondas P, Complejo QRS e intervalos RR y PR. . . . .	4
1.1.3. Cadena de Markov . . . . .	6
1.1.4. Pronóstico de Fibrilaciones Auriculares . . . . .	7
1.2. Hipótesis del Trabajo . . . . .	9
1.3. Objetivos y Alcances . . . . .	9
1.3.1. Objetivos Generales . . . . .	9
1.3.2. Objetivos Específicos . . . . .	9
1.3.3. Alcances y Limitaciones . . . . .	10
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>11</b>
2.1. Base de datos Physionet . . . . .	11
2.1.1. Descripción . . . . .	11
2.1.2. Base de datos PAF (Paroxisnal Atrial Fibrillation) . . . . .	12



2.1.3.	Base de datos de Fibrilación Auricular . . . . .	12
2.2.	Electrocardiograma . . . . .	13
2.2.1.	Fibrilación Auricular . . . . .	14
2.2.2.	Flutter Auricular . . . . .	15
2.2.3.	Ritmo Sinusal . . . . .	15
2.2.4.	Bradicardia Sinusal . . . . .	16
2.2.5.	Flutter Ventricular . . . . .	16
2.2.6.	Taquicardia Sinusal . . . . .	16
2.3.	Detección Onda P . . . . .	17
2.4.	Cadena de Markov . . . . .	18
2.4.1.	Cadenas Homogéneas y no Homogéneas . . . . .	24
2.4.2.	Cadenas Ergódicas . . . . .	24
2.4.3.	Cadenas no Ergódicas. . . . .	25
2.4.4.	Coefficiente de Ergodicidad. . . . .	26
<b>3.</b>	<b>Metodología</b>	<b>28</b>
3.1.	Detección onda P . . . . .	28
3.2.	Intervalos RR y PR . . . . .	29
3.3.	Método de pronóstico propuesto . . . . .	34
3.4.	Análisis para cálculo del umbral de alarma. . . . .	38
3.5.	Diseño experimental . . . . .	38
<b>4.</b>	<b>Resultados</b>	<b>40</b>
4.1.	Coefficiente de Ergodicidad . . . . .	40
4.2.	Resultados método de detección . . . . .	40
4.3.	Determinación de umbral de alarma . . . . .	40
4.4.	Resultados método de pronóstico propuesto . . . . .	42
4.5.	Discusión . . . . .	45
<b>5.</b>	<b>Conclusión</b>	<b>46</b>

<b>A. Electrocardiograma</b>	<b>48</b>
A.1. Onda P . . . . .	48
A.2. Segmento P-R. . . . .	49
A.3. Complejo QRS. . . . .	50
A.4. Segmento ST. . . . .	51
A.5. Onda T. . . . .	51
A.6. Intervalo QT. . . . .	51
A.7. Onda U. . . . .	51
<b>B. Resultados completos PAF</b>	<b>53</b>
<b>C. Resultados completos PAF (continuación)</b>	<b>63</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>63</b>



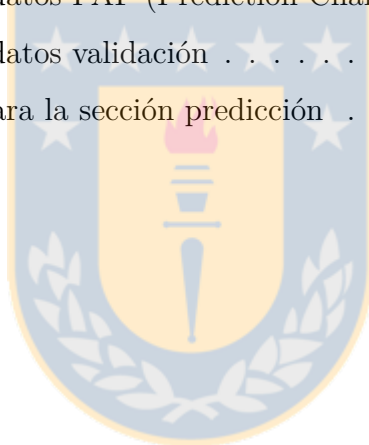
# Índice de figuras

1.1. Ciclo completo electrocardiograma [24] . . . . .	5
2.1. Forma de onda ECG: (1) Onda P; (2) Complejo QRS; (3) onda T; (4) Intervalo PR; (5) Intervalo QRS; (6) Intervalo QT; (7) Intervalo ST; (8) Segmento PR; (9) Segmento ST; (10) Intervalo R-R; (11) Ciclo Cardíaco. [43] . . . . .	13
3.1. Señal de ECG con ritmo sinusal libre de ruido, obtenida desde la base de datos de ritmo sinusal del MIT-BIH Physionet a modo de ejemplo. [14] . . . . .	29
3.2. A) Señal de ECG superpuesta a la señal de la ventana móvil. B) Gráfica de pendientes obtenidas a partir de A) . . . . .	31
3.3. En línea gruesa se observa la señal de ECG y en línea delgada la señal obtenida a través de la ventana móvil.[Elaboración propia] . . . . .	32
3.4. Cruz denota la posición del complejo QRS y onda P.[Elaboración propia] . . . . .	32
4.1. Evaluación coeficiente ergodicidad para análisis de convergencia . . . . .	41
4.2. Algoritmo aplicado a la base de datos del concurso de computer en cardiology registro corresponde a señal de ECG de 30 minutos antes de que se presente el episodio. . . . .	43
B.1. Registro 1 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	54
B.2. Registro 2 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	54
B.3. Registro 3 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	55
B.4. Registro 4 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	55

B.5. Registro 5 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	56
B.6. Registro 6 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	56
B.7. Registro 7 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	57
B.8. Registro 8 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	57
B.9. Registro 9 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	58
B.10.Registro 10 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	58
B.11.Registro 11 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	59
B.12.Registro 12 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	59
B.13.Registro 13 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	60
B.14.Registro 14 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	60
B.15.Registro 15 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	61
B.16.Registro 16 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	61
B.17.Registro 17 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	62
B.18.Registro 18 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	62
C.1. Registro 19 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	64
C.2. Registro 20 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	64
C.3. Registro 21 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	65
C.4. Registro 22 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	65
C.5. Registro 23 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	66
C.6. Registro 24 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	66
C.7. Registro 25 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	67
C.8. Registro 26 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	67
C.9. Registro 27 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	68
C.10.Registro 28 Precedente a episodio de fibrilación auricular . . . . .	68

# Índice de cuadros

3.1. Clasificación de estados presentes en el sistema . . . . .	36
4.1. Tabla comparativa algoritmos . . . . .	41
4.2. Resultados base de datos PAF (Prediction Challenge Database) . . . . .	42
4.3. Resultados base de datos validación . . . . .	42
4.4. Resultados finales para la sección predicción . . . . .	44



# Capítulo 1

## Introducción

La Fibrilación Auricular Paroxismal (PAF) es una de las arritmias cardíacas más comunes en la práctica clínica, y aunque no se encuentra asociada a una elevada tasa de mortalidad, son las complicaciones secundarias (por ejemplo trombo embolismos), las que conllevan a un mayor riesgo para el paciente [4], [21].

En este contexto, si bien hay muchas formas de estabilizar un ritmo cardíaco afectado por una fibrilación auricular, una posibilidad fiable de pronóstico podría tener un alto interés clínico [31].

Dentro de los trabajos con mejores resultados en términos de pronóstico se encuentra el de [45]. En este trabajo, se definió que el número y el tiempo de los latidos auriculares prematuros pueden tener mucho valor en términos predictivos en inminentes episodios de fibrilaciones auriculares paroxísticas. Los autores utilizaron un sistema de pesaje exponencial donde se analizó el número y tiempo de latidos auriculares prematuros. En el método propuesto, es asignado un valor de peso mediante una escala específicamente diseñada para dar diferentes valores por cada latido prematuro, donde un alto peso indica que el registro corresponde a un pre-episodio de fibrilación auricular. Con esto los autores logran obtener una sensibilidad de 79% en la predicción [9].

Diversos trabajos se pueden encontrar en la literatura los cuales utilizan otras técnicas como la transformada rápida de Fourier (FFT) [44], [1] las cuales son utilizadas tanto para la detección de ondas específicas del electrocardiograma (ECG) como para la detección de ritmos.

Otros trabajos relacionados a la predicción de fibrilaciones auriculares paroxísticas se basan fundamentalmente en el análisis de la variabilidad del ritmo cardiaco, principalmente en las diferencias entre intervalos RR [10], [22], [39], [15].

Un procedimiento similar al método que proponemos es el que se presenta en [29]. En este trabajo se propone una Cadena de Markov que utiliza tres estados dependientes de la separación entre los intervalos RR (largo, corto y normal). Luego se genera una matriz de transición general en donde se supone que una alta variabilidad de los intervalos RR se puede relacionar con el inicio de un evento de fibrilación auricular (PAF).

Otros trabajos han propuesto que el incorporar nueva información a modelos de análisis de la variabilidad del ritmo cardiaco (como intervalo PR) enriquece la información sobre el funcionamiento del corazón antes de presentarse un episodio de fibrilación auricular. Patrones de este tipo poseen una gran relevancia para el pronóstico de esta patología [24], [19], [4]. Sin embargo, la detección de la onda P no es una tarea sencilla y ha sido objeto de diversos trabajos [9].

De acuerdo a estos antecedentes, el método que proponemos se basa en la idea de utilizar la información de los intervalos PR, integrándola a los clásicos intervalos RR en una Cadena de Markov que permita pronosticar de mejor forma la ocurrencia de las fibrilaciones.

De esta forma, nuestra hipótesis de investigación es utilizar una cadena de Markov en

cuya matriz de transición se incluya la información de los intervalos PR para mejorar el pronóstico de PAF. Para esto nuestro trabajo tendrá un doble objetivo que es: proponer un método de detección de la onda P e integrar esta información a la matriz de transición.

## 1.1. Presentación del Problema

El presente trabajo propone un método para el pronóstico de enfermedades cardiacas, específicamente para fibrilaciones auriculares. Este método se basa en el análisis de ritmos de una señal de ECG usando los intervalos RR y PR presentes en ella, esto mediante un algoritmo de baja complejidad donde es modelado como un proceso estocástico en una cadena de Markov discreta.

El objetivo principal de la metodología es poder anticiparse a un evento cardiaco catastrófico como las fibrilaciones auriculares, pronóstico basado en proyecciones generadas latido a latido. Para esto se utilizan las probabilidades de transición entregadas por las Cadenas de Markov, en ellas podemos observar la tendencia de la señal de padecer la patología o no, basándonos solo en los estados presentes.

La revisión bibliográfica en una primera etapa se basó en trabajos relacionados con el análisis y procesamiento de señales electrocardiográficas, fundamentalmente en detección de complejos QRS, detección de onda P e intervalos RR y PR. Luego se centró en los referentes al uso de Cadenas de Markov en el análisis de ECG para su post-tratamiento. Además se realizó una completa revisión de trabajos relacionados con la fibrilación auricular en las tres áreas del estado del arte como lo son: el monitoreo, el diagnóstico y el pronóstico, siendo este último centro de nuestra investigación.



### 1.1.1. Electrocardiograma

El estudio de la actividad eléctrica del corazón o electrocardiograma de un paciente, es de gran interés clínico ya que provee valiosa información del estado de salud del organismo [33], es por esto que en trabajos como [8], [26], [32], [23], se presenta la teoría en relación al procesamiento del ECG, se describe desde un punto de vista genérico las características más importantes de la señal electrocardiográfica o electrocardiograma, sus ondas componentes y sus intervalos. El principal método por el cual se extraen las características de patologías cardiacas para el diagnóstico es del análisis del electrocardiograma, donde el tiempo y la morfología son puntos clave en un post-tratamiento. Estos métodos detallan la adquisición de la señal ECG, además, se conciben las bases tanto físicas como fisiológicas del corazón y se describe cómo es la variabilidad de esta señal cuando presenta alguna patología, como la afecta y como se aprecia con respecto a su forma, además de los algoritmos que pueden definir estos estados y que pueden identificarlos.

En algunos trabajos como [7], se realiza un modelamiento de un electrocardiograma en base a una metodología estadística, enfatizando en la jerarquía fisiológica de la forma de onda y la importancia del control y el tiempo que describen las interacciones entre la diferentes sub unidades anatómicas del corazón.

### 1.1.2. Ondas P, Complejo QRS e intervalos RR y PR.

En la figura 1.1. se observa el ciclo completo de un ECG con todas las ondas componentes, aquí la onda P corresponde a la despolarización de la aurícula, luego le continua inmediatamente el complejo QRS, el cual está compuesto por las ondas Q, R y S lo que integra el complejo ventricular para la propagación de la onda de excitación a la musculatura de ambos ventrículos y al tabique interventricular, más tarde se aparece la onda T que corresponde a la expresión del proceso de repolarización de la musculatura del corazón.

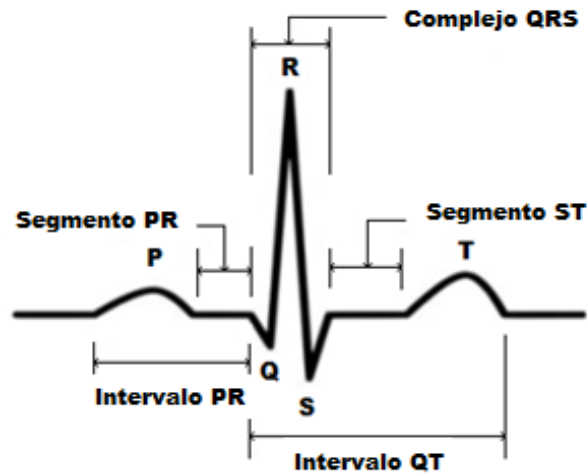


Figura 1.1: Ciclo completo electrocardiograma [24]

El electrocardiograma está constituido no sólo por estas ondas. Existen además ciertos intervalos que expresan momentos distintos de la activación y desactivación auricular y ventricular. Se pueden considerar 2 espacios corresponden a PQ, también denominado PR y QT. El espacio P-R o P-Q comienza al principio de la despolarización auricular y termina al principio del complejo ventricular QRS. A esa característica debe su dualidad de nombre: unas veces dicho complejo ventricular comienza con una Q muy nítida; en otras ocasiones, la onda Q no es perceptible y la primera onda del complejo ventricular es la R. Este espacio guarda la mayor relación con la fibrilación auricular y en conjunto al intervalo RR (que corresponde a la distancia entre ondas R de los diferentes latidos) pueden definir patrones fundamentales para el pronóstico de esta patología [30].

La detección de la onda P es muy importante tanto para la detección como para el pronóstico de importantes patologías cardiacas derivadas del funcionamiento auricular, como lo son la fibrilación auricular y el Flutter auricular. Estas patologías poseen una elevada tasa de recurrencia [9], además pueden provocar fenómenos cardioembólicos [16], pero son de muy difícil detección.

### 1.1.3. Cadena de Markov

El uso de este método estocástico es bastante masivo cuando se trata de modelado de procesos aleatorios, es así como en trabajos como [34], [37], [5], [2], se obtienen buenos resultados en los análisis derivados de ECG. Aunque el desarrollo de la mayoría de los trabajos se basa en la utilización de Modelos ocultos de Markov, la base de aplicación de los conceptos es similar, donde las fases son análogas con probabilidades de transición dadas para cada estado visible o inferido por observaciones.

En [2], la técnica utilizada se enfoca en una primera parte en la segmentación y clasificación de latidos del electrocardiograma, y en una segunda parte se trabaja con una serie de tópicos que hasta ese momento nunca se habían estudiado en otros trabajos, como lo son el modelamiento de formas de onda, segmentación y clasificación multicanal de latidos y una adaptación no supervisada del ECG.

El problema a desarrollar por la técnica de modelos ocultos de Markov, es cómo inferir una secuencia de estados de un proceso oculto al observador desde valores relacionados a otro proceso, que es una secuencia pero de observaciones, donde para un ECG la secuencia de estados sería la activación eléctrica del corazón que es la información deseada, y el proceso oculto es la propia señal de ECG.

El uso de Cadenas de Markov para realizar pronósticos no solo se observa en detección o pronóstico de patologías, sino que también se aplica en otras áreas clínicas como lo es el área de la psicológica [35]. Este tipo de procedimiento es utilizado para diagnóstico y tratamiento de conductas y procesos de aprendizaje.

#### 1.1.4. Pronóstico de Fibrilaciones Auriculares

Es de gran interés para la comunidad científica el hecho de anticiparse a eventos catastróficos como lo son ataques cardiacos y muertes súbitas (debido a fallas cardiacas). Es por ello que existe una gran cantidad de trabajos realizados en torno a este tema, donde muchos de ellos son citados y derivan de estudios realizados usando la base de datos de Physionet [28], esta se caracteriza por poseer una gran base de datos de registros fisiológicos de uso público, esta es una base de datos estándar, de libre uso, que permite la replicación de investigaciones. Es tanto el interés por este tema que Physionet, con el objetivo de estimular el avance del estado del arte en torno a problemas clínicamente significantes como la fibrilación auricular paroxismal (PAF), que en conjunto a la conferencia internacional de computer in cardiology creo una competición dedicada exclusivamente a monitoreo, pronóstico y diagnóstico de problemas derivados de la cardiología. Es por ello que en el 2001 la competición se desarrolló completamente basada en métodos automáticos para predecir el inicio de un fibrilación auricular paroxismal en ECG sin procesar [40].

Como se mencionó anteriormente, las divisiones de este concurso fueron monitoreo, detección y predicción de PAF, donde el trabajo ganador en la sección predicción fue realizado por WeiZong [45]. En este trabajo, se definió que el número y el tiempo de los latidos auriculares prematuros pueden tener mucho valor en términos predictivos en inminentes episodios de fibrilaciones auriculares paroxística. En su análisis los autores utilizaron un sistema de pesaje exponencial, el cual asigna un valor diferente para cada latido auricular, con respecto a un intervalo inmediatamente precedente a un episodio de PAF, donde un valor elevado en la asignación de pesos está dado por los latidos auriculares prematuros que ocurren en un tiempo cada vez más cercano a este, logrando una sensibilidad de 79 % en la predicción [10].

Otros trabajos con relación a la predicción de fibrilaciones auriculares paroxísticas se basan fundamentalmente en el análisis de la variabilidad del ritmo cardiaco, principalmente en las diferencias entre intervalos RR, es así como en [10], [22], [39], [29], [15], se trabaja con

este principio.

