**Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas**
**Facultad de Matemática, Física y Computación**

**Trabajo para optar por el título de**
**Máster en Ciencias de la Computación**

# Algoritmo para identificar los tramos no deteriorados por artefactos de movimiento en la señal oscilométrica de presión arterial.

**Autor**
**Lic. Iliuva Leyva López**

**Tutor**
**Dr. CT. Antonio Ball-Llovera Díaz**

**Santa Clara, 2011**

**Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas**

**Facultad de Matemática, Física y Computación.**
**INSTITUTO CENTRAL DE INVESTIGACIÓN DIGITAL.**

# Algoritmo para identificar los tramos no deteriorados por artefactos de movimiento en la señal oscilométrica de presión arterial.

**Tesis Presentada En Opción Del Título De**
**Master En Ciencias de la Computación**

**Autor:**

**Lic. Iliuva Leyva López.**
Investigador Agregado
Profesor Asistente
ICID, UHO, SUM Báguanos
E-mail: ileyva@icid.cu

**Tutor:**

**Ing. Antonio Ball-Llovera Díaz, Dr.CT.**
Investigador Titular
ICID
E-mail: ball@icid.cu

**Tesis soportada por el Proyecto A5101 del CITMA**

**Santa Clara 2011**

# RESUMEN

En la actualidad existen internacionalmente numerosos métodos y dispositivos usados para la medición de la presión arterial (PA), que garantizan la medición con buena precisión en condiciones normales y determinado grado de rechazo a los artefactos de movimiento, ruidos fisiológicos y eléctricos. Sin embargo, aún son insuficientes los logros alcanzados en esta dirección. Esta tesis de maestría es un esfuerzo por avanzar en el desarrollo de algoritmos para el rechazo de artefactos de movimiento en la señal oscilométrica de presión arterial y de esta manera mejorar la precisión de los equipos de medición automática de este parámetro fisiológico. Los objetivos planteados en este trabajo abarcan: el estudio de las señales oscilométricas de presión arterial y los artefactos que la afectan, el diseño de algoritmos para la mejora de la señal y extracción de las características fundamentales, el diseño de algoritmos para identificar los tramos no deteriorados por artefactos de movimiento en la señal y la implementación práctica de estos algoritmos, así como su completa verificación. La necesidad de evaluar el funcionamiento de estos algoritmos obliga a la adquisición de bases de datos de señales de pacientes reales y de artefactos de movimiento. En esta tesis se ha desarrollado una base de datos, la cual ha sido la base fundamental para el desarrollo de los algoritmos y su evaluación.

La tesis se divide en tres partes. En la primera parte se expone el plan de desarrollo de la tesis y se hace una revisión de conocimientos para reflejar y ubicar el ámbito de la investigación.

La segunda parte constituye el núcleo de la tesis, en la que se desarrolla toda la investigación. Se describen con detalles: el funcionamiento del algoritmo para identificar los tramos no deteriorados por artefactos de movimiento en la señal oscilométrica de PA, las etapas de procesado necesarias para obtener los rasgos

de los patrones a partir de la señal oscilométrica y la etapa de reconocimiento de los tramos. Uno de los principales objetivos del proceso efectuado en esta parte es la obtención de los patrones que representan los pulsos y las funciones que permiten su clasificación. En este sentido, los esfuerzos se concentran en la definición de los patrones y el análisis de la estructura estadística sus rasgos, para definir las funciones discriminantes. El reconocimiento de patrones se basa en la comparación de medidas obtenidas de los pulsos de la señal y la función de similitud en la evaluación de estas características.

En la tercera parte se presenta el análisis de los resultados obtenidos. Finalmente, se extraen las conclusiones y se plantean las líneas futuras de investigación derivadas del trabajo realizado.