Una aproximación al método utilizado en este trabajo es el que se presenta en [29], donde se esgrime un modelo de cadena de Markov utilizando tres estados dependientes de la separación entre los intervalos RR (lago, corto y normal). Aquí se trabaja con el supuesto que una alta variabilidad de los intervalos RR (elevada cantidad de transiciones entre los estados), asume el inicio de un evento de fibrilación auricular.

También se encuentran trabajos con nuevos algoritmos, como el que se presenta en [42]. Este presenta un algoritmo muy simple llamado footprintanalysis, que intenta predecir un principio de fibrilación auricular paroxística desde un único canal de electrocardiograma de superficie. Su método está basado sobre la hipótesis que un sujeto que presente riesgo de sufrir una fibrilación auricular paroxismal, podría mostrar un patrón específico en los cambios de frecuencia cardiaca, el cual podría ser usado como predictor para identificar esta patología. Para cuantificar estos patrones de frecuencia cardiaca, se asigna de acuerdo a las diferencias sucesivas entre intervalos RR un valor que lo represente como igual, acelerado y desacelerado. Los números que representan cada patrón son 0, 1 y 2 y son específicos para cada frecuencia cardiaca. La estrategia es determinar cuál número tiene la mayor posibilidad de estar presente en el inicio de una fibrilación auricular paroxística.

El aumento de la tasa de enfermedades cardiacas tanto en Chile como en el mundo, ha llevado a incorporar nuevas técnicas de procesamiento para las señales, buscando mejorar la detección prematura de patologías. Con esto se pretende contribuir a una disminución de la mortalidad.

Uno de los principales inconvenientes en el procesamiento de todo tipo de señales fisiológicas, es principalmente la dificultad para extraer las características que reflejen con mayor detalle y fidedignamente sus condiciones, y con ello llegar a una mejor interpretación de las

mismas. Es por esto que la mejora en las técnicas existentes y la implementación de nuevas técnicas para un procesamiento avanzado de señales, nos abre nuevos horizontes para los métodos de pre y post-procesamiento.

## **1.2. Hipótesis del Trabajo**

Se puede predecir un episodio de fibrilación auricular paroxística mediante la formulación de una Cadena de Markov discreta basada en los intervalos RR y PR obtenidos desde un ECG.

## **1.3. Objetivos y Alcances**

### **1.3.1. Objetivos Generales**

Generar un algoritmo de pronóstico de fibrilaciones auriculares basada en Cadenas de Markov, mediante el análisis de ritmo dado por intervalos RR y PR en bases de datos estándar.

### **1.3.2. Objetivos Específicos**

- Realizar un algoritmo para la detección de ondas P.
- Determinar parámetros para la clasificación de ritmos.
- Realizar un algoritmo para observar las probabilidades de transiciones.
- Realizar un modelo basado en la clasificación de ritmos.
- Pronosticar fibrilaciones auriculares en base a cadenas de Markov.

### 1.3.3. Alcances y Limitaciones

El presente trabajo propone una nueva metodología para realizar pronósticos de fibrilaciones auriculares, mediante la implementación de un modelamiento basado en cadenas de Markov. Se busca analizar la factibilidad de realizar el pronóstico utilizando las bases de datos de Physionet de fibrilación auricular y PAF basándose en los registros de electrocardiograma presentes, procesando solo la derivación II.



# Capítulo 2

## Marco Teórico

Para el desarrollo de la investigación de la predicción de la PAF se utiliza la base de datos de Physionet creada para el concurso internacional de predicción de esta patología, además se utilizó la base de datos de Fibrilación Auricular para la validación de los resultados [28], la característica principal de estos registros electrocardiográficos es que poseen episodios espontáneos de la patología, en el caso de la base de datos PAF corresponde a 50 registros con 30 minutos de datos previos al episodio, y en el caso de la base de datos de fibrilación auricular corresponden a registros de larga duración con múltiples episodios de arritmias donde en muchos casos corresponden a PAF. Se continúa realizando la construcción de la cadena de Markov ergódica en base a las probabilidades de transición presentes basados en los intervalos RR y PR del ECG, con la cual se proyectará a estado estacionario o permanente la condición del registro y se evaluará si debe gatillarse alguna alerta.

### 2.1. Base de datos Physionet

#### 2.1.1. Descripción

El sitio de Physionet ofrece acceso a grandes colecciones de registros de señales fisiológicas (PhysioBank) además de software de código abierto (PhysioToolkit). Cada mes, alrededor de 45,000 visitantes de todo el mundo utilizan Physionet para la recuperación de cerca de 4



terabytes de datos [26].

También posee espacios de trabajo como PhysioNetWorks que están disponibles a los miembros de la comunidad Physionet, donde las obras que se encuentran en curso se preparan para que estén dispuestas al público en PhysioBank y PhysioToolkit una vez que son terminados.

### **2.1.2. Base de datos PAF (Paroxisnal Atrial Fibrillation)**

Se estableció la creación de esta base de datos para la competición organizada por la conferencia internacional Computer in Cardiology el 2001 específicamente, este concurso tuvo como objetivo desarrollar métodos automáticos para la predicción de la fibrilación auricular paroxística (PAF), y se compone de un conjunto de aprendizaje y un conjunto de prueba, tanto el primero como el segundo se ~~construyen~~ de manera similar, con 50 registros, en donde aproximadamente la mitad de los registros provienen de sujetos con PAF. Una parte del concurso consistió en identificar qué registro de cada par precede inmediatamente PAF.

Los resultados de este concurso se muestran en la sección resultados, ya que forman parte de la validación del método propuesto.

### **2.1.3. Base de datos de Fibrilación Auricular**

Esta base de datos incluye 25 registros electrocardiográficos de largo plazo los cuales incluyen episodios de fibrilación auricular (la mayoría paroxística).

Las grabaciones individuales poseen una duración de aproximadamente 10 horas, y contienen en algunos casos una y en otros dos derivadas de la señal de ECG, todas muestreadas a 250 muestras por segundo con una resolución de 12 bits en un intervalo de  $\pm 10$  milivoltios. Las grabaciones analógicas originales se hicieron en el Hospital Beth Israel de Boston utilizando grabadores de ECG ambulatorios con un ancho de banda de grabación típica de aproximadamente 0,1 Hz a 40 Hz [14].

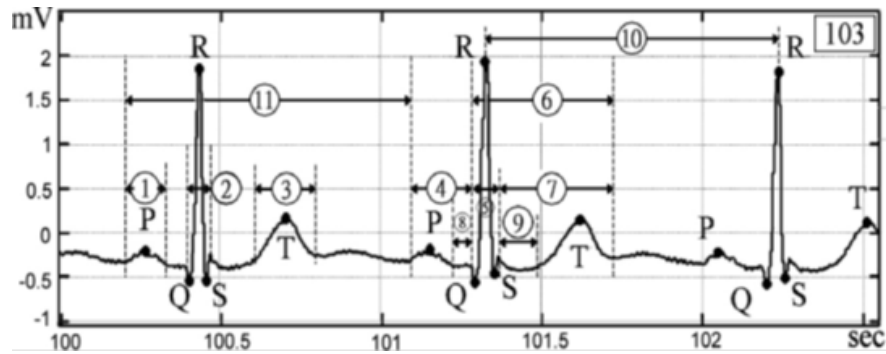


Figura 2.1: Forma de onda ECG: (1) Onda P; (2) Complejo QRS; (3) onda T; (4) Intervalo PR; (5) Intervalo QRS; (6) Intervalo QT; (7) Intervalo ST; (8) Segmento PR; (9) Segmento ST; (10) Intervalo R-R; (11) Ciclo Cardíaco. [43]

## 2.2. Electrocardiograma

El ECG es la señal en la cual se manifiesta la actividad eléctrica del miocardio en la superficie del cuerpo. Tradicionalmente, el ciclo del ECG se etiqueta utilizando las letras P, Q, R, S y T para las ondas individuales que la conforman y que dan origen al ciclo completo. La información más importante en la señal del ECG se concentra en la onda P, complejo QRS y la onda T.

Una representación de un ECG normal se presenta en la figura 2.1, donde se aprecian las diferentes ondas y características que conforman un ciclo completo. Teniendo esta información, el personal especializado puede utilizar los patrones que de aquí se extraen para diagnosticar con precisión patologías cardíacas de diferentes índoles, donde el desarrollado en esta investigación viene a apoyar su labor y con ello disminuir los posibles errores que se pudiesen presentar [26], [23], [7].

Algunas de las patologías más frecuentes en el área clínica son las que se enumeran a continuación, estas a su vez poseen la característica que se presentan con cambios de ritmo en el ciclo cardíaco.

### 2.2.1. Fibrilación Auricular

La fibrilación auricular es una de las arritmias más frecuente, su prevalencia es de alrededor del 0,5 % según la población en estudio y alcanza el 8 % para mayores de 80 años [11].

La mortalidad atribuible a la fibrilación auricular es independiente de variables como la hipertensión arterial, la cardiopatías isquémicas, la insuficiencia cardiaca y es significativamente mayor en la mujer [11]. En la génesis de la fibrilación auricular intervienen múltiples factores de carácter anatómico y funcional que condicionan la aparición de las anomalías electrofisiológicas que favorecen la instalación o perpetuación de la arritmia, según la información epidemiológica más importante que es la comunicada por el estudio de Framingham (proyecto de la National Heart, Lung and Blood Institute and Boston University), que evaluó más de 5000 pacientes en la ciudad de Framingham, Massachusetts y que presentó un seguimiento por más de 20 años,

La clasificación principal de la fibrilación auricular se presenta de manera heterogénea, aunque se han propuesto varias clasificaciones y variados términos, sin embargo, el informe de la Task Force recomienda una clasificación basada en la simplicidad y la relevancia clínica [23]. En general se deberá distinguir un primer episodio, aunque puedan existir dudas respecto a la duración de los episodios previos no detectados, luego la clasificación será:

- Paroxística: se designa así a la fibrilación auricular que se presenta con episodios de corta duración (segundos, minutos u horas) que se interrumpen espontáneamente.
- Persistente: generalmente se prolonga por días (7 o más), meses o años; en este caso la arritmia sólo se interrumpe por medicación o por cardioversión eléctrica.
- Permanente: se designa así cuando por decisión médica no se intentó la reversión de la arritmia o esta no revirtió con la terapia administrada, o bien cuando luego de una o varias cardioversiones se decide no continuar.
- Recurrente: si hubo dos o más episodios. (Las formas paroxísticas y persistentes pueden

ser recurrentes).

Cabe destacar que esta terminología se aplica a los episodios de FA que duran más de 30 segundos y no se relacionan con causas reversibles. Cuando existen causas reversibles, la FA se considera en forma separada, dado que la recurrencia es poco probable una vez que se resuelve la condición de base y se produce la reversión de la FA.

Para promover la investigación en esta patología, en el año 2001 la conferencia científica internacional de Computers in Cardiology en conjunto con la base de datos estándar Physionet propusieron un concurso abierto a la comunidad científica. El concurso se basó en monitoreo, detección y predicción de Fibrilaciones auriculares paroxística.

### **2.2.2. Flutter Auricular**

Corresponde a una arritmia de alta frecuencia auricular. Esta es producida por la recirculación de un impulso eléctrico, lo que produce la característica de la elevada frecuencia cardiaca (generalmente cercana a 300 latidos por minutos). En algunos casos el Flutter no produce síntomas y cuando éstos aparecen el más frecuente son las palpitaciones. También se puede sentir disnea o sensación de falta de aire y cansancio. Otros síntomas más graves, pueden ser consecuencia del fracaso de la función de bomba del corazón o por la presencia de una enfermedad cardiaca o pulmonar subyacente incluyen hipotensión, dolor en el pecho y síncope (pérdida súbita del nivel de conciencia).

### **2.2.3. Ritmo Sinusal**

Ritmo sinusal es el término utilizado en medicina para describir un ritmo normal del corazón, este se caracteriza por una frecuencia de entre 60 y 100 latidos por minuto. Esta representa el electrocardiograma de un sujeto normal o con ciertas patologías, el cual debe cumplir con los conceptos expuestos en el apéndice A.

#### **2.2.4. Bradicardia Sinusal**

La bradicardia sinusal puede deberse a un tono vagal excesivo o a la disminución del tono simpático, por efecto de medicamentos o por alteraciones anatómicas del nódulo sinusal. La bradicardia sinusal asintomática aparece con frecuencia en adultos jóvenes sanos, particularmente en atletas bien entrenados, y su prevalencia disminuye al avanzar la edad.

La mayor parte de las bradicardias sinusales son arritmias benignas y pueden ser beneficiosas porque hacen que el período de diástole sea más largo y aumente el tiempo de llenado ventricular. La bradicardia sinusal habitualmente es transitoria y se produce cuando el nódulo sinusal descarga a una frecuencia menor de 60 latidos/min. Las ondas P tienen un contorno normal y aparecen antes de cada complejo QRS, habitualmente con un intervalo PR constante y mayor de 120 ms. Con frecuencia se asocia a arritmia sinusal.

#### **2.2.5. Flutter Ventricular**

Se denomina Flutter Ventricular cuando la frecuencia cardíaca es muy rápida (mayor de 200 lat./min.) y el electrocardiograma registra un patrón continuo, regular en zig-zag, sin una clara definición de los complejos QRS ni las ondas T. Es un estado de emergencia eléctrica intermedia entre la taquicardia ventricular y la fibrilación ventricular. El tratamiento es similar a la fibrilación ventricular.

#### **2.2.6. Taquicardia Sinusal**

La taquicardia en el adulto se define como una frecuencia mayor de 100 latidos/min. Durante la taquicardia sinusal el nódulo sinusal muestra una frecuencia de descarga entre 100 y 180 latidos/min, aunque puede ser mayor con el ejercicio extremo. La frecuencia cardíaca máxima que se consigue durante la actividad física muy intensa disminuye con la edad desde cerca de 200 latidos/min hasta menos de 140 latidos/min. La taquicardia sinusal generalmente tiene un inicio y terminación graduales. El intervalo PP puede variar ligeramente de un ciclo a otro. Las ondas P tienen un contorno normal, aunque pueden presentar una amplitud mayor

y la onda se puede hacer acuminada. Aparecen antes de cada complejo QRS con un intervalo PR estable salvo que se produzca un bloqueo AV asociado.

### 2.3. Detección Onda P

Como se mencionó anteriormente, el electrocardiograma es el registro de la actividad eléctrica del miocardio en la superficie de la piel, este consiste en una secuencia de ondas establecidas: onda P, complejo QRS y onda T, las cuales están asociadas a cada latido. El ECG ha sido usado extensamente para la evaluación de desórdenes cardiacos [17].

Existen números métodos en la literatura enfocados en la detección del complejo QRS [19], el cual presenta una amplitud significativamente mayor a las demás ondas, lo que lo hace característico y de fácil detección. Sin embargo la detección de la onda P, se hace mucho más compleja, debido a varias razones como son su baja amplitud, baja relación señal a ruido, morfología variable y su posible superposición con el complejo QRS [24].

La detección de la onda P es muy importante tanto para la detección como para el pronóstico de importantes patologías cardiacas derivadas del funcionamiento auricular, como lo son la fibrilación auricular y el Flutter auricular. Estas patologías poseen una elevada tasa de recurrencia [9], además pueden provocar fenómenos cardioembólicas [16].

En la literatura se pueden encontrar varias metodologías para la detección de la onda P. En [12] se realizó un análisis de onda P donde se examinaron medidas como duración y posición de los complejos QRS en base a grabaciones de ECG de alta resolución en las 12 derivadas. Esto permite reducir de mejor manera el ruido en la señal sin perder información. Otra técnica se propuso en [38] denominada MMD, que se basa en un detector desarrollado sobre la localización de puntos fiduciales en el ECG. Cada uno de estos puntos es asociado a las ondas características como lo son el complejo QRS, la onda P y la onda T. Otro trabajo fue desarrollado en [25]), en el cual se usa una clasificación de las ondas P y T mediante una máquina de soporte vectorial (SVM).

En [4] se reporta un análisis basado en la delineación morfológica de la onda P, el cual

se realiza en 2 etapas: (i) la detección del complejo QRS; (ii) el modelamiento de la onda P usando análisis wavelet y la detección de la onda P usando un modelo oculto de Markov.

En [17], se detectaron peaks y valles en la señal de ECG mediante el uso de un algoritmo de extracción de puntos significativos. Dado que la duración de la onda P cambia de acuerdo a la frecuencia cardíaca, se procede a una detección del peak R y el cálculo del intervalo RR, con el cual se designa un umbral para la determinación tanto del peak, además del inicio y fin de la onda P.

Por último, el método propuesto en [13] introduce una ventana de trabajo la cual se extiende desde 240 a 400 ms antes del complejo QRS. La presencia de la onda P es determinada basándose en los criterios de: (i) amplitud y la primera derivada, (ii) solamente primera derivada, (iii) y primera y segunda derivada.

## 2.4. Cadena de Markov

La medicina en general se trata de una ciencia no exacta, por lo cual, para la evaluación de un paciente se hace necesario integrar una gran cantidad de información pero de todas formas no podría garantizarse un diagnóstico certero. Es aquí donde el uso de las probabilidades viene a subsanar la incertidumbre presente tanto el proceso diagnóstico como terapéutico y brinda un método para su cuantificación [37].

Las cadenas de Markov se encuentran dentro de los métodos de modelamiento de procesos estocásticos. Los métodos para procesos estocásticos son modelos matemáticos que describen el comportamiento de un sistema dinámico, sometido a un fenómeno de naturaleza aleatoria [2]. La presencia de un fenómeno aleatorio hace que el sistema evolucione según un parámetro, que normalmente es el tiempo ( $t$ ). Así, al realizar una serie de observaciones del proceso, en diferentes ocasiones y bajo idénticas condiciones, los resultados de las observaciones serán, en general, diferentes [5]. Por esa razón para describir el comportamiento del sistema es necesario definir una variable aleatoria  $X(t)$ , que represente una característica medible de los distintos estados que puede tomar el sistema según sea el resultado del fenómeno aleatorio,

y su correspondiente probabilidad de estado asociada  $px(t)$ .