# INDICE GENERAL


**Capítulo 1. Introducción. ..... 3**

1.1. Introducción general, motivación y objetivos. ..... 3

1.2. Plan de desarrollo. ..... 5

**1.3. Descripción de los contenidos.** ..... 8

**1.4. Principales contribuciones.** ..... 10

**Capítulo 2. Análisis de los métodos de medición de la presión arterial. ... 11**

**2.1. Sistema Cardiovascular.** ..... 11

**2.1.1. Relación entre el sistema circulatorio y el respiratorio.** ..... 16

**2.1.2. Conclusiones.** ..... 16

**2.2. Medición de la presión arterial.** ..... 17

2.2.1. La Presión Arterial. ..... 18

2.2.2. Importancia de la medición de la Presión Sanguínea Arterial ..... 19

2.2.3. Clasificación de las mediciones de presión arterial. ..... 21

2.2.4. Antecedentes históricos de la medición de la presión arterial ..... 23

2.2.5. Principales métodos no invasivos de medición de presión arterial ..... 25

2.2.6. Correlación entre mediciones directas e indirectas. ..... 39

2.2.7. Validación de las mediciones de la presión arterial ..... 40

2.2.8. Conclusiones. ..... 41

**2.3. Caracterización de los pulsos de la señal oscilométrica.** ..... 42

**2.3.1. Ruido introducido por componentes electrónicos.** ..... 44

**2.3.2. Problemas de resolución.** ..... 45

**2.3.3. Problemas de pérdida de la señal oscilométrica.** ..... 45

**2.3.4. Problemas de ritmo.** ..... 46

**2.3.5. Contracción ventricular prematura.** ..... 47

**2.3.6. Artefactos respiratorios.** ..... 48

**2.3.7. Problemas de temblores musculares.** ..... 49

**2.3.8. Artefactos de movimiento.** ..... 49

**2.3.9. Técnicas utilizadas para la mejora de la calidad de la señal.** ..... 51

**2.3.10. Conclusiones.** ..... 53

**Capítulo 3. Análisis de los métodos de reconocimiento de patrones. 55**

3.1. Introducción. ..... 55

3.1.1. Aplicabilidad del reconocimiento de patrones. ..... 57

3.1.2. Aproximaciones al reconocimiento de patrones. ..... 58

3.2. Desarrollo de un sistema de clasificación. ..... 59

3.3. Adquisición de los datos y representación de los patrones ..... 65

3.4. Selección y extracción de características. ..... 66

3.5. Diseño del clasificador ..... 69

3.5.1. Teoría Bayesiana de la Decisión. ..... 70

3.5.2. Tipos de Clasificadores. ..... 76

3.6. Estimación del error de clasificación y verificación de resultados. ..... 81

3.6.1. Matriz de confusión, exhaustividad y precisión. ..... 83

3.6.2. Evaluación de clasificaciones binarias ..... 84

3.7. Conclusiones ..... 87

**Capítulo 4. Soporte para la investigación. ..... 88**

4.1. Sistema de adquisición de las señales de la base de datos. ..... 88

**4.2. Descripción del hardware utilizado para la adquisición y prueba de los algoritmos.** ..... 89

**4.3. Descripción de los componentes de software desarrollados y las herramientas utilizadas para el estudio de las señales.** ..... 90

**4.3.1. Librerías para el trabajo con las señales de la base de datos.** ..... 90

**4.3.2. Software para el estudio de las señales oscilométricas.** ..... 93

**4.5. Conclusiones** ..... 101

**Capítulo 5. Extracción de los rasgos de los patrones utilizados. ..... 102**

5.1. Esquema propuesto para la obtención de las características de los patrones. ..... 102

**5.2. Obtención de las características candidatas para la representación de los patrones.** ..... 103

**5.2.1. Factor de crecimiento de los extremos.** ..... 104

**5.2.2. Factor cruzar por el cero de la primera derivada de la señal.** ..... 105
**5.2.3. Factor extremo a extremo.** ..... 105
**5.2.4. Factor de saturación de los extremos.** ..... 106
**5.2.5. Factor de diferencias de presión absoluta.** ..... 107
**5.2.6. Conclusiones.** ..... 108
**5.3. Selección y extracción de las características principales.** ..... 110
**5.4. Conclusiones y representación de los patrones**. ..... 111
**Capítulo 6. Reconocimiento de los tramos de la señal oscilométrica. ..... 113**
**6.1. Planteamiento del problema y solución propuesta.** ..... 113
**Capítulo 7. Diseño general del algoritmo de detección y de medición. ... 119**
**Capítulo 8. Resultados Obtenidos y discusión..... 124**
**8.1. Introducción.** ..... 124
**8.2. Determinación de los coeficientes de la función discriminante.** ..... 124
**8.2.1. Resultados de la evaluación del clasificador con el conjunto de prueba.** ..... 125
**8.2.2. Resultados de la prueba del clasificador en un algoritmo de medición.** ..... 126
**Capítulo 9. Conclusiones y líneas futuras de investigación. ..... 132**
**9.1. Cumplimiento de los objetivos. ..... 132**
9.2. Conclusiones. ..... 133
**9.3. Recomendaciones y líneas futuras de investigación.** ..... 134
Referencias Bibliográficas. ..... 135
Anexos I. Variaciones de las presiones en las cavidades cardiacas y grandes vasos durante el ciclo cardiaco. ..... 137
Anexos II. Descripción de los ficheros de la base de datos de señales. ..... 138
Anexos III. Valores de presión medidos en las pruebas del clasificador en un algoritmo de medición. ..... 139

# INDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Partes del corazón. ..... 11

Figura 2.2. Progresión del Impulso Eléctrico del Corazón. ..... 13

Figura 2.3. Ondas de Presión en Diversos Puntos del Sistema Cardiovascular. .. 14

Figura 2.4. Onda de la actividad Eléctrica del corazón (ECG). ..... 15

Figura 2.5. Registro de la presión arterial y la frecuencia cardiaca de un paciente en 24 horas. La zona oscura corresponde al horario de sueño. ..... 20