Luego el proceso estocástico queda definido por el conjunto:

$$X(t), px(t), t$$

En esencia, una cadena es un proceso en tiempo discreto en el que una variable aleatoria  $X_n$  va cambiando con el paso del tiempo. Las cadenas de Markov tienen la propiedad de que la probabilidad que  $X_n = j$ , sólo depende del estado inmediatamente anterior del sistema:  $X_{n-1}$ .

$$P(X_n = j/X_{n-1} = i_0, X_{n-2} = i_1, X_{n-3} = i_2, \dots, X_0 = K) = P(X_n = j/X_{n-1} = i_0) \quad (2.1)$$

Para una cadena homogénea donde todas las probabilidades son las mismas en cada paso y no dependen del tiempo, se tiene que para  $m$  posibles estados  $E_1, E_2, \dots, E_m$  se puede introducir la notación.

$$p_{ij} = P(X_n = j/X_{n-1} = i) \quad (2.2)$$

Donde  $i, j = 1, 2, \dots, m$ . Si  $p_{ij} > 0$  entonces se dice que el estado  $E_i$  puede comunicar con  $E_j$ . La comunicación puede ser mutua si además  $p_{ji} > 0$ .

Para cada  $i$  fijo, la serie de valores  $p_{ij}$  es una distribución de probabilidad, ya que en cualquier paso puede ocurrir alguno de los sucesos  $E_1, E_2, \dots, E_m$ , considerados mutuamente excluyentes. Los valores  $p_{ij}$  se denominan probabilidades de transición que satisfacen la condición [2].

$$p_{ij} > 0$$

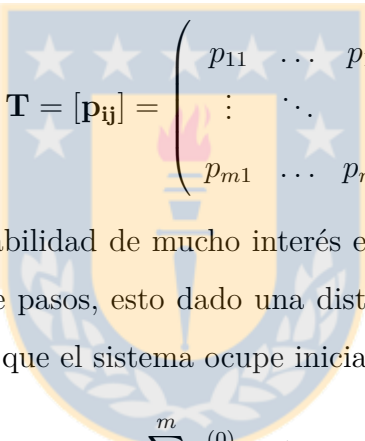


(2.3)

$$\sum_{j=1}^m p_{ij} = 1, \forall i$$

(2.4)

Todos estos valores se combinan formando una matriz de transición  $\mathbf{T}$ , donde:


$$\mathbf{T} = [\mathbf{p}_{ij}] = \begin{pmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{m1} & \cdots & p_{mm} \end{pmatrix}$$

De esta matriz, una probabilidad de mucho interés es la de pasar a cualquier estado  $E_i$  después de una cantidad  $n$  de pasos, esto dado una distribución de probabilidades  $p_i^{(0)}$  que representa la probabilidad de que el sistema ocupe inicialmente el estado  $E_i$ , de modo que:

$$\sum_{i=1}^m p_i^{(0)} = 1$$

Ahora si denominamos  $p_j^{(1)}$  a la probabilidad de alcanzar  $E_j$  en un solo paso, entonces por el teorema de la probabilidad total se tiene que:

$$p_j^{(1)} = \sum_{i=1}^m p_i^{(0)} p_{ij}$$

Para formular estas expresiones de manera vectorial se deben crear dos vectores fila  $p^{(0)}$  y el  $p^{(1)}$ , los cuales están dados por las probabilidades, es así como:

$$p^{(0)} = (p_1^{(0)}, \dots, p_m^{(0)})$$

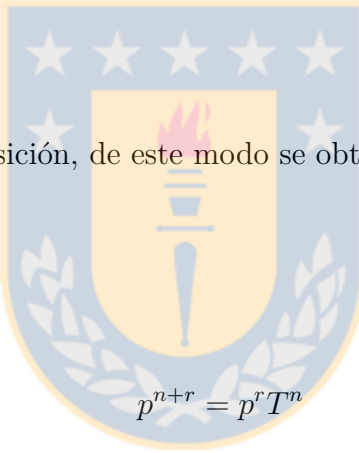
y

$$p^{(1)} = (p_1^{(1)}, \dots, p_m^{(1)})$$

Donde  $p^{(0)}$  es la distribución de probabilidades iniciales y  $p^{(1)}$  es la probabilidad de que se alcance cada uno de los estados  $E_1, \dots, E_m$  después de un paso. Con esta notación se puede expresar:

$$(2.5) \quad p^{(1)} = [p_j^{(0)}] = \left[ \sum_{i=1}^m p_{ij} \right] = p^{(0)}T$$

Donde  $T$  es la matriz de transición, de este modo se obtiene de manera general:



$$(2.6) \quad p^{n+r} = p^r T^n$$

Ahora si lo que deseamos es observar las probabilidades de transición en un régimen permanente es decir cuando  $n \rightarrow \infty$ , definimos  $p_{ij}^{(n)}$  como la probabilidad de que la cadena se encuentre en el estado  $E_j$  después de  $n$  pasos, dado que la cadena empezó en el estado  $E_i$ , se tiene que:

$$p_{ij}^{(n)} = \sum_{k=1}^m P\left(X_n = j, X_{n-1} = k / X_0 = i\right)$$

(2.7)

Si utilizamos las propiedades de los conjuntos para tres posibles sucesos A, B y C:

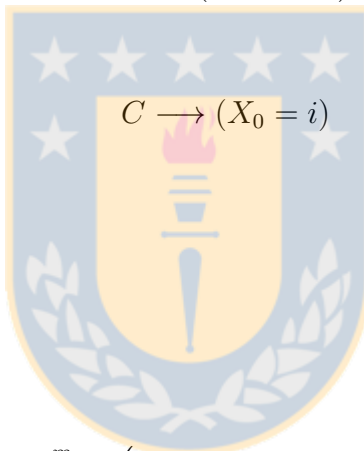
$$P\left(A \cap \frac{B}{C}\right) = P\left(\frac{A}{B} \cap C\right)P\left(\frac{B}{C}\right)$$

Y sustituimos.

$$A \longrightarrow (X_n = j)$$

$$B \longrightarrow (X_{n-1} = k)$$

$$C \longrightarrow (X_0 = i)$$



Entonces.

$$p_{ij}^{(n)} = \sum_{k=1}^m P\left(X_n = j, X_{n-1} = k / X_0 = i\right)$$

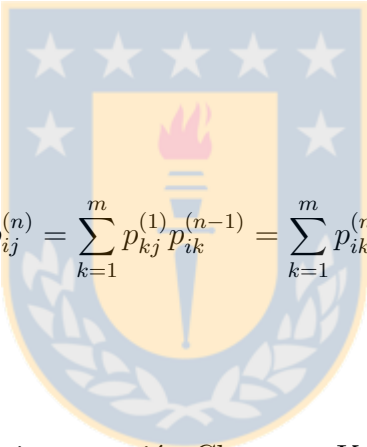
(2.8)

$$p_{ij}^{(n)} = \sum_{k=1}^m P\left(X_n = j, X_{n-1} = k / X_0 = i\right)P\left(X_{n-1} = k, X_0 = i\right)$$

(2.9)

$$p_{ij}^{(n)} = \sum_{k=1}^m P\left(X_n = j, X_{n-1} = k\right) P\left(X_{n-1} = k, X_0 = i\right)$$

(2.10)


$$p_{ij}^{(n)} = \sum_{k=1}^m p_{kj}^{(1)} p_{ik}^{(n-1)} = \sum_{k=1}^m p_{ik}^{(n-1)} p_{kj}^{(1)}$$

(2.11)

A esta relación se le denomina ecuación Chapman-Kolmogorov, de donde se obtiene que

$$[p_{ij}^{(n)}] = T^n$$

Que corresponde a la probabilidad de régimen permanente para el sistema en estudio.

Las Cadenas de Markov pueden clasificarse en cadenas ergódicas y no ergódicas. Esta clasificación de cadenas homogéneas se basa en la posibilidad o no que estas puedan ser reducibles o separables en cadenas más pequeñas, para el estudio de su comportamiento en los llamados regímenes transitorios y permanentes.

Se dice que un estado  $j$  es accesible desde otro estado  $i$  si se cumple que para algún paso  $n \geq 1$  la probabilidad  $p_{ij}^{(n)} > 0$ . Esto significaría que es posible pasar desde un estado  $i$  al estado  $j$  luego de un número  $n$  de transiciones. De esto nacen las diferencias entre clases

recurrentes y estados absorbentes. Para la primera observamos que la probabilidad de que la cadena se encuentre en un estado cualquiera después de infinitas transiciones es positiva. Un caso especial de clase recurrente lo constituyen los estados absorbentes que son aquellos estados que una vez que la cadena los ha alcanzado no pueden ser abandonados. Dicho todo esto podemos dar formalmente la definición de cadenas ergódicas y no ergódicas.

### 2.4.1. Cadenas Homogéneas y no Homogéneas

Los estados de una cadena de Markov dependen de la naturaleza del sistema en el que se trabaja, donde la probabilidad condicional de transición se expresa como:

$$P\{X(t + \Delta t) = j / X(t) = i\} = P_{ij}(t, t + \Delta t)$$

Por lo tanto, se define una cadena de Markov como homogénea cuando la probabilidad de transición del estado  $i$  al  $j$  en cualquier instante  $t$  solo depende de la diferencia  $\Delta t$ , es decir:

$$P_{ij}(t, t + \Delta t) = P_{ij}(\Delta t), \forall \geq 0$$

Y es no homogénea en caso contrario [34].

### 2.4.2. Cadenas Ergódicas

Un estado bastante importante es aquel que es recurrente, no nulo y aperiódico. Los estados ergódicos son importantes en la clasificación de cadenas y para probar la existencia de distribuciones de probabilidad límite. En ella todos sus estados se comunican en algún instante dado, es decir forman una clase recurrente. El estudio del comportamiento de las cadenas ergódicas en estado estacionario, es decir, cuando  $n \rightarrow \infty$ , es un punto importante ya que dentro de dicho régimen la cadena encuentra la llamada condición de equilibrio estocástico, lo cual significa que sus probabilidades de estado llegan a ser estables en el tiempo.

Esto se demuestra evaluando la matriz de probabilidades de transición  $P(n)$  cuando  $n$  tiende a  $\infty$ , es decir:

$$\lim \mathbf{P}(\mathbf{n}) = \lim_{\mathbf{n} \rightarrow \infty} \mathbf{P}^{\mathbf{n}} = \begin{pmatrix} p_0 & \dots & p_j & \dots & p_m \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_0 & \dots & p_j & \dots & p_m \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_0 & \dots & p_j & \dots & p_m \end{pmatrix}$$

Donde el límite  $(P)^n$  entrega el vector de probabilidades en estado estacionario dado por:

$$(P)^n = [p_0 \dots p_j \dots p_m]$$

### 2.4.3. Cadenas no Ergódicas.

Una cadena es no ergódica cuando no todos sus estados se comunican, es decir, la cadena es separable en un conjunto de clases. Dentro de las cadenas no ergódicas merecen especial atención las cadenas del tipo absorbente, las cuales pueden ser separadas en:

1. Uno o varios estados absorbentes.
2. Uno o varios estados no absorbentes, desde los cuales se puede acceder a por lo menos un estado absorbente

El estudio del comportamiento de las cadenas no ergódicas en el régimen permanente, queda caracterizado por el estudio del comportamiento de sus clases recurrentes como cadenas ergódicas recurrentes [5]. Sin embargo, el estudio de este tipo de cadenas posee un análisis particular, ya que, si bien se trabaja con la matriz de transición  $P$ , esta debe ser reagrupada en cuatro sub matrices, constituyendo lo que se conoce como: forma canónica o estándar [37]. Para un proceso cualquiera dicha forma es:

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} I & 0 \\ A & N \end{pmatrix}$$

Donde:

- Matriz identidad (I): cada elemento representa la probabilidad de permanecer en un estado absorbente en un paso.
- Matriz nula (0): cada elemento representa la probabilidad de pasar de un estado absorbente a uno no absorbente en un paso.
- Matriz de estados absorbentes (A): cada elemento representa la probabilidad de ser absorbido (pasar de un estado no absorbente a uno absorbente) en un paso.
- Matriz de estados no absorbentes (N): cada elemento representa la probabilidad de no ser absorbido (pasar de un estado no absorbente a otro no absorbente) en un paso.

#### 2.4.4. Coeficiente de Ergodicidad.

El coeficiente de Ergodicidad es una importante regla en el estudio de las cadenas de Markov, el cual nos garantiza la convergencia de nuestro sistema en una distribución de estado estacionario.

De acuerdo a lo presentado anteriormente podemos concluir que para cualquier tiempo  $n$  y para cualquier Cadena de Markov finita con matriz de transición  $T$ , se obtiene el parámetro  $K_{erg}(n)$  definido por:

$$K_{erg}(n) = \frac{1}{2} \left( \max_{i,j=1,\dots,k} \sum_{m=1}^k |(p_{im})_n - (p_{jm})_n| \right)$$

Donde:

$$(p_{im})_n = P\{x_n = x(m) / x_1 = x(i)\} = T_{im}^n$$

La probabilidad de ir desde el estado inicial  $x_1 = x(i)$  a el estado  $x_n = x(m)$  después de  $n$  pasos. Este índice es condición suficiente y necesaria para determinar convergencia de una matriz.

Este coeficiente de ergodicidad  $K_{erg}$  asigna un valor real a cualquier matriz de transición  $T$  cumpliendo las siguientes propiedades.

1.  $0 \leq K_{erg} \leq 1$ ;

2.  $K_{erg} = 0$  si y solo si  $\text{rango}(T) = 1$ ,  $T =$  Matriz de transición.





# Capítulo 3

## Metodología

La metodología propuesta utiliza registros electrocardiográficos reales. Estos registros son analizados y evaluados mediante la medición de los intervalos RR y PR, información incorporada a un modelo de Cadena de Markov, este modelo identifica diferentes estados para cada ECG dependiendo del ritmo presente.

La característica principal de los registros obtenidos desde la base de datos de PAF, es que sus registros electrocardiográficos son precedentes a un episodio de fibrilación auricular. Todos estos registros tiene una duración de treinta minutos y están destinados a la evaluación de la predictibilidad de esta patología utilizando las diferente metodologías expuestas en [27].

### 3.1. Detección onda P

En la figura 1.1., se observa el ciclo completo de las ondas pertenecientes al ECG, donde la onda P, corresponde a la despolarización de la aurícula, el complejo QRS a la despolarización de los ventrículos y por último la onda T que corresponde a la repolarización de los ventrículos [3].

El algoritmo de detección de onda P y complejo QRS que se propone trabaja sobre una señal de ECG como la que se muestra en la figura 3.1. Las señales usadas poseen una frecuencia de muestreo de 360 y 250 muestras por segundo para las bases de datos de arritmia

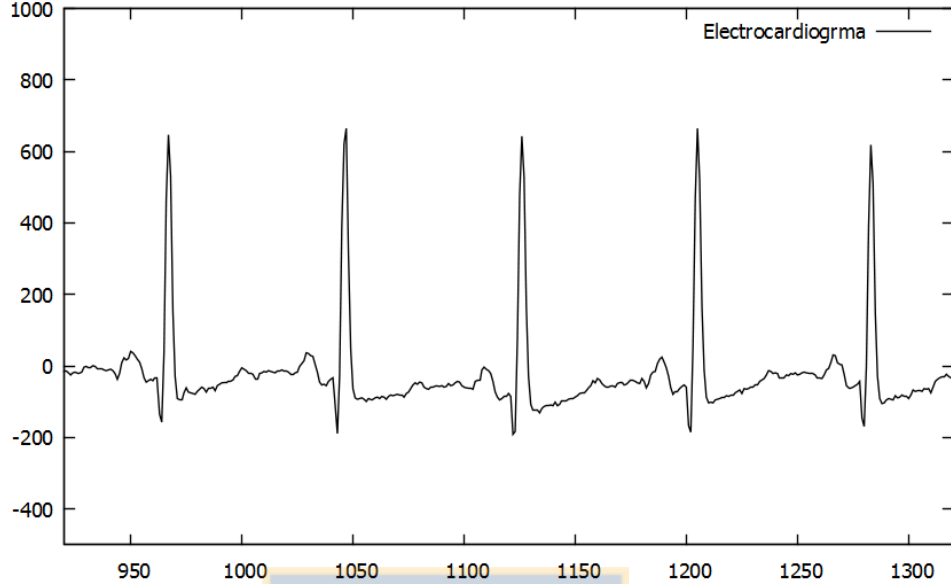


Figura 3.1: Señal de ECG con ritmo sinusal libre de ruido, obtenida desde la base de datos de ritmo sinusal del MIT-BIH Physionet a modo de ejemplo. [14]

y fibrilación auricular y de ritmo sinusal normal respectivamente [14]. Estas señales fueron utilizadas para el set de control y de prueba del algoritmo de detección de onda P. Para ello se destinaron 30 registros, 10 de cada base de datos para set de control y 1463 latidos elegidos al azar desde estas 3 bases de datos, para el set de prueba. Las señales se trabajaron con una ventana móvil de 300 ms que hace referencia a la distancia desde el peak del complejo QRS hasta el peak de la onda T, lo que garantiza que dentro de la ventana móvil solo existan dos máximos, los referentes al complejo QRS y a la onda P [6].

### 3.2. Intervalos RR y PR

Las principales características que definen un ritmo cardiaco normal se encuentran en el intervalo RR y PR, parámetros que definen la sincronización que posee el corazón y que se ven afectados en presencia de una fibrilación auricular.

El intervalo RR corresponde a la distancia que separa a cada onda R de la señal de ECG,

esta onda pertenece al complejo QRS de la señal de ECG y corresponde a la despolarización ventricular [3].