Figura 2.6. Curva de presión invasiva. ..... 22

Figura 2.7. Método Auscultatorio Manual. ..... 27

Figura 2.8. Curva de Presión Oscilatoria. ..... 30

Figura 2.9. Pulso Índice Oscilométrico. ..... 31

Figura 2.10. Pulso y onda de presión. ..... 33

Figura 2.11. Corte del brazo ..... 34

Figura 2.12. Señales de Presión. ..... 35

Figura 2.13. Método ultrasónico. ..... 36

Figura 2.14. Tonometría Arterial. ..... 38

Figura 2.15. Oscilaciones en la señal de presión absoluta. ..... 42

Figura 2.16. Señal con ruido. ..... 44

Figura 2.17. Diferencias entre señales oscilométricas de personas de distintas constitución física, a) gruesa, b) delgada. ..... 45

Figura 2.18. Señal de un anciano de 85 años. ..... 46

Figura 2.19. Diferencias entre señales oscilométricas de personas de distintas frecuencia cardiacas, a) baja, b) alta. ..... 47

Figura 2.20. Señal de un anciano de 85 años. ..... 48

Figura 2.21. Señal con artefactos respiratorios. ..... 48

Figura 2.22. Señal de temblores musculares. ..... 49

Figura 2.23. Diferencias entre los artefactos de movimiento y los pulsos normales. ..... 50

Figura 2.24. Cambios producidos por los artefactos de movimiento en la señal de presión absoluta. ..... 50

Figura 3.1. Señal ECG de un paciente masculino de 65 años con PVCs. ..... 60

Figura 3.2. Espacio de representación del vector de características (FF, RR) para las señales ECG de la Figura 3.1 (conjunto de aprendizaje). Clase Normal (‘o’) y la clase PVC (‘x’). En este caso una línea recta separa el espacio de representación en dos regiones. ..... 61

Figura 3.3. Etapas básicas envueltas en el diseño de un sistema de clasificación. ..... 63

Figura 3.4. A) Selección de las 3 variables más significativas entre un conjunto de 100. B) Transformación de las 100 variables originales. ..... 67

Figura 3.5. Superficies discriminantes con distribuciones de clase normales, A) para el caso cuadrático y B) para el caso lineal. ..... 76

Figura 3.6. Alguno de los tipos de clasificadores más comunes. ..... 77

Figura 4.1. Bloque electrónico del Hipermax. ..... 89

Figura 4.2. Diagrama general clases de la librería para el tratamiento de las señales. ..... 92

Figura 4.3. Diagrama general clases de la librería para el tratamiento de experimentos. ..... 93

Figura 4.4. Interfaz MDI del software diseñado. ..... 94

Figura 4.5. Ventana de visualización y procesado de una señal. ..... 95

Figura 4.6. Ventana de una señal, mostrando el resultado de la ejecución de un método de cálculo de la presión arterial. ..... 96

Figura 4.7. Ventana de un experimento mostrando los resultados en histogramas. ..... 97

Figura 5.1. Unión de pulsos consecutivos cuando cumplen patrón de mezcla. Desde a) a e) pasos en dos casos de mezcla, f) resultado al finalizar el algoritmo. ..... 103

Figura 5.2. Factor de crecimiento del extremo P2. ..... 104

Figura 5.3 Factor cruzar por el cero en la primera derivada. ..... 105

Figura 5.4. Factor extremo a extremo (FEE) en la señal oscilométrica, FEE (mim-min), FEE (max-max) y el Factor RR en una señal ECG. ..... 106

Figura 5.5. Factor de saturación. ..... 107

Figura 5.6. Factor de diferencias de presión absoluta. a) pulsos, b) diferencias de presión. ..... 108

Figura 5.7. Espacio de representación de los patrones. ..... 112

Figura 6.1. Representación de las curvas de igualdad de probabilidad de los datos. ..... 114

Figura 6.2. Funciones de densidad de probabilidad de las clases. ..... 115

Figura 6.3. Curva obtenida a partir del conjunto de aprendizaje. ..... 117

Figura 8.1. Histograma para las mediciones del algoritmo con el clasificador, en el conjunto de señales sin contaminar. ..... 127

Figura 8.2. Gráfico de Bland y Altman para las mediciones del algoritmo con el clasificador, en el conjunto de señales sin contaminar. ..... 128

Figura 8.3. Histograma para las mediciones del algoritmo con el clasificador, en el conjunto de señales contaminadas. ..... 128

Figura 8.4. Gráfico de Bland y Altman para las mediciones del algoritmo con el clasificador, en el conjunto de señales contaminadas. ..... 129

Figura 8.5. Histograma para las mediciones del algoritmo sin el clasificador, en el conjunto de señales contaminadas. ..... 130

Figura 8.6. Gráfico de Bland y Altman para las mediciones del algoritmo sin el clasificador, en el conjunto de señales contaminadas. ..... 130

# INDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. Valores de tiempo de los intervalos del ECG. ..... 15

Tabla 2.2. Resumen de los ruidos que dañan la señal y como atacar el problema. Según lo descrito en la bibliografía. ..... 51

Tabla 3.1. Matriz de confusión para un problema de clasificación binaria. ..... 86

Tabla 4.1. Condiciones de los pacientes simulados. ..... 98

Tabla 5.1. Resumen de las características candidatas de los pulsos oscilométricos. ..... 109

Tabla 5.2. Contribución de cada autovalor a la varianza global. ..... 111

Tabla 6.1. Varianzas y coeficientes de correlación de las clases..... 115

Tabla 8.1. Matriz de confusión, para la clasificación con el conjunto de entrenamiento. ..... 125

Tabla 8.2. Matriz de confusión, para la clasificación con el conjunto de prueba. 126

Tabla 8.3. Descripción de los tipos. ..... 127

# PARTE I

## Planteamiento de la tesis y revisión de los conocimientos

# Capítulo 1. Introducción.

## 1.1. Introducción general, motivación y objetivos.

El **objeto de estudio** del trabajo que se plantea en esta tesis, supone un esfuerzo más en las múltiples tareas de investigación dentro del campo de la biomedicina, específicamente en la medición de variables fisiológicas para el diagnóstico asistido por computadoras, y su **campo de acción** es la medición de la variable fisiológica Presión Arterial, la cual es esencial para una adecuada evaluación del sistema cardiovascular en los seres humanos, en este caso a través de un método automático no invasivo.

Los principales motivos que han impulsado la realización de esta tesis han sido:

1. Atender a la creciente y rápida evolución de los dispositivos de medición automática de la presión arterial en nuestra sociedad, en diversas aplicaciones, como son: los equipos para monitoreo ambulatorio, equipos para la automedida, monitores de parámetros fisiológicos, equipos para pruebas de esfuerzo, etc.

2. Conocer las técnicas de procesamiento digital de señales, utilizadas por los equipos de medición automática de la presión arterial, particularmente las implementadas para el método Oscilométrico.

3. Conocer las técnicas de reconocimiento de patrones utilizadas en las señales biomédicas y si existen estudios sobre el reconocimiento de artefactos de movimiento en la señal oscilométrica.

4. Investigar y proponer esquemas de reconocimiento automático de los artefactos de movimiento, que vayan encaminados a proporcionarle mayor robustez al método oscilométrico de medir la presión arterial frente a estos artefactos.

5. Contribuir con eliminar la escasez de bases de datos de señales oscilométricas previamente revisadas y correctamente anotadas, que permitan analizar y evaluar, de una manera fiable, el funcionamiento de algoritmos de medición y reconocimiento de artefactos utilizando el método oscilométrico.

La labor de investigación realizada, abarca la revisión del estado del arte de las principales técnicas de reconocimiento de patrones aplicadas a las señales biomédicas, ahondando en la implementación práctica de éstas en la detección de artefactos y su posible aplicación de en las señales oscilométricas de presión arterial. Se estudian las técnicas de procesado digital para mejorar la calidad de las señales adquiridas. Se aportan soluciones para las etapas de procesado para la extracción de las características de los patrones y el reconocimiento de los mismos. La evaluación del algoritmo implementado, proporciona resultados que pueden incluirse dentro del estado del arte del desarrollo de métodos para la reposición, ante artefactos de movimiento, de los dispositivos de medición automática de la presión arterial.

La necesidad de evaluar el funcionamiento del algoritmo de reconocimiento implementado, demanda la utilización de base de datos que puedan ser utilizadas para la evaluación de las características específicas del problema tratado, como son la presencia de artefactos en la señal. Esto obliga al diseño y creación de bases de datos especificas que reflejen estas características. Será, por tanto; la creación de esta base de datos, otro objetivo de esta tesis.

En este primer apartado de introducción, se enumeran los objetivos planteados en la tesis, y a continuación, se propone un plan de desarrollo de las diferentes tareas necesarias para la consecución de los mismos. En el siguiente apartado se hace una descripción de los contenidos tratados a lo largo de los diferentes capítulos que componen este trabajo, y finalmente se presentan los principales aportes realizados durante la investigación.

El objetivo general planteado en este trabajo es el siguiente:

Desarrollar un algoritmo, que empleando técnicas de Reconocimiento de Patrones, permita la identificación efectiva de los tramos de la señal oscilométrica de presión arterial que no han sido deteriorados por artefactos de movimiento y por tanto, pueden ser utilizados para la medición precisa de la presión arterial.

Y los objetivos específicos:

- Caracterizar los aspectos más significativos de los métodos no invasivos en la medición de la presión arterial, sus ventajas y fuentes de error.
- Caracterizar los aspectos más significativos de los tramos de las señales oscilométricas no deteriorados por artefactos de movimiento y los que sí lo han sido.
- Desarrollar un algoritmo que con efectividad clasifique los tramos de la señal oscilométrica en afectados y no afectados por artefactos de movimiento.
- Definir un método para evaluar la efectividad del algoritmo de clasificación desarrollado y comprobar su utilidad práctica en un algoritmo de medición de la presión arterial.
- Lograr que los algoritmos propuestos puedan ser ejecutados en tiempo real, de forma eficaz, por el *firmware* de uno o más microcontroladores que conformen un equipo destinado a la medición automática de la presión arterial.