El intervalo PR se mide desde el inicio de la onda P hasta el inicio del complejo QRS y refleja el tiempo de la conducción auriculo-ventricular, es decir, el tiempo necesario para realizar la despolarización auricular [41].

El proceso que genera la detección de la onda P y complejo QRS recorre la señal de ECG, guardando los valores máximos locales en la ventana móvil, obteniendo la señal que se observa en línea segmentada en la figura 3.2.(en un inicio no hay detección debido al tiempo necesario para generar la información para el pronóstico).

Se analiza esta señal generada mediante un proceso recursivo en el cual se obtiene la diferencia entre muestras (de la señal de valores máximos) consecutivas dada por la ecuación denominada pendiente.

$$pendiente_i = \frac{muestra_i - muestra_{i-1}}{tiempo_i - tiempo_{i-1}}$$

Donde  $tiempo_i - tiempo_{i-1} = 1$  esto debido a que la señal esta constituida en tiempo discreto, por ende la diferencia entre muestras es considerado como 1.

Luego de este proceso se obtiene la señal que se observa en figura 3.3.

Se analizan los valores positivos de esta señal, los cuales corresponderían al complejo QRS (mayor pendiente positiva) y onda P (menor pendiente positiva). El complejo QRS es utilizado como referencia para la detección de la onda P, (para asegurar que la menor pendiente positiva corresponda a onda P) figura 3.4.

Una vez que se identifican tanto la onda R como la P, se evalúan las distancias entre ondas R, formando la serie temporal de intervalos RR y la distancia entre P y R formando la serie temporal de intervalos PR.

El método descrito anteriormente se puede resumir en el siguiente pseudocódigo para detección de onda P:

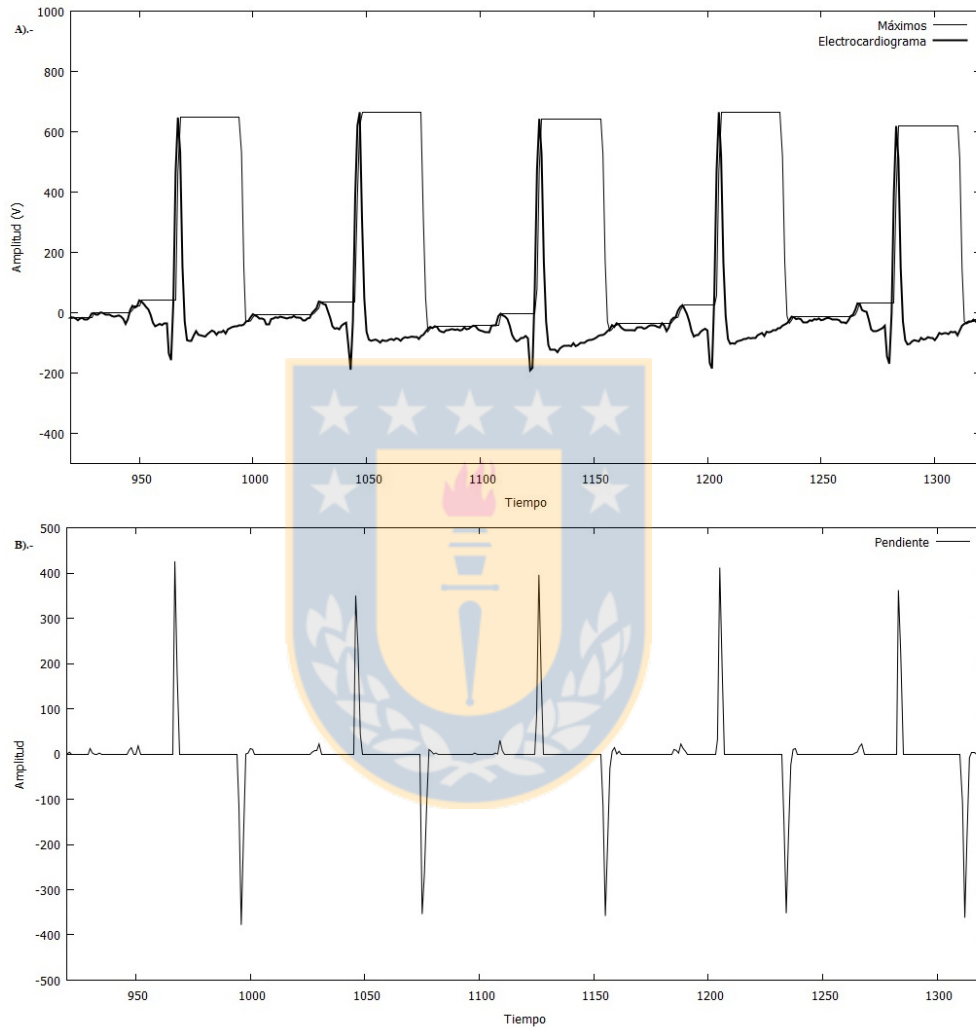


Figura 3.2: A) Señal de ECG superpuesta a la señal de la ventana móvil. B) Gráfica de pendientes obtenidas a partir de A)

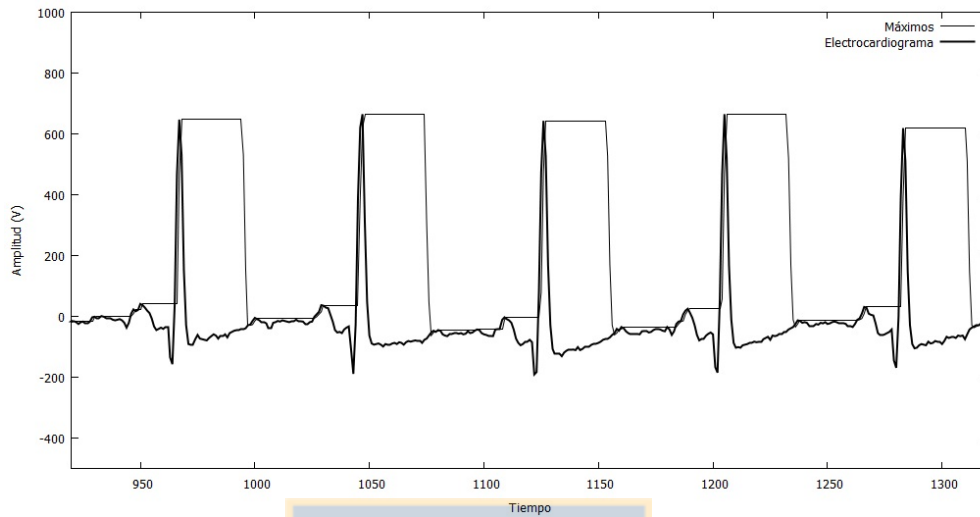


Figura 3.3: En línea gruesa se observa la señal de ECG y en línea delgada la señal obtenida a través de la ventana móvil.[Elaboración propia]

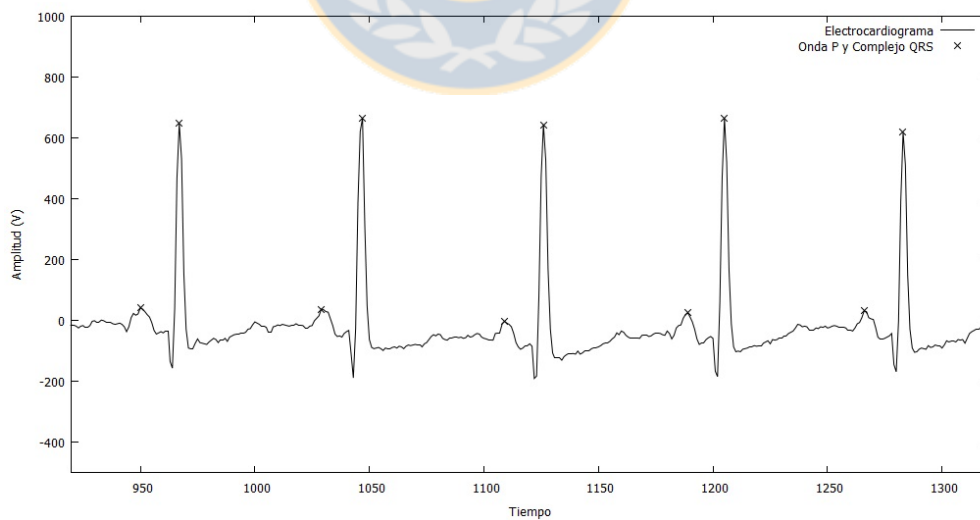


Figura 3.4: Cruz denota la posición del complejo QRS y onda P.[Elaboración propia]

Arrays:

Data /\*Registro electrocardiográfico muestreado\*/

Máximos /\*Máximos locales ventana móvil.\*/

Pendiente /\*Máximos [i]-Máximos [i-1]\*/

Pend\_pos /\*Guarda pendientes\*/

Pos\_maximos /\*Posición del complejo QRS\*/

Pos\_P /\*Posición onda P\*/

Amp\_compl /\*Amplitud del complejo QRS\*/

Amp\_P /\*Amplitud ondaP\*/

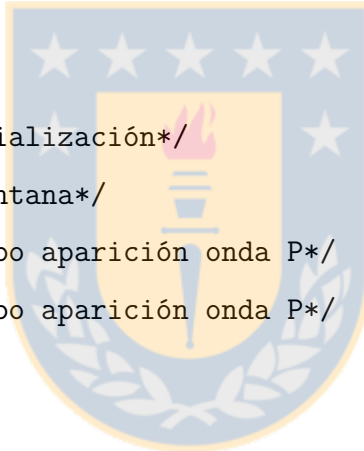
Tiempos:

Tiempo\_ini /\*Tiempo inicialización\*/

Ancho\_vent /\*Ancho de ventana\*/

Tiempo\_min /\*Minimo tiempo aparición onda P\*/

Tiempo\_max /\*Máximo tiempo aparición onda P\*/



1. INICIO

2. PARA CADA muestra en Data[] HACER

3. MIENTRAS muestra es mayor que Tiempo\_ini ENTONCES

4. Se genera una ventana móvil Ancho\_vent

5. Se guarda en Máximos[] la mayor muestra

6.  $C$  = promedio de las muestras en primera ventana móvil

7. Se calcula pendiente

8. SI muestra actual es  $< 90\%$  de  $C$  y muestra anterior es  $> 90\%$  de  $C$  ENTONCES

9. Pend\_pos[] guarda pendientes positivas

```

10.          E = promedio Pend_pos []
11.      FIN SI
12.      SI muestra es mayor a dos veces Tiempo_ini ENTONCES
13.          SI pend_pos[] es > 50% de E ENTONCES
14.              Pos_maximos[] guarda posición de complejo QRS
15.              Amp_compl guarda amplitud de complejo QRS
16.              SI Pos_maximos[] existe ENTONCES
17.                  SI pend_pos[] > 0 entre tiempo_min y tiempo_max ENTONCES
18.                      Pos_P[] guarda posición onda P
19.                      Amp_P[] guarda posición onda P
20.              FIN SI
21.          FIN SI
22.      FIN SI
23.  FIN SI
24.  FIN MIENTRAS
25.  FIN PARA
26.  FIN

```



### 3.3. Método de pronóstico propuesto

La generación de los estados correspondientes a las variaciones de los intervalos RR y PR representan información fiable para una posible predicción de esta patología [29], [9], [17], [18], [20], [33], [39].

Se establece que los intervalos RR y PR se agruparán en tres tipos de intervalos cada uno, y están dados por normal, cortó y largo. Se llama intervalo corto a aquellos que no exceden el 85% del intervalo promedio, y largo a aquellos que exceden el 115% y en otro caso se clasifica como normal. El intervalo promedio se calculó mediante las fórmulas obtenidas de

[45]:

$$RR_{mean}[i] = 0,75 \cdot RR_{mean}[i - 1] + 0,25 \cdot RR[i]$$

$$PR_{mean}[i] = 0,75 \cdot PR_{mean}[i - 1] + 0,25 \cdot PR[i]$$

En estas fórmulas recursivas se tiene que  $RR[i]$  y  $PR[i]$ , son los intervalos actuales [29].

La combinación de estos parámetros genera siete estados, los cuales toman como referencia para un ritmo normal un intervalo RR normal (establecido bajo el criterio de especialistas). El pronóstico basado en la Cadena de Markov se fundamenta en la construcción de una cadena ergódica definida por los estados que se muestran en la Cuadro 3.1.

Una vez definidos estos estados se genera la llamada matriz de transición (T), la cual posee la siguiente estructura.

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} p_{AA} & p_{AB} & p_{AC} & p_{AD} & p_{AE} & p_{AF} & p_{AG} \\ p_{BA} & p_{BB} & p_{BC} & p_{BD} & p_{BE} & p_{BF} & p_{BG} \\ p_{CA} & p_{CB} & p_{CC} & p_{CD} & p_{CE} & p_{CF} & p_{CG} \\ p_{DA} & p_{DB} & p_{DC} & p_{DD} & p_{DE} & p_{DF} & p_{DG} \\ p_{EA} & p_{EB} & p_{EC} & p_{ED} & p_{EE} & p_{EF} & p_{EG} \\ p_{FA} & p_{FB} & p_{FC} & p_{FD} & p_{FE} & p_{FF} & p_{FG} \\ p_{GA} & p_{GB} & p_{GC} & p_{GD} & p_{GE} & p_{GF} & p_{GG} \end{pmatrix}$$

La ventana móvil (la cual necesita la generación de 300 estados para iniciar los cálculos) fue definida como la mayor ventana para visualizar de mejor manera la evolución del sistema sin perder información y evitar aleatoriedad entre las transiciones establecidas en las series temporales generadas.

Para obtener las probabilidades de transición en estado estacionario de la Cadena de Markov, se evaluó cada matriz de transición multiplicándola por si misma hasta que las probabilidades permanezcan estables.

Para calcular el número suficiente de transiciones y definir un exponente de la matriz de transición, se evalúa el coeficiente de Ergodicidad ( $K_{erg}$ ), con este parámetro se asegura



Ritmo	Estado Generado	Clasificación (según formulas)
Normal	A	RR normal
		PR normal
Patológico	B	PR corto
		PR largo
		RR corto
		PR largo
	C	RR largo
		PR normal
	D	RR largo
		PR largo
	E	RR corto
		PR corto
F	RR corto	
	PR normal	
G	RR largo	
	PR corto	

Cuadro 3.1: Clasificación de estados presentes en el sistema

la convergencia de nuestro sistema cuando las probabilidades de transición para un mismo estado, en una misma columna, sean aproximadamente iguales es decir  $K_{erg} \rightarrow 0$ . El método descrito anteriormente se puede resumir en el siguiente pseudocódigo para el pronóstico:

Arrays:

RR\_interval /\*Intervalo RR actual\*/

PR\_interval /\*Intervalo PR actual\*/

RRmed /\*Intervalo RR promedio\*/

PRmed /\*Intervalo PR promedio\*/

```

RRnorm /*Intervalo RR normalizado*/
PRnorm /*Intervalo PR normalizado*/
Secuencia /*Serie temporal*/
T[] [] /*Matriz de transicion*/
Ancho_vent /*Ancho de ventana*/
Ventana /*Ventana móvil*/
Prob_normal /*Probabilidad normal*/
Prob_patologica /*probabilidades patológicas*/

```

1. INICIO

2. PARA CADA elemento en Pos\_P[] y Pos\_maximos[] HACER

3. RR\_interval[] = diferencias en Pos\_P[]

4. PR\_interval[] = diferencias entre Pos\_P[] y Pos\_maximos[]

5. RRmed[] = RRmed[anterior] por el 75% mas RR\_interval[] por el 25%

6. PRmed[] = PRmed[anterior] por el 75% mas PR\_interval []por el 25%

7. RRnorm[] = (RR\_interval[]/RRmed[]) x 100

8. PRnorm[] = (PR\_interval[]/PRmed[]) x 100

9. Secuencia []= estados según combinación de RRnormal[] y PRnormal[]

10. PARA CADA elemento en Secuencia[] HACER

11. SI el número de elementos es mayor a Ancho\_vent ENTONCES

12. Se analizan las transiciones en ventana[]

13. Se transforman transiciones en probabilidades

14. Se genera la matriz T (4)

15. Calculo de equilibrio estocástico según T20

16. Prob\_normal[]= T[1]

17. Prob\_patologica[]= T[2],T[3],T[4],T[5],T[6],T[7].

18. FIN SI

19. FIN PARA

20. FIN PARA

21. FIN

### 3.4. Análisis para cálculo del umbral de alarma.

Se define un umbral de nivel mínimo para emitir una alarma, este está dado por la probabilidad de estado normal en el estado estacionario. Para determinar este parámetro se evalúan registros electrocardiográficos libres de patologías dependientes del ritmo, con ellos se establece una probabilidad mínima para establecer un estado normal.

### 3.5. Diseño experimental

Los registros utilizados para el experimento pertenecen a las bases de datos de Physionet PAF Prediction challenge database, concurso que consta de registros electrocardiográficos de 30 minutos antes del episodio de fibrilación auricular.

Esta base de datos provee 100 registros de 98 pacientes [36], de los cuales una cantidad incierta corresponde a registros predecesores de un episodio de fibrilación auricular.

Para la validación de estos resultados se utilizó una segunda base de datos de Physionet MIT-BIH Atrial Fibrillation Database (AF). Esta base de datos incluye 25 registros de electrocardiográficos de largo plazo los cuales incluyen fibrilación auricular (la mayoría paroxística).

Para los análisis pertenecientes al estudio de predicción de fibrilaciones auriculares, se utilizaron las fórmulas de sensibilidad (Se) y predictibilidad positiva (P+) dadas por:

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} \quad P+ = \frac{VP}{VP + FP}$$

Donde, VP representa los verdaderos positivos, FN falsos negativos y FP falsos positivos, es decir, VP representa registros precedentes de episodios de PAF marcados como tal, FN representa registros precedentes de episodios de PAF y que son marcados como registros

normales y FP corresponde a registros normales marcados como precedentes de episodios de PAF.



# Capítulo 4

## Resultados

### 4.1. Coeficiente de Ergodicidad

En la figura 4.1. se observa la evolución de este parámetro a través de las sucesivas matrices generadas a través del algoritmo propuesto. Con esto se determinó que el exponente necesario para lograr el equilibrio estocástico es superior a 15, por ende para asegurar la convergencia del sistema se definirá un exponente de 20.

### 4.2. Resultados método de detección

La validación del algoritmo de detección de onda P se utilizó la base de datos MIT-BIH Sinus Rhythm de Physionet [14], la validación del método utilizó el diseño expuesto en [13]. Se analizaron 1463 latidos al azar y así comprobar la eficiencia del algoritmo.

### 4.3. Determinación de umbral de alarma

Se define el umbral de gatillo por la disminución de los valores de probabilidad normal por bajo un 95 %, el cual se estableció al analizar los registros de la base de datos de MIT-BIH de ritmo normal donde se establece la probabilidad mínima para la clasificación de un ritmo

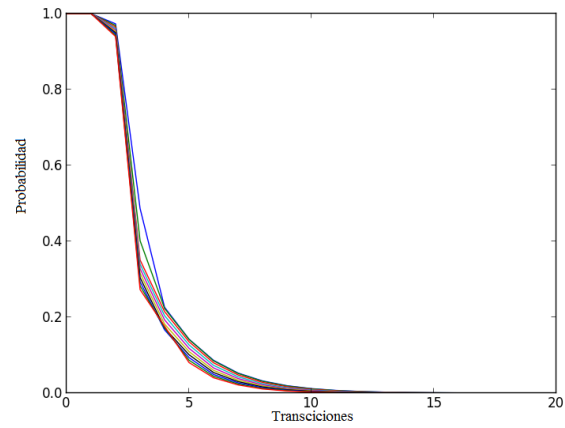


Figura 4.1: Evaluación coeficiente ergodicidad para análisis de convergencia

Algoritmo	Complejo QRS(%)	Onda P(%)
Algoritmo propuesto	100	RR 98
Sun et al.	100	97
Metha et al.	-	83
Joeng et al.	-	98
Freeman et al.	-	84
	-	99
	-	79
Chouhan et al.	-	97

Cuadro 4.1: Tabla comparativa algoritmos

\*Resultados extraídos de [13], [17], [3] a modo de comparación

sinusal libre de episodios de fibrilación auricular.

## 4.4. Resultados método de pronóstico propuesto

En la figura 4.2. se observan las fluctuaciones de las probabilidades de estado estacionario de los diferentes estados creados para la base de dato de PAF y del MIT-BIH.

La determinación del pronóstico se basa en una disminución significativa en la probabilidad del estado normal a medida que se acerca un episodio de PAF, esta tendencia se fundamenta en una baja sostenida en la probabilidad normal bajo un 95 %.

De la figura 4.2. se desprende que las probabilidades de transición evolucionan de tal manera que al aproximarse a un episodio de PAF todas aquellas que poseen relación con un ritmo patológico comienzan a incrementar su valor (tendencia) y la probabilidad asociada a un ritmo normal comienza a disminuir.

En el cuadro 4.2. se resumen los resultados obtenidos pro el algoritmo utilizando la base de datos de PAF.

Base de datos	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)	Falsos Positivos (FP)	Se( %)	P+ ( %)
PAF	23/28	5	6	82,14	79,31

Cuadro 4.2: Resultados base de datos PAF (Prediction Challenge Database)

Los resultados para esta base de datos de validación, luego de analizar 138 episodios son:

Base de datos	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)	Se( %)
AF	112/138	26	81,15

Cuadro 4.3: Resultados base de datos validación

Esta base de datos no registra falsos positivos debido a que se analiza la performance de la metodología en registros ya marcados con PAF.

Los 26 falsos negativos corresponden al número de ocasiones en las cuales la probabilidad normal no decreció de manera sostenida antes de presentarse el episodio PAF.

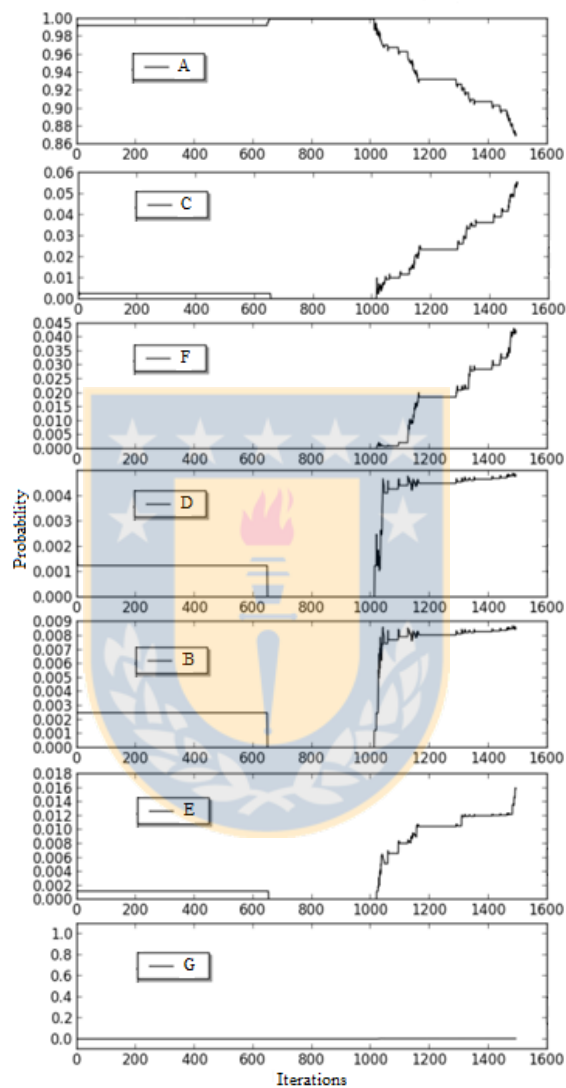


Figura 4.2: Algoritmo aplicado a la base de datos del concurso de computer en cardiology registro corresponde a señal de ECG de 30 minutos antes de que se presente el episodio.



Los resultados generales del concurso de predicción se observan en [27], los cuales se resumen en el cuadro 4.4.

Score	Autores
22/28 (79%)	W. Zong y RG. Mark Harvard-MIT División de Tecnología y ciencias de la salud, Cambridge, MA, USA
20/28 (71%)	G. Schreier, P. Kastner, y W. Marko Austrian Research Centers Seibersdorf, Graz, Austria
19/28 (68%)	P. de Chazal y C. Heneghan University of New South Wales, Sydney, Australia
19/28 (68%)	C. Maier, M. Bauch, y H. Dickhaus University of Applied Sciences, Heilbronn, Germany
18/28 (64%)	KS. Lynn y Chiang Cornell University, Ithaca, NY, USA
17/28 (61%)	P. Langley, D. di Bernardo, J. Allen, E Bowers, F. Smith, S. Vecchietti y A. Murray Freeman Hospital, Newcastle upon Tyne, UK
17/28 (61%)	D. Gamberger y T. Smuc. RudjerBoskovic Institute, Zagreb, Croatia
16/28 (57%)	CC. Yang National Yang-Ming University, Taipei, Taiwan
16/28 (57%)	R. Sweeney y Colleagues Guidant Corp., St Paul, MN, USA
15/28 (54%)	L. Almarro UPV, Valencia, Spain
23/28 (82%)	Algoritmo Propuesto

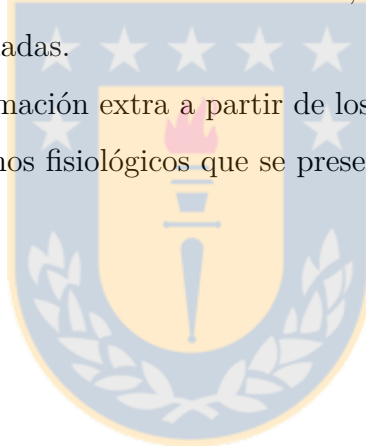
Cuadro 4.4: Resultados finales para la sección predicción

## 4.5. Discusión

Los resultados obtenidos por ambas bases de datos, dan cuenta de una tendencia de disminución de la probabilidad normal, como se ejemplifica en las figuras 4.2. y 4.3., esto a medida que nos acercamos a un episodio de fibrilación auricular, lo que nos habla que la alteración que se presenta en una fibrilación auricular es precedida de un aumento sostenido de la irregularidad cardiaca lo que desemboca en la patología antes mencionada.

La predicción se estableció bajo la premisa que la probabilidad normal no disminuya del 95 %, este umbral se estableció basándonos fundamentalmente en el análisis de señales de ritmo sinusal, en donde se observó que las variación de las probabilidades (debido a ruidos u otras alteraciones), no descendía más allá de este valor, a diferencia de lo que ocurría en las bases de datos antes mencionadas.

La incorporación de información extra a partir de los intervalos PR entrega mayor información acerca de los fenómenos fisiológicos que se presentan con anterioridad a un episodio de esta patología.



# Capítulo 5

## Conclusión

En el presente trabajo se propone un algoritmo basado en un modelo markoviano para predecir eventos de fibrilaciones auriculares. La metodología adoptada permite enfrentar la incertidumbre presente en esta clase de problemas, describiendo la dinámica de los registros estudiados en términos probabilísticos.

Mediante el uso del algoritmo propuesto se lograron obtener resultados competitivos con respecto a otros métodos de detección del complejo QRS y la onda P.

Las principales ventajas del algoritmo propuesto son su eficacia en la detección de complejos QRS y ondas P con respecto a la baja complejidad del mismo, características cada vez más importantes, por ejemplo, para el desarrollo de embedded systems.

En el presente trabajo se propone un algoritmo basado en un modelo markoviano para predecir eventos de fibrilaciones auriculares. La metodología adoptada permite enfrentar la incertidumbre presente en esta clase de problemas, describiendo la dinámica de los registros estudiados en términos probabilísticos.

Se utilizó una ventana de trabajo de aproximadamente la distancia RT y un tiempo de latencia para captación de datos de 5 segundos (300 iteraciones) con lo cual se logra la modulación de la curva de probabilidades con mejores características para el procesamiento, es decir, sin pérdida de información, lo que llevaría a aumentar el número de falsos negativos obtenidos por el pronóstico.

Los resultados que se obtuvieron se condicen con resultados obtenidos por [40], [45], [10], donde se argumenta que el incremento de latidos prematuros puede ser señal de una inminente fibrilación auricular. En base a la metodología implementada se logró comprobar que una clasificación de ritmos asentada en los intervalos RR y PR da una opción real de predicción de un evento de fibrilación auricular debido a un incremento en latidos prematuros que se reflejan en una elevada variabilidad del ritmo cardiaco.

El resultado final del algoritmo da un pronóstico efectivo para el 81.32% de los episodios de fibrilación analizados desde 2 bases de datos dispuesta en Physionet, basado en una disminución de la probabilidad normal bajo el 95%.



# Apéndice A

## Electrocardiograma

Para el análisis de ECG se utiliza las derivaciones, estas habitualmente son 12: 6 derivaciones precordiales (V1, V2, V3, V4, V5 y V6) se sitúan en la cara anterior del tórax; las otras 6 son las derivaciones de los miembros, y se colocan en las extremidades (aVR, aVL, aVF, I, II, III). Por otra parte, la mayor parte de las derivaciones del ECG captan la electricidad desde un solo punto, y se llaman por tanto derivaciones unipolares. Por el contrario, tres de las derivaciones de los miembros (concretamente I, II y III) se llaman derivaciones bipolares, porque muestran la diferencia de la actividad eléctrica recogida simultáneamente desde dos puntos diferentes. El registro del ECG consta de una sucesión de ondas que se muestran en la Figura 1.1, y que se describen a continuación.

### A.1. Onda P

Es la primera onda del electrocardiograma, representa la despolarización auricular. Mide, normalmente, de 0,06 s a 0,10 s de anchura y de 0,5 mm a 2,5 mm de altura.

Esta onda es positiva en todas las derivaciones, excepto en VR y, ocasionalmente, es aplanada o francamente negativa en D3. En la derivación precordial V1 puede ser bifásica (una porción positiva y otra negativa). En esos casos la porción final electronegativa corresponde a la aurícula izquierda. Es precisamente en dicha derivación V1 donde se suele observar con

mayor nitidez a causa de la posición de dicho electrodo sobre el miocardio auricular. Por ello, V1 es la derivación de elección para el diagnóstico de algunas afecciones auriculares, sobre todo de la fibrilación y el Flutterauricular [8].

En algunas cardiopatías congénitas esta toma real connotación, como por ejemplo:

1. En ausencia de P: fibrilación auricular y extrasístoles ventriculares (si la ausencia es esporádica), pudiera estar también superpuesta a QRS o a la onda T (caso de los bloqueos aurículo-ventriculares de tercer grado).
2. En el caso que es muy ancha: dilatación auricular. Si es alta y ancha simultáneamente: hipertrofia más dilatación auricular.
3. Aspecto inusitado, atípico: Flutterauricular.
4. En que no precede a QRS: trastornos en el ritmo cardíaco. Sustitución del ritmo sinusal normal por un ritmo ectópico: ritmo idioventricular.
5. En que existen varias ondas P por cada complejo ventricular: bloqueos AV de segundo y tercer grados.

## A.2. Segmento P-R.

Aunque su longitud normal no debe ser inferior a 0,12 s ni sobrepasar los 0,20 s, está sufre variaciones muy discretas, con relación a la edad se observan un alargamiento al llegar a la vejez, este alargamiento constituye el único signo del trastorno de conducción conocido como bloqueo aurículo-ventricular de primer grado. Los bloqueos aurículo-ventriculares de segundo y tercer grados consisten en una perturbación numérica de P con respecto a QRS [26].

### A.3. Complejo QRS.

Este representa la despolarización del miocardio ventricular. Mide normalmente de 0,06 s a 0,08 s. Por debajo de esos valores no se describen perturbaciones, aunque su anchura y su voltaje sí pueden aumentar. Pero se podrían usar como referencia los siguientes valores:

Aumentos de anchura

- De 0,08 s a 0,10 s: hipertrofias ventriculares.
- De 0,10 s a 0,12 s: bloqueos incompletos de rama.
- De 0,12 s en adelante: bloqueo completo de rama.

Cuando el voltaje de QRS disminuye en forma muy notoria, se asocia a enfermedades en las cuales el músculo cardíaco ve mermados sus potenciales de acción. Aunque también se pueden obtener bajos voltajes cuando el corazón está rodeado por una gruesa capa de grasa, de aire o de líquidos, el denominador común de todas estas eventualidades es la dificultad de la transmisión de los potenciales eléctricos hasta los electrodos.

Por otra parte, el voltaje de QRS aumenta cuando el grosor de las paredes ventriculares se incrementa; aumenta también en las extrasístoles ventriculares y en el ritmo idioventricular, así como en los bloqueos de rama. En particular para cada onda componente del complejo se tiene que la onda R no debe rebasar 20 mV en una derivación estándar, ni 25 mV en una derivación precordial, por lo común es en V4 donde la encontramos con su voltaje máximo.

Por otra parte, la onda S no debe exceder de 17 mV en una derivación precordial derecha que es donde casi siempre se inscribe más profundamente. En cuanto a Q, lo importante es que no rebase 3 mV de profundidad ni 0,03 s de ancho. Ésta es la onda de activación del tabique interventricular en miocárdico, por eso, no se emplea para estimar el voltaje de QRS [30].

## A.4. Segmento ST.

Este segmento, junto con la onda T, representa a el proceso de recuperación o re-polarización ventricular, por este motivo, debe ser teóricamente isoelectrico, ya que en ese instante no debe fluir corriente de acción al encontrarse totalmente despolarizada la fibra muscular. En ese estado, todas las cargas son negativas y, lógicamente, no existen diferencias de potencial que genere una corriente [8].

## A.5. Onda T.

Como se mencionó anteriormente la onda T, junto al segmento S-T, integra los grafos elementos del proceso de recuperación o re-polarización ventricular y representa el mismo recorrido que hizo la onda de despolarización que generó el complejo ventricular QRS, pero tiene elementos que diferencian ambos fenómenos, tiene una anchura de 0,10 s a 0,25 s, mientras que el complejoQRS la posee de 0,06 s a 0,08 s. Esa diferencia se traduce morfológicamente, en que mientras QRS presenta ondas de curso rápido, T es una onda de configuración lenta [8].

## A.6. Intervalo QT.

Este espacio comprende desde el inicio del complejo ventricular (onda Q) hasta el final de la onda T, como lo muestra la Figura 1.1, mide aproximadamente 0,36 s, como promedio, en personas normales con frecuencia cardíaca normal, Aunque cuando la frecuencia cardiaca es normal el espacio QT debe medir menos de la mitad del espacio R-R.

## A.7. Onda U.

Es la 6<sup>ta</sup> onda del electrocardiograma que no es constante y más bien infrecuente. Su duración es de 0,16 s a 0,24 s; tiene una dirección positiva, aunque puede ser negativa,



porque en realidad debe su orientación a la dirección de la onda T de la que muestra una gran dependencia.