### 1.2. Plan de desarrollo.

El plan de desarrollo de todas las tareas necesarias para la consecución de los objetivos previstos se detalla a continuación:

1. Recopilación de la información actualizada y publicada sobre los métodos de medición automática de la presión arterial hasta la fecha, y en particular, el método oscilométrico. Además de la recuperación de estos métodos ante la presencia de artefactos y la medición ambulatoria. Estos últimos, son actualmente unos de los puntos fundamentales en las investigaciones sobre el desarrollo de dispositivos para la medición automática de la presión arterial. Debido a esto se hace necesario una constante actualización sobre estos temas.

2. Recopilación de la información actualizada y publicada sobre el reconocimiento de patrones en señales biomédicas hasta la fecha, buscar si existen publicaciones sobre aplicaciones en la detección de artefactos en la señal oscilométrica. Dado el rápido crecimiento de las técnicas de reconocimiento en señales biométricas, se hace necesario el seguimiento actualizado de las publicaciones que tiene lugar, principalmente, en congresos y artículos de revistas de reconocido prestigio en el campo del procesamiento de señales y el reconocimiento de patrones.

3. Estudio e implementación de algoritmos destinados al tratamiento de señales biomédicas y en particular la señal oscilométrica, con el fin de eliminar ruidos introducidos en la adquisición y mejora de la calidad de la señal, para en la posteriores etapas de procesado dirigidas a la extracción de las características tomadas de la señal. Para ello, se estudiará el diseño de filtros digitales para la mejora de la señal, análisis de las señales en el tiempo y la frecuencia, algoritmos para la selección y extracción de características, como el análisis de componentes principales (PCA) y el análisis de componentes independientes (ICA), algoritmos para la detección de artefactos en las señales biométricas, algoritmos para la detección de la envolvente de una señal, algoritmo para la detección de extremos, etc.

4. Estudio e implementación de algoritmos de reconocimiento de patrones utilizados en la detección de artefactos en señales biomédicas.

5. Implementación de esquemas de reconocimiento automático. Una vez estudiado y comprobado el funcionamiento de los algoritmo de mejora de la señal, de los algoritmos de extracción de características y los algoritmos de reconocimiento de artefactos en las señales biomédicas, se elegirán aquellos que proporcionen las mejores prestaciones al dispositivo de medición de la PA, dependiendo de la aplicación al que éste vaya destinado. Dichas prestaciones serán valoradas a partir de los resultados que se obtengan de la evaluación del funcionamiento de las variantes del algoritmo.

6. Con el objetivo de evaluar el funcionamiento del algoritmo, es necesario disponer de una base de datos de señales oscilométricas. Debido a que el interés principal de este estudio es el análisis de los resultados en la detección de artefactos de movimiento, se deberán tener registros suficientes de señales dañadas por estos artefactos. Estas señales deben ser correctamente anotadas para ser utilizadas como conjunto de aprendizaje.

7. Evaluación del algoritmo de detección. A partir de las bases de datos obtenidas anteriormente, se evaluará el funcionamiento del algoritmo. La evaluación del algoritmo será basada en la sensibilidad y especificidad del mismo, además de la exactitud global en la clasificación.

8. Análisis de los resultados obtenidos y conclusiones. A partir de los resultados obtenidos podrán estudiarse la conveniencia de algoritmos alternativos, tanto en la etapa de selección de características, como en la etapa de comparación de patrones, para lograr su implementación en dispositivos de medición automática de la PA. Se estudiará también el planteamiento de líneas futuras de investigación.

### 1.3. Descripción de los contenidos.

En este epígrafe se describe brevemente el contenido de cada uno de los capítulos en los que se divide esta tesis. El número de capítulos tratados es 8, y se reparten en las siguientes partes:

I. Planteamiento de la tesis y revisión de conocimientos: capítulos 1 al 3.

II. Desarrollo de la investigación: capítulos 4 al 7.

III. Resultados, conclusiones y recomendaciones: a partir del capítulo 8.

El capítulo 1 es de introducción general, en el que se acotan, tanto el ámbito como el alcance del trabajo de investigación. En el mismo, se plantean los objetivos de la tesis, se expone el plan de desarrollo de la investigación, se describe la organización de los contenidos y se enumeran los principales aportes obtenidos con la consecución de los objetivos.

En el capítulo 2 se describe el sistema fisiológico relacionado con la medición de la presión arterial. Se presentan y comparan los métodos de medición de la presión arterial, se exponen los componentes principales y el funcionamiento de los dispositivos de medición automático de la presión arterial y los procedimientos utilizados para la evaluación de estos dispositivos. Finalmente, para reflejar el ámbito de esta investigación, se hace una revisión del estado actual del desarrollo de los equipos y métodos de medición automática de la presión arterial.

En el capítulo 3 se plantean los principios en los que se basa el diseño de un sistema de reconocimiento de patrones en general. Se enumeran las tareas generales necesarias y principales problemas en el diseño de un sistema de reconocimiento de patrones. Se describen las principales teorías relacionadas con la aproximación estadística al reconocimiento de patrones y los procedimientos de evaluación del clasificador desarrollado.