# Apéndice B

## Resultados completos PAF



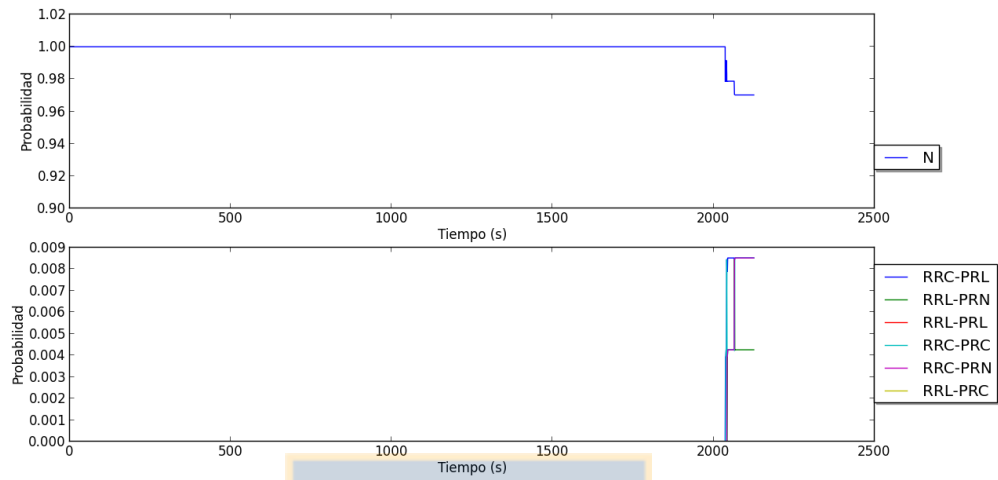


Figura B.1: Registro 1 Precedente a episodio de fibrilación auricular

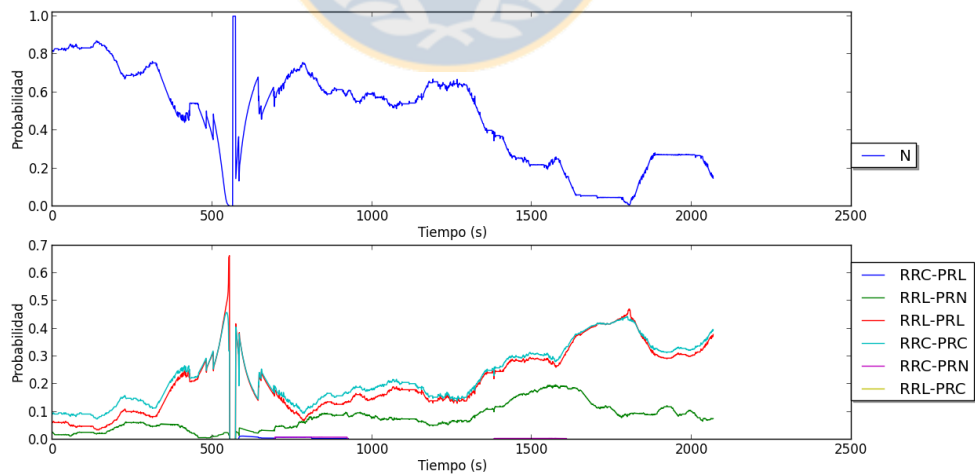


Figura B.2: Registro 2 Precedente a episodio de fibrilación auricular

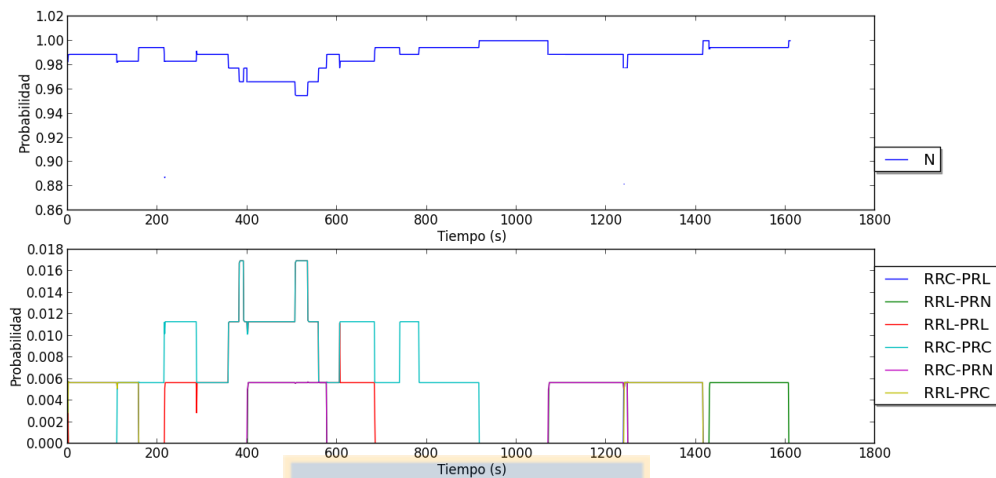


Figura B.3: Registro 3 Precedente a episodio de fibrilación auricular

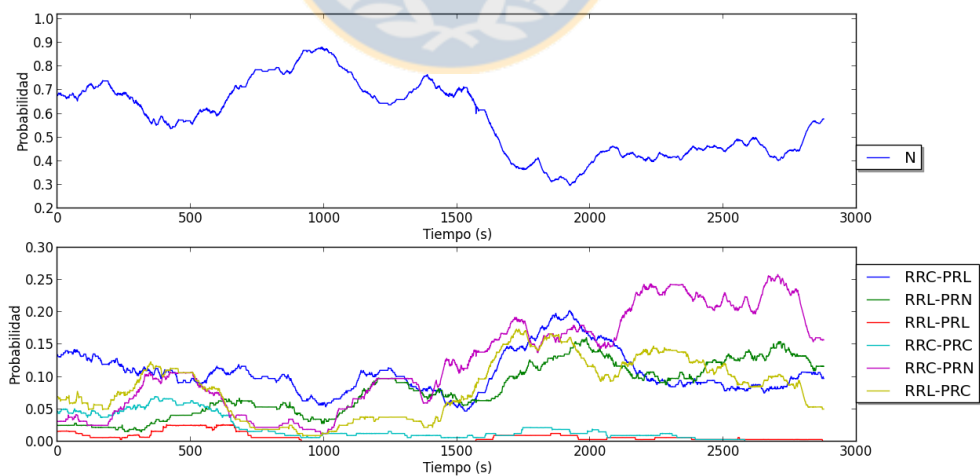


Figura B.4: Registro 4 Precedente a episodio de fibrilación auricular

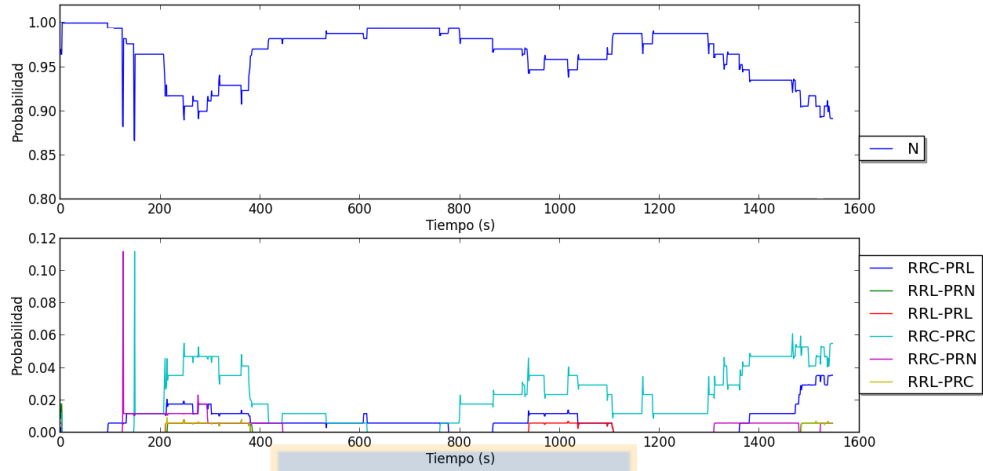


Figura B.5: Registro 5 Precedente a episodio de fibrilación auricular

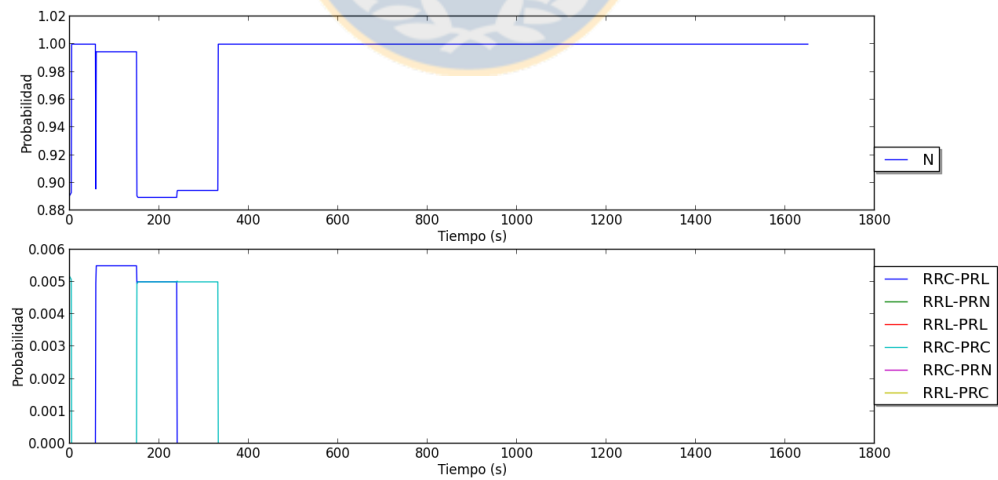


Figura B.6: Registro 6 Precedente a episodio de fibrilación auricular

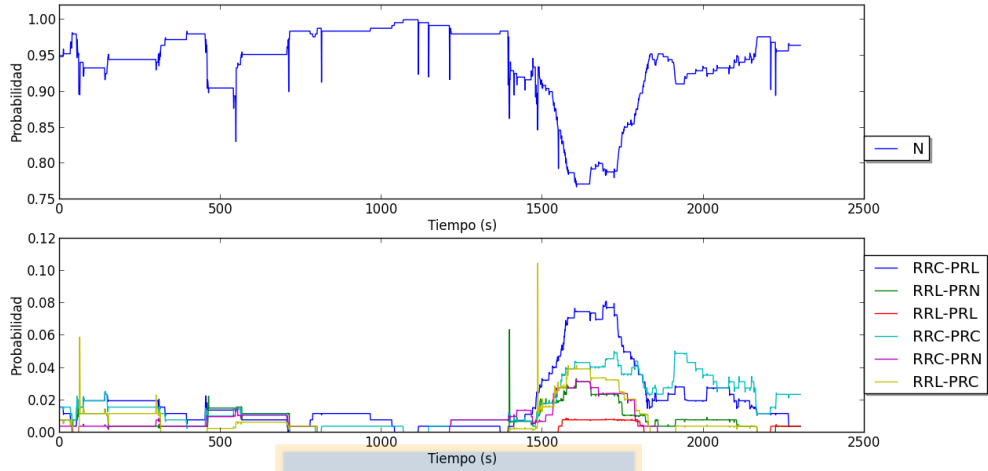


Figura B.7: Registro 7 Precedente a episodio de fibrilación auricular

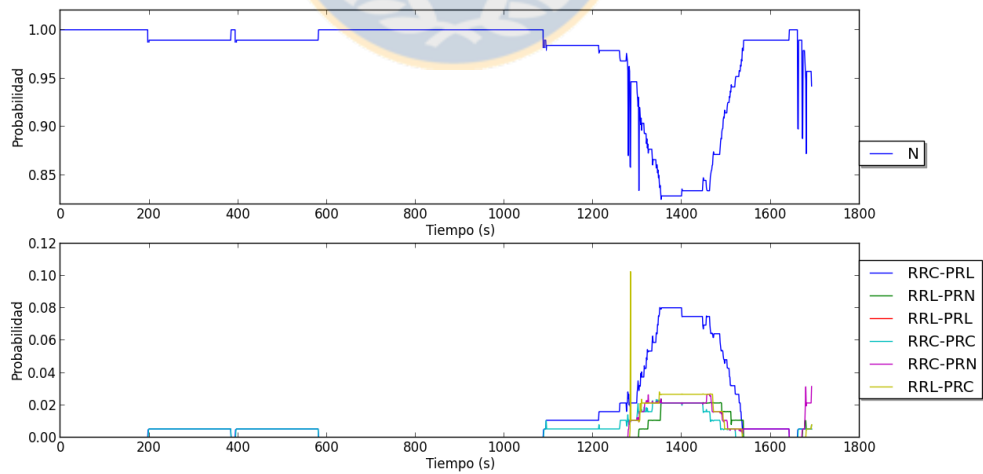


Figura B.8: Registro 8 Precedente a episodio de fibrilación auricular

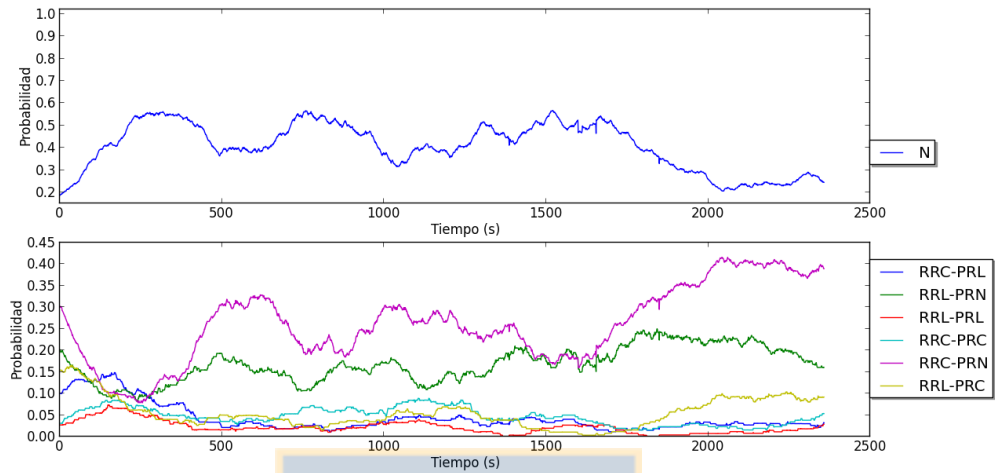


Figura B.9: Registro 9 Precedente a episodio de fibrilación auricular

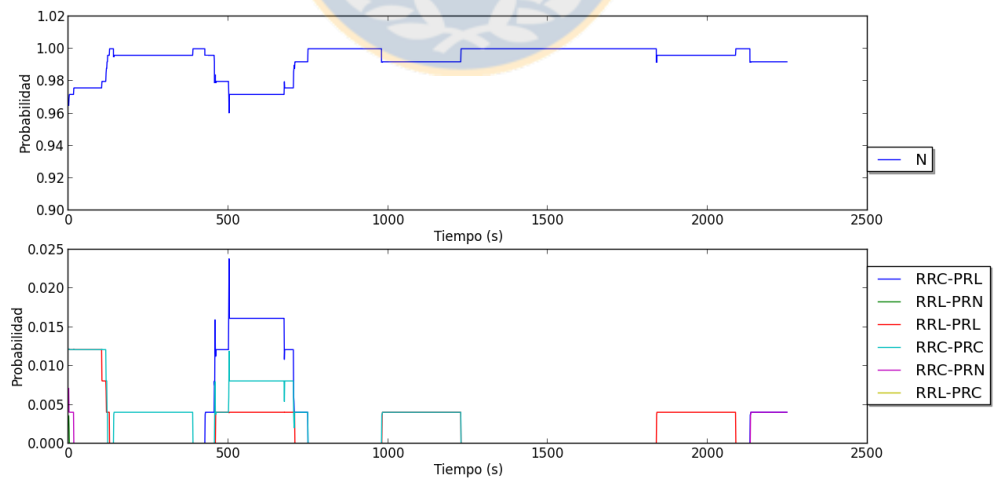


Figura B.10: Registro 10 Precedente a episodio de fibrilación auricular

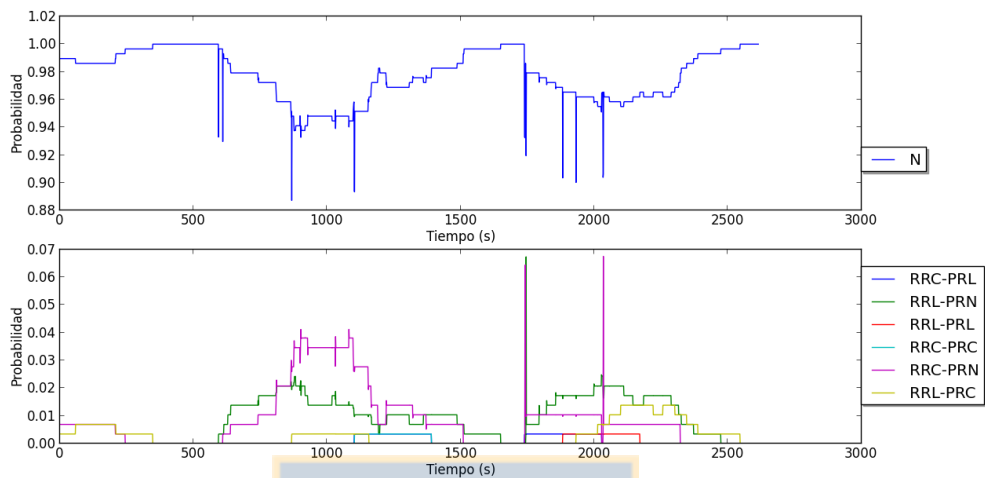


Figura B.11: Registro 11 Precedente a episodio de fibrilación auricular

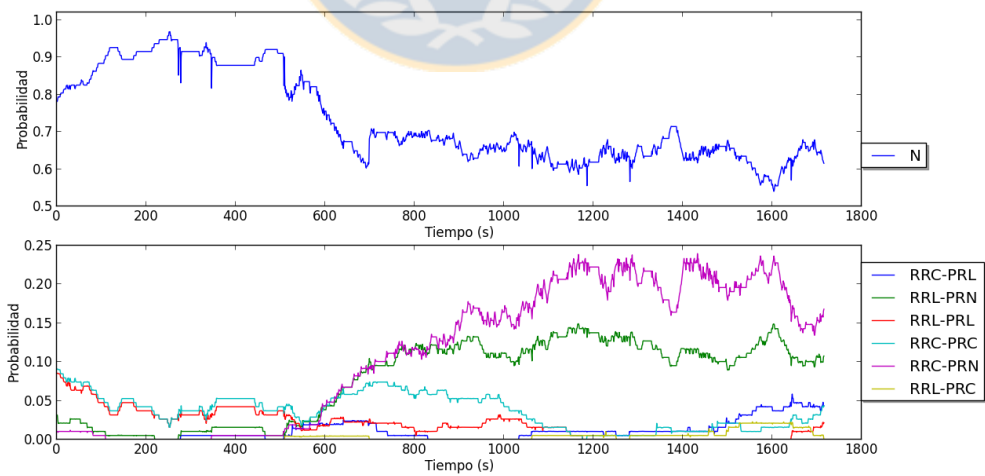


Figura B.12: Registro 12 Precedente a episodio de fibrilación auricular



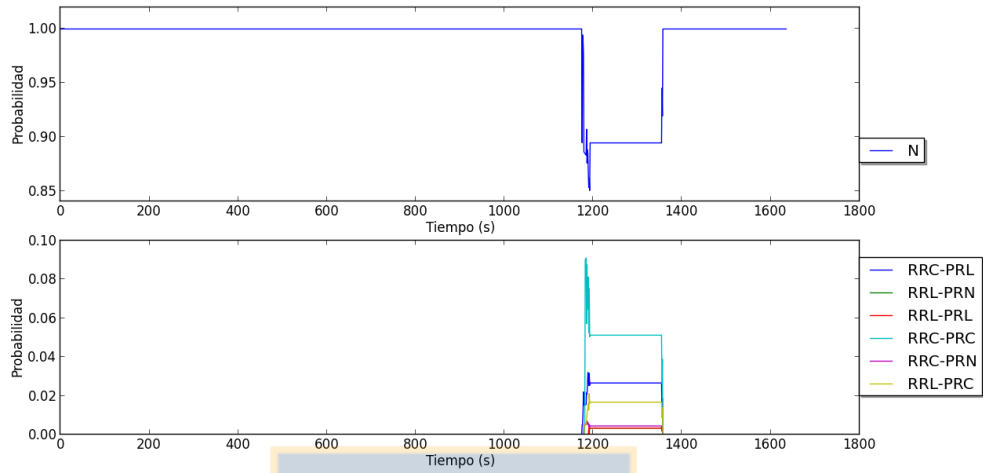


Figura B.13: Registro 13 Precedente a episodio de fibrilación auricular

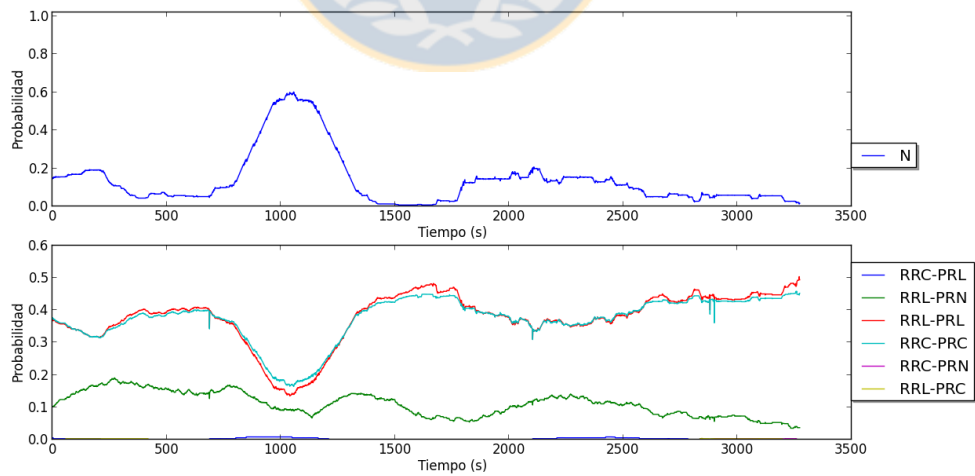


Figura B.14: Registro 14 Precedente a episodio de fibrilación auricular

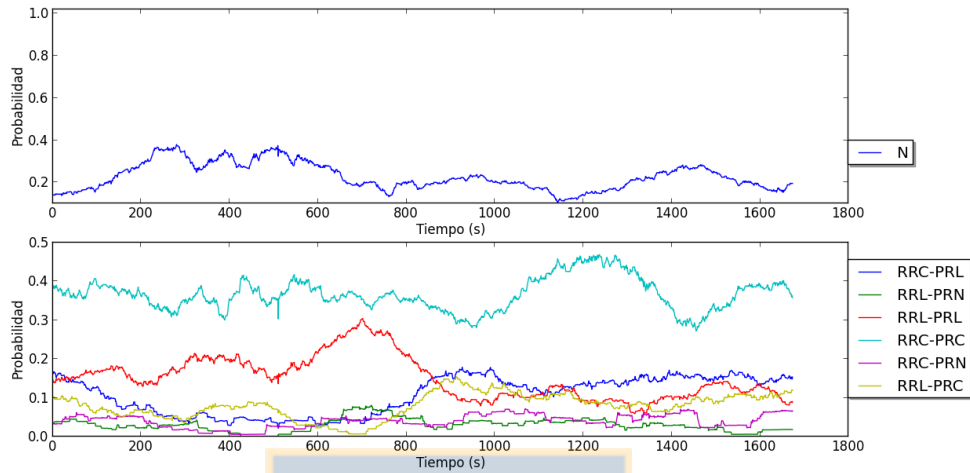


Figura B.15: Registro 15 Precedente a episodio de fibrilación auricular

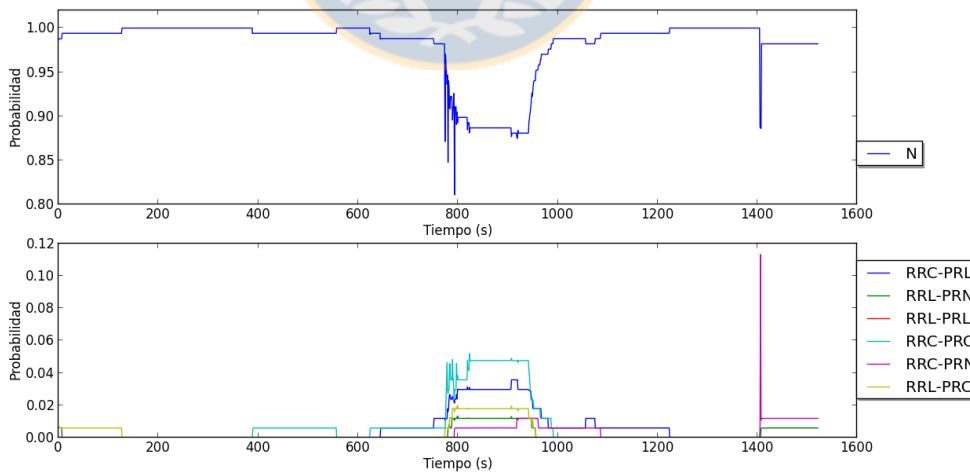


Figura B.16: Registro 16 Precedente a episodio de fibrilación auricular

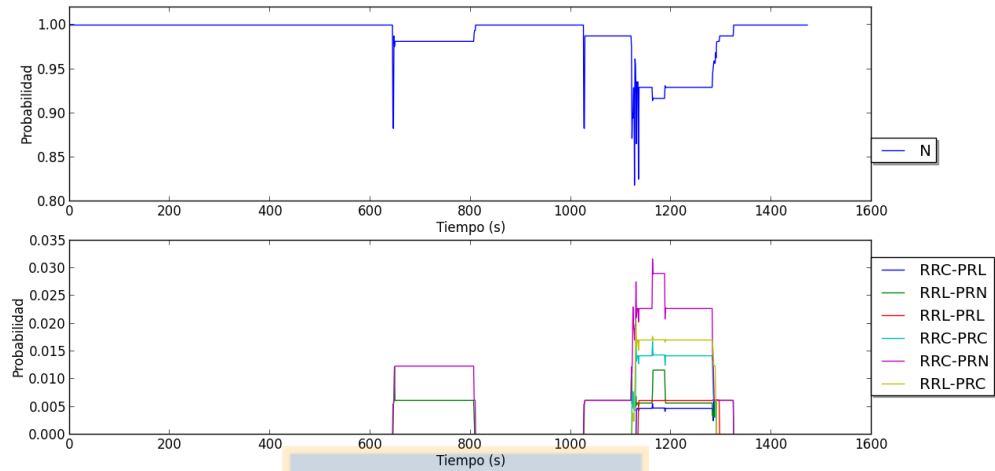


Figura B.17: Registro 17 Precedente a episodio de fibrilación auricular

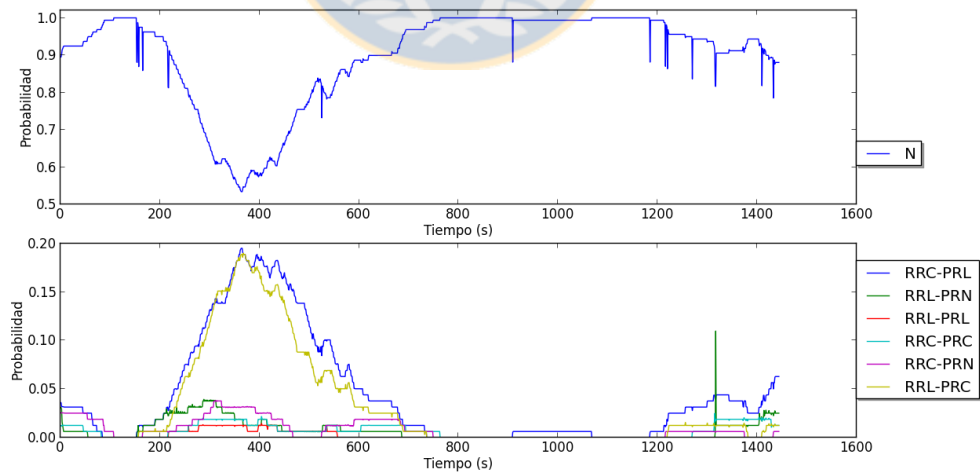


Figura B.18: Registro 18 Precedente a episodio de fibrilación auricular

# Apéndice C

## Resultados completos PAF

(continuación)