La segunda parte de la tesis abarca de los capítulos 5 al 6, en los que se desarrolla la investigación propiamente dicha. En el capítulo 4 se describe el sistema de soporte de esta investigación. Se presenta el hardware y los componentes de software utilizados para la adquisición y estudio de las señales de presión arterial. También se muestra la utilidad de estos componentes en la investigación sobre la mejora de los métodos de medición de la presión arterial. Y por último se describe el método utilizado para la evaluación del clasificador y su utilización en un algoritmo de medición.

En el capítulo 5 se explica el procedimiento llevado a cabo para general los patrones de los pulsos oscilométricos  partir de la señal. Se detallan las características candidatas y las etapas de selección de características para obtener el patrón final de representación de los pulsos.

En el capítulo 6 se describe el análisis de la estructura estadística de los patrones prototipos y en función de los resultados obtenidos el diseño del clasificador y su evaluación. Finalmente en esta parte, con el capitulo 7 se describen los algoritmos desarrollados utilizando el la detección de artefactos y su evaluación.

Con el capitulo 8 se inicia la tercera parte de la tesis. El capitulo se dedica a la exposición de los resultados obtenidos en la evaluación del clasificador y en la prueba de este en un algoritmo de medición. Se comparan los resultados del algoritmo con un conjunto de señales contaminadas con artefactos y el mismo conjunto sin contaminar.

Una vez evaluado el sistema de reconocimiento de patrones desarrollado, se extraen las conclusiones que se deducen del trabajo de investigación desarrollado y, como continuación de este, se proponen recomendaciones y líneas futuras de investigación dentro del campo de la medición de la presión arterial

## 1.4. Principales contribuciones.

Las principales contribuciones al campo de la biomedicina, conseguidas tras la realización de esta tesis, han sido:

1. Desarrollo de un algoritmo robusto para la detección automática de los tramos dañados por artefactos en la señal oscilométrica, con tasas de sensibilidad y especificidad competitivas respecto al estado del arte de los algoritmos desarrollados con este fin. Lo que permite mejorar el desarrollo de los dispositivos de medición automática de la presión arterial que utilizan el método oscilométrico.

2. Diseño, creación y captura de la base de datos de señales oscilométricas de presión arterial, con un numero representativo de señales dañadas por artefactos de movimiento.

3. Análisis del funcionamiento del algoritmo de detección y su utilización en la medición precisa de la presión arterial.

4. Implementación del algoritmo en uno de los dispositivos de medición automática de la presión arterial desarrollados por el ICID, el monitor ambulatorio d presión arterial, Hipermax Plus.

# Capítulo 2. Análisis de los métodos de medición de la presión arterial.

## 2.1. Sistema Cardiovascular.

La principal función del Sistema Cardiovascular es bombear la sangre a todos los órganos y tejidos del cuerpo para su nutrición y oxigenación, y al mismo tiempo, recoger los productos de su funcionamiento necesarios a todo el organismo, y sus desechos metabólicos para su excreción. Este mecanismo está estructurado como dos sistemas conectados en serie, con el corazón como bomba aspirante e impelente en el centro.

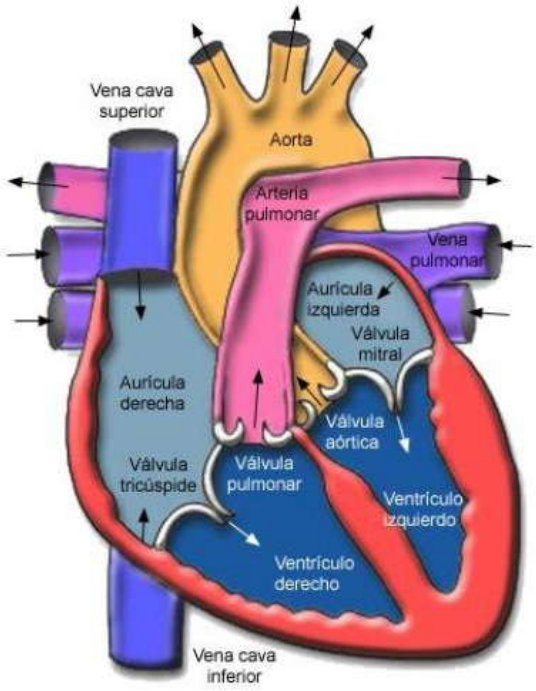


**Figura 2.1. Partes del corazón.**

El corazón, según se muestra en la Figura 2.1, se encuentra dividido en cuatro cavidades; dos derechas y dos izquierdas, separadas por un tabique medial; las dos cavidades superiores son llamadas aurículas y las dos cavidades inferiores se denominan ventrículos. Hace función de doble bomba que se encarga de imprimir la fuerza necesaria para que la sangre circule a través de todo el sistema circulatorio (1).

La *aurícula y el ventrículo derecho* forman lo que clásicamente se denomina el *corazón derecho*, recibe la sangre que proviene de todo el cuerpo, a través de las *venas cavas superior e inferior*. Esta sangre, con bajo contenido de oxígeno, llega al ventrículo derecho, desde donde es enviada a la circulación pulmonar a través de la *arteria pulmonar* (1).