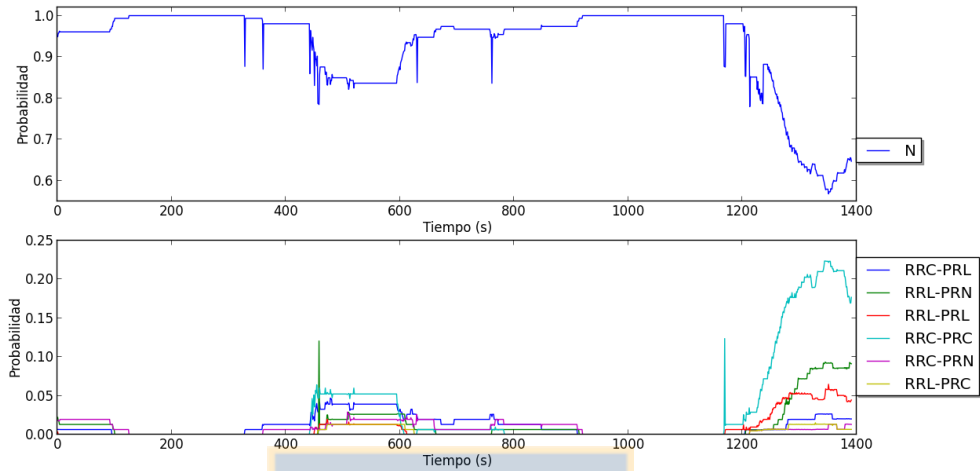


Figura C.1: Registro 19 Precedente a episodio de fibrilación auricular

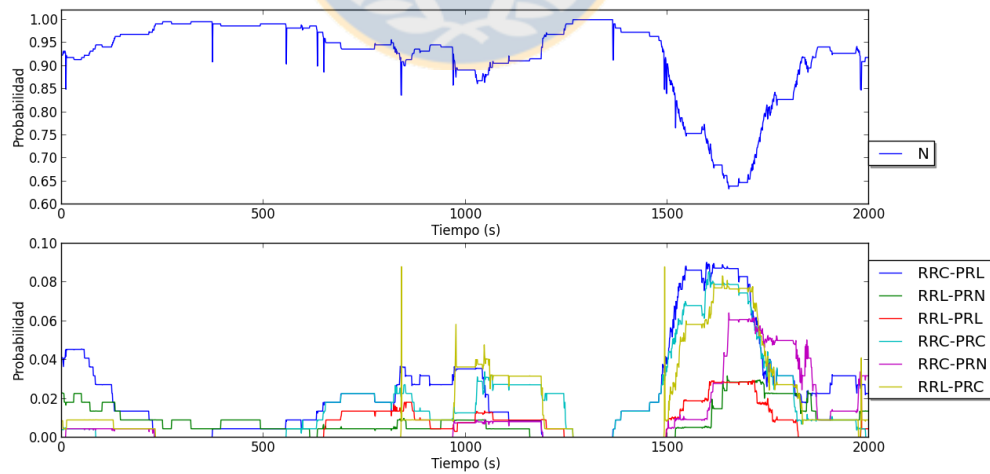


Figura C.2: Registro 20 Precedente a episodio de fibrilación auricular

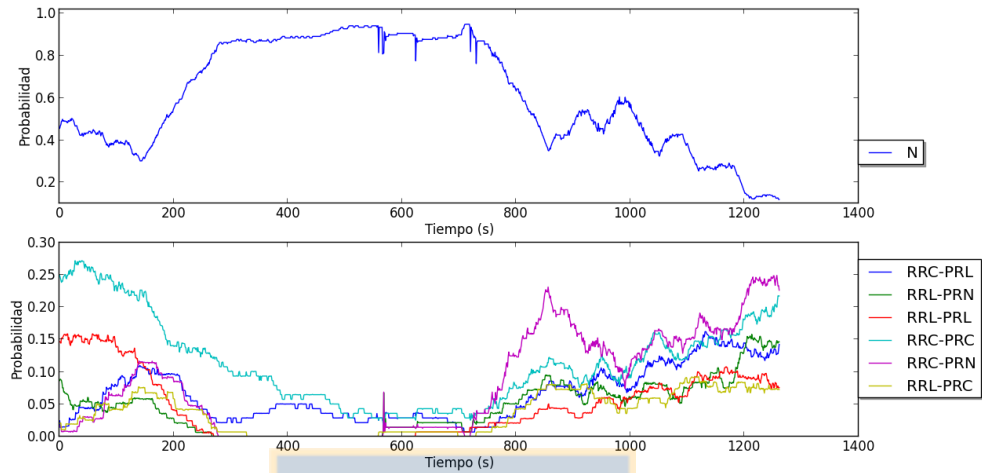


Figura C.3: Registro 21 Precedente a episodio de fibrilación auricular

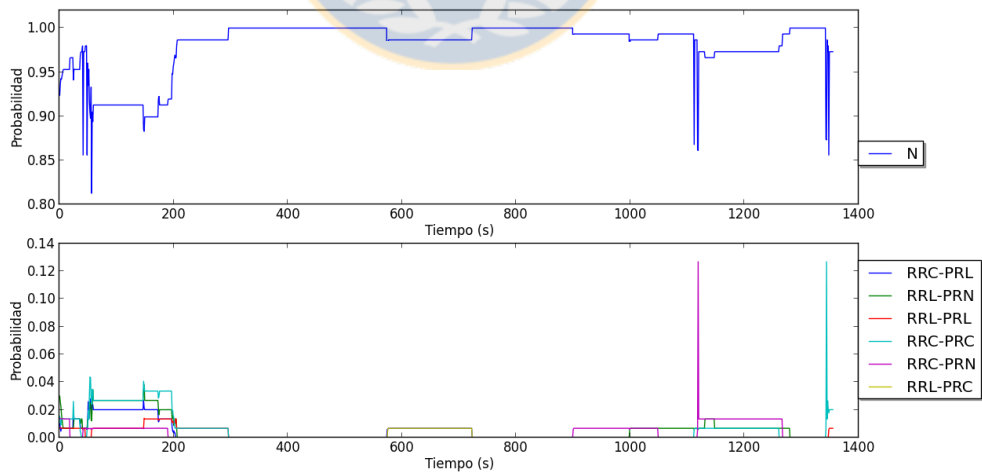


Figura C.4: Registro 22 Precedente a episodio de fibrilación auricular

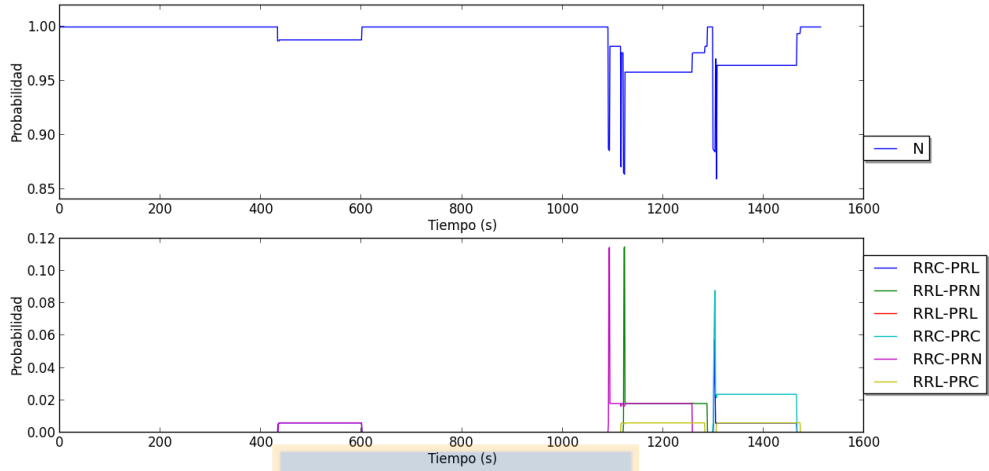


Figura C.5: Registro 23 Precedente a episodio de fibrilación auricular

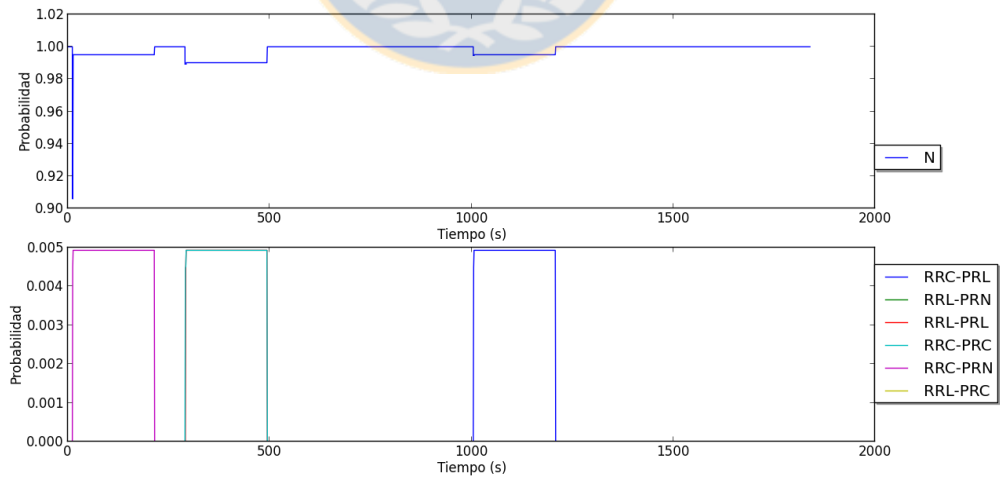


Figura C.6: Registro 24 Precedente a episodio de fibrilación auricular

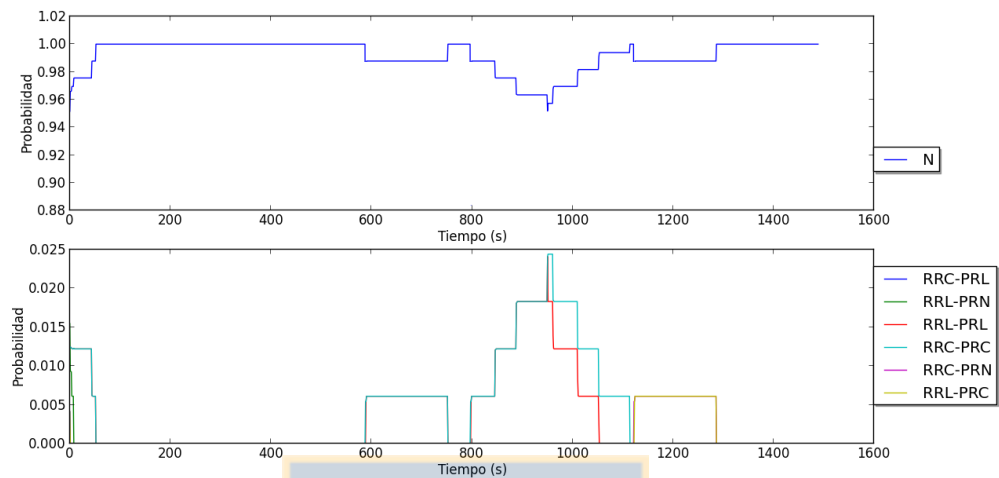


Figura C.7: Registro 25 Precedente a episodio de fibrilación auricular

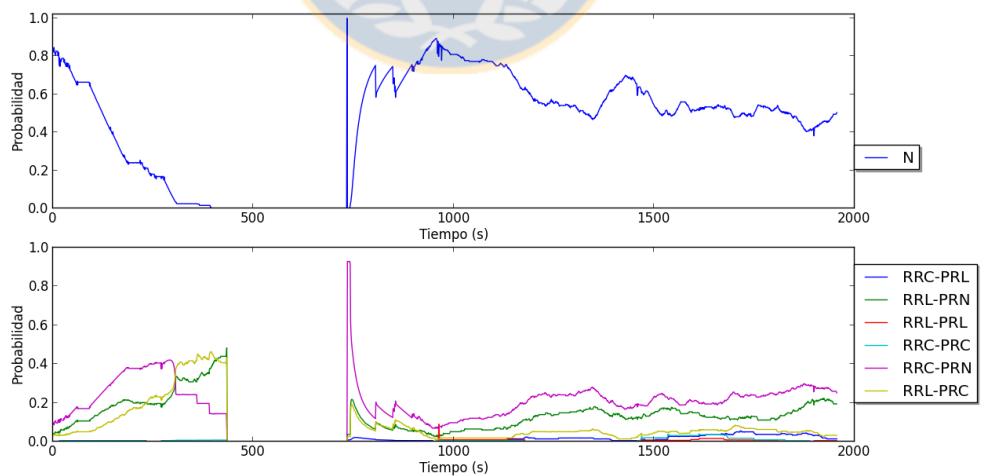


Figura C.8: Registro 26 Precedente a episodio de fibrilación auricular



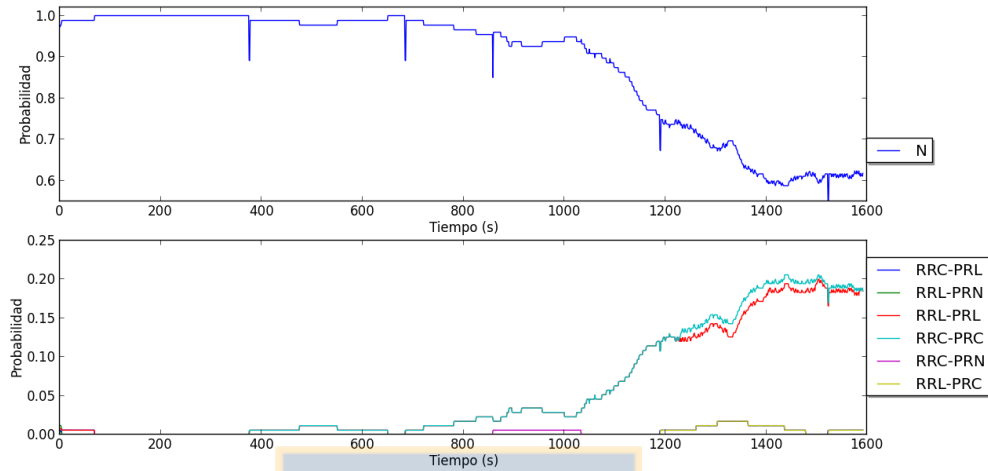


Figura C.9: Registro 27 Precedente a episodio de fibrilación auricular

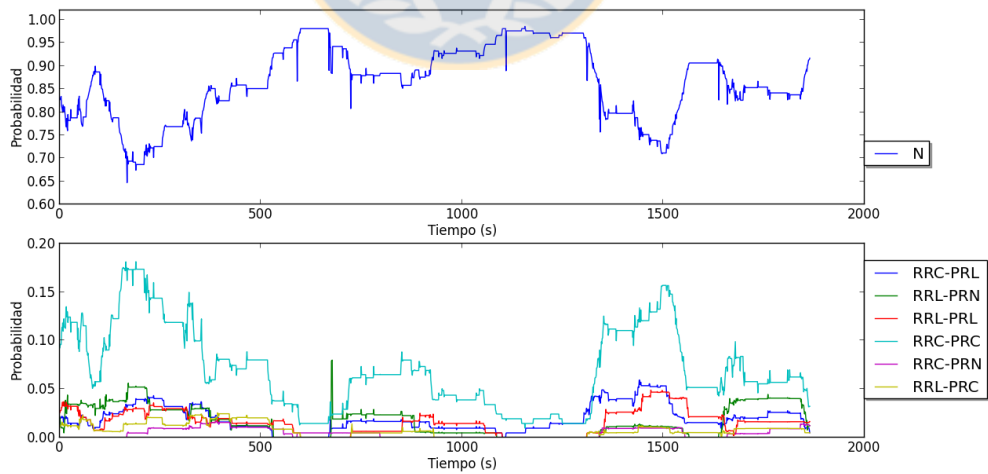


Figura C.10: Registro 28 Precedente a episodio de fibrilación auricular

# Bibliografía

- [1] Anton Amann, Robert Tratnig, and Karl Unterkofler. Reliability of old and new ventricular fibrillation detection algorithms for automated external defibrillators. 15:1–15, 2005.
- [2] Rodrigo V Andreão, Bernadette Dorizzi, and Jérôme Boudy. ECG Signal Analysis Through Hidden Markov Models. *Transactions on biomedical engineering*, 53(8):1541–1549, 2006.
- [3] V S Chouhan and S S Mehta. Threshold-based Detection of P and T-wave in ECG using New Feature Signal. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 8(2):144–153, 2008.
- [4] L Clavier, JM Boucher, R Lepage, JJ Blanc, and JC Cornilly. Automatic P-wave analysis of patients prone to atrial fibrillation. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 40(1998), 2002.
- [5] Douglas Coast, Richard Stern, Gerald Cano, and Stanley Briller. An Approach to Cardiac Arrhythmia Analysis Using Hidden Markov Model. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 37(9):826–836, 1990.
- [6] Dorothy Curtis, Esteban Pino, Thomas Stair, and Lucila Ohno-Machado. SMART: mobil patient monitoring in an emergency department. *Intenational Journal of Healthcare Delivery Reform Initiatives (IJHDRI)*, 1(4):1–16, 2009.

- [7] Peter C Doerschuk, Robert R Tenneyt, and Alan S Willsky. Modeling Electrocardiograms Using Interacting Markov Chains. *National Institute of General Medical Science*, 1491(January):55, 1989.
- [8] Margarita Dorantes-sánchez, Jesús Castro-hevia, Yanela Fayad-rodríguez, Francisco Tornés-bárzaga, and Roberto Zayas-molina. Registro ambulatorio electrocardiográfico Holter al momento de un evento de muerte súbita. *Archivos de Cardiología de México*, 79(2):127–131, 2009.
- [9] Ivan Dotsinsky. Atrial wave detection algorithm for discovery of some rhythm abnormalities. *Physiological measurement*, 28(5):595–610, May 2007.
- [10] Charles Q Du and Arthur C Smith. *Prediction of Paroxysmal Atrial Fibrillation ( PAF ) Onset through Analysis of Inter-beat Intervals ( IBI )*. Bachelor of science in electrical engineering and computer science and master of engineering in electrical engineering and computer science, Massachusetts Institute of Technology, 2003.
- [11] Marcelo V Elizari. Consenso de Fibrilación Auricular. *revista argentina de cardiologia*, 73(6):469–485, 2005.
- [12] O Escalona, L Gavidia, and G Wright. A Robust Procedure for P-wave Detection and Segmentation in High Resolution 12-Lead ECG. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 1365–1366, 1996.
- [13] Ken Freeman and Avtar Singh. Wave detection of ambulatory ECG. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 13(2):647–648, 1991.
- [14] AL Goldberger, LAN Amaral, L Glass, JM Hausdorff, PCH Ivanov, R G Mark, JE Mietus, GB Moody, CK Peng, and HE Stanley. PhysioBank, PhysioToolkit, and Physionet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signal. *circulatio*(e215-e220), 2000.

- [15] K Hnatkova, J E Waktare, F D Murgatroyd, X Guo, X Baiyan, a J Camm, and M Malik. Analysis of the cardiac rhythm preceding episodes of paroxysmal atrial fibrillation. *American heart journal*, 135(6 Pt 1):1010–9, June 1998.
- [16] Rodrigo Isa Param. Prevención de Complicaciones Cardioembólicas en la Fibrilacion Auricular. *Revista Chilena de Cardiologia*, 31(3):226–231, 2012.
- [17] Hee-kyo Joeng, Kwang-kewn Kim, Sun-chul Hwang, and Myoung-Ho Lee. A New Algorithm for P-wave Detection in the ECG Signal. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 42–43, 1989.
- [18] Ahmad Khoureich Ka. ECG beats classification using waveform similarity and RR interval. *IEEE transactions on Biomedical engineering*, pages 1–4, 2011.
- [19] Bert-uwe Köhler, Carsten Hennig, and Reinhold Orglmeister. The Principles of Software QRS Detection. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, (February):42–57, 2002.
- [20] G Krstacic, D Gamberger, T Smuc, and A Krstacic. some important R-R interval based paroxysmal atrial fibrillation predictors. *Computers in Cardiology 2001. Vol.28*, 28:409–412, 2001.
- [21] R Lepage, JM Boucher, JJ Blanc, and JC Cornilly. ECG segmentation and P-wave feature extraction: application to patients prone to atrial fibrillation. *Proc. 23rd Annual int. conf. of IEEE/EMBS (Istanbul, Turkey, Oct 2001)*, 1:298–301, 2001.
- [22] C Maier, M Bauch, and H Dickhaus. Screening and Prediction of Paroxysmal Atrial Fibrillation by Analysis of Heart Rate Variability Parameters. *IEEE transactions on Biomedical engineering*, pages 129–132, 2001.
- [23] Raquel Martínez and Rubén Fusté. *Diseño de un dispositivo remoto para la supervisión de señales vitales*. Proyecto de final de carrera, Universidad Politécnica de Catalunya, 2000.

- [24] S S Mehta and N S Lingayat. Detection of P and T-waves in Electrocardiogram. *World Congress on Engineering and Computer Science*, pages 978–984, 2008.
- [25] S.S. Mehta, D.a. Shete, N.S. Lingayat, and V.S. Chouhan. K-means algorithm for the detection and delineation of QRS-complexes in Electrocardiogram. *Irbm*, 31(1):48–54, February 2010.
- [26] Pau Micó. *Nuevos Desarrollos y Aplicaciones Basados en Métodos estocásticos para el Agrupamiento no Supervisado de Latidos en Señales Electrocardiográficas*. Tesis doctoral, Universidad Politecnica de Valencia, 2005.
- [27] George Moody, AL Goldberger, S McClennen, and SP Swiryn. Predicting the onset of paroxysmal atrial fibrillation: The Computers in Cardiology Challenge 2001. *Computers in Cardiology 2001. Vol.28*, 28:113–116, 2001.
- [28] George Moody, AL Goldberger, S McClennen, SP Swiryn, LAN Amaral, L Glass, JM Hausdorff, R G Mark, JE Mietus, CK Peng, and HE Stanley. PhysioBank, Physio-Toolkit, and Physionet: Components of a New Research for Complex Physiologic Signal. *Circulation*, 101(23):e255–e220, 2000.
- [29] George Moody and Roger Mark. A new method for detecting atrial fibrillation using R-R intervals. *Computers and biomedical research, an international journal*, pages 227–230, 1983.
- [30] Francis Morris, June Edhouse, William Brady, and Jhon Camm. *ABC of Clinical Electrocardiography*. blackwell pub, España, 2002.
- [31] MP Nash, A Mourad, RH Clayton, and PM Sutton. Evidence for multiple mechanisms in human ventricular fibrillation. *circulation*, (114):536–42, 2006.
- [32] Esteban Javier Pino Quiroga. Biomedical Signal Processing for Diagnosis Support. *Tesis Doctoral, Universidad de Concepción*, page 148, 2009.

- [33] B Pourbabae and C Lucas. Automatic detection and prediction of paroxysmal atrial fibrillation based on analyzing ecg signal feature. pages 3–6, 2008.
- [34] Horacio Rojo and Miguel Miranda. Cadenas de Markov. In Virginia Guala, editor, *Investigación Operativa*, page 102. Universidad de Buenos Aires, Argentina, facultad d edition, 2009.
- [35] Oscar Saenz Barrio and Andres Gonzales Carmona. *Cadenas de markov aplicadas al diagnostico y tratamiento de conductas y procesos de aprendizaje*. PhD thesis, Universidad de Granada, España, 1981.
- [36] G. Schreier, P. Kastner, and W. Marko. An automatic ECG processing algorithm to identify patients prone to paroxysmal atrial fibrillation. *Computers in Cardiology 2001. Vol.28 (Cat. No.01CH37287)*, pages 133–135, 2001.
- [37] Frank A Sonnenberg and J Robert Beck. Markov Models in Medical Decision Making : A Practical Guide. In Frank A Sonnenberg and J Robert Beck, editors, *Medical Decision Making*, page 18. HANLEY & BELFUS, INC, Philadelphia, volumen 3 edition, 1993.
- [38] Yan Sun, Kap Luk Chan, and Shankar Muthu Krishnan. Characteristic wave detection in ECG signal using morphological transform. *BMC Cardiovascular Disorders*, 7:1–7, 2005.
- [39] K Tateno and L Glass. A Method for Detection of Atrial Fibrillation Using RR intervals. *Computers in Cardiology 2001. Vol.27*, 27:391–394, 2000.
- [40] Tran Thong, James McNames, Mateo Aboy, and Brahm Goldstein. Prediction of paroxysmal atrial fibrillation by analysis of atrial premature complexes. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, 51(4):561–9, April 2004.
- [41] A Wrzesniowski. A new approach to the p-wave detection and classification based upon application of wavelet neural network. In *23rd Annual EMBS internacional Conference*, pages 1758–1760, 2001.

- [42] A.C.C. Yang and H.W. Yin. Prediction of paroxysmal atrial fibrillation by footprint analysis. *Computers in Cardiology 2001. Vol.28 (Cat. No.01CH37287)*, pages 401–404, 2001.
- [43] Yun-Chi Yeh, Che Wun Chiou, and Hong-Jhih Lin. Analyzing ECG for cardiac arrhythmia using cluster analysis. *Expert Systems with Applications*, 39(1):1000–1010, January 2012.
- [44] C S Yoo and S H Yi. Effects of Detrending for Analysis of Heart Rate Variability and Applications to the Estimation of Depth of Anesthesia. 44(3):561–568, 2004.
- [45] W Zong, R Mukkamala, R G Mark, Cardiology Division, Beth Israel, and Deaconess Medical. A Methodology for Predicting Paroxysmal Atrial Fibrillation Based on ECG Arrhythmia Feature Analysis. (1):125–128, 2001.