La *aurícula* y el *ventrículo izquierdo* forman el llamado *corazón izquierdo*, recibe la sangre de la *circulación pulmonar*, que desemboca a través de las cuatro *venas pulmonares* a la porción superior de la aurícula izquierda. Esta sangre es oxigenada y proviene de los pulmones. El ventrículo izquierdo la envía por la *arteria aorta* para distribuirla por todo el organismo (1).

La sangre que llega a la aurícula derecha por ambas venas cavas, pasa al ventrículo derecho a través de la válvula tricúspide, y de éste, a través de la sigmoidea pulmonar, que la distribuye por los pulmones para su oxigenación; una vez oxigenada es recibida por las venas pulmonares, que la llevan a la aurícula izquierda; de aquí a través de la válvula mitral pasa al ventrículo izquierdo y éste la bombea a la arteria aorta a través de la sigmoidea aórtica para ser distribuida a todos los tejidos del cuerpo; ahí es recogida por las venas que van a conformar los sistemas cavas, para volver a la aurícula derecha y recomenzar el ciclo (1).

El proceso de contracción-relajación de las diferentes cavidades del corazón debe seguir una serie de pasos y una determinada secuencia para su máxima eficiencia; a esta secuencia se le ha denominado ciclo cardiaco (1).

Si se toma como primer paso de este proceso la formación del impulso en el nodo sinoauricular (NSA), que de aquí se propaga al resto del corazón para su activación total, el primer evento es la contracción o sístole auricular; ésta determina un aumento de la presión dentro de estas cavidades, que vacían su contenido en los ventrículos a través de las válvulas auriculoventriculares, que ya se encontraban abiertas en ese momento. Una vez vaciadas, las aurículas pasan de inmediato a la relajación o diástole, y al cerrarse las válvulas auriculoventriculares, por la sístole ventricular, comienzan a llenarse nuevamente de sangre que les llega por las grandes venas. En el corazón normal, la contracción auricular representa entre un 5 y un 15 % del llenado ventricular, pero en un corazón enfermo puede llegar a representar hasta un 35 % del gasto ventricular (1).

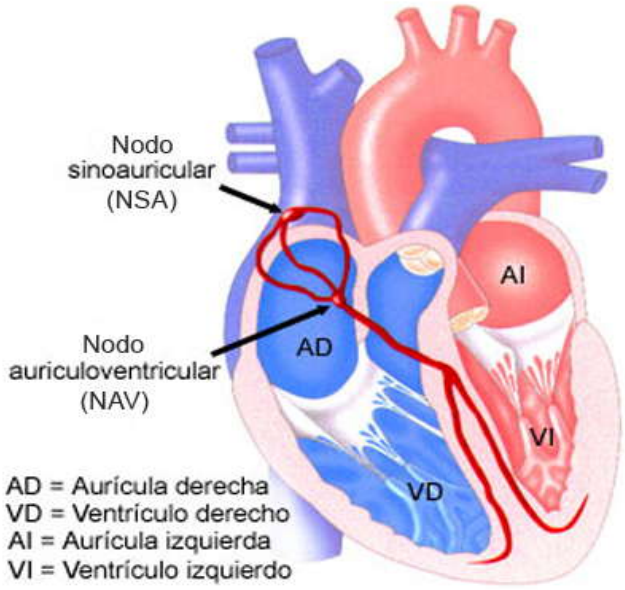


**Figura 2.2. Progresión del Impulso Eléctrico del Corazón.**

Luego de una contracción auricular y de la demora en el nodo auriculoventricular (NAV), para la sincronización de la activación de los ventrículos, se produce la contracción o sístole ventricular, que consta de dos periodos: uno preeyectivo, en el que se prepara la musculatura ventricular, se fijan y cierran los aparatos valvulares auriculoventriculares y aumenta la presión intraventricular, pero sin

variar el volumen del ventrículo; y luego el eyectivo, en que la presión intraventricular aumenta rápidamente hasta su valor máximo, se abren las válvulas sigmoideas arteriales y se expulsa la sangre hacia las grandes arterias. Cada uno de estos periodos consta a su vez de varias fases (1).

En la Figura 2.3 se observan, en la parte superior; los cambios de presión en función del tiempo de la aurícula derecha, el ventrículo izquierdo y la arteria aorta, y en la parte inferior; la actividad eléctrica del corazón. Como se explicará más adelante lo valores mínimos y máximos de la presión observada en las arterias, son los considerados para la medición de la presión arterial del cuerpo humano.

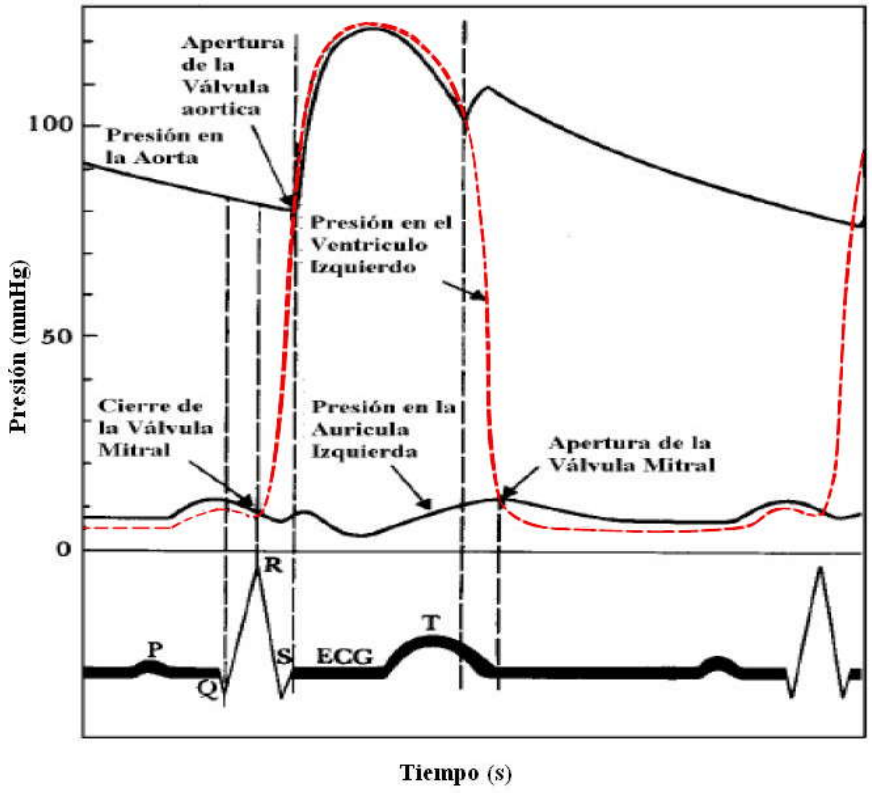


**Figura 2.3. Ondas de Presión en Diversos Puntos del Sistema Cardiovascular.**

Una vez vaciadas las cámaras ventriculares se produce la relajación o diástole ventricular, en la que se ha descrito una fase de relajación isovolumétrica, donde se cierran las sigmoideas y se relajan los ventrículos, pero sin variar el volumen

residual ventricular, seguida por una fase de llenado rápido ventricular, en que se abren las válvulas auriculoventriculares y pasa rápidamente la sangre acumulada en las aurículas hacia los ventrículos. Al aumentar el volumen sanguíneo ventricular, disminuye el gradiente de presiones entre aurículas y ventrículos y se pasa a la fase de llenado ventricular lento o diastasis, hasta que se produce de nuevo la contracción auricular. Se completa así el llenado ventricular y el ciclo se repite de forma ininterrumpida (1).

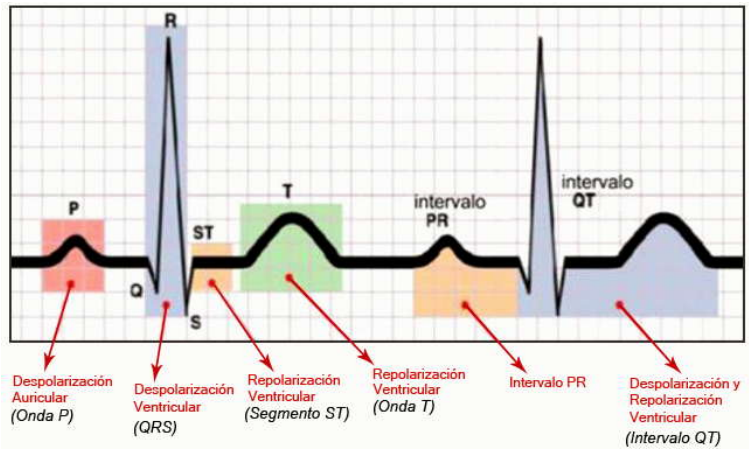


**Figura 2.4. Onda de la actividad Eléctrica del corazón (ECG).**

Cuando la frecuencia cardiaca es de 75 latidos por minuto, el ciclo cardiaco tiene una duración promedio de 0,8 s, de los cuales en las aurículas la sístole dura solo 0,1 s y la diástole 0,7 s, pero en los ventrículos la sístole dura unos 0,3 s y la diástole 0,5 s. La sístole ventricular coincide en toda su duración con la diástole auricular, pero la diástole ventricular se corresponde con parte de la diástole auricular y con su sístole (1).

**Tabla 2.1. Valores de tiempo de los intervalos del ECG.**

| Intervalo del ECG | Rango Normal (s) |
|---|---|
| **Intervalo PR** | 0,12 – 0,20 |
| **Intervalo QRS** | 0,06 – 0,10 |
| **Intervalo ST** | 0,05 – 0,15 |
| **Intervalo QT** | 0,35 – 0,44 |
| **Intervalo RR** | 0,6 – 1,0 |

Durante el ciclo cardiaco se producen variaciones de las presiones en las diferentes cavidades cardiacas y en los grandes vasos, que se estudian por el cateterismo cardiaco y se resumen en el Tabla 2.1.

### 2.1.1. Relación entre el sistema circulatorio y el respiratorio.

El sistema circulatorio está estrechamente relacionado con el sistema respiratorio. El organismo humano requiere oxígeno para que las células puedan realizar sus funciones. El aparato respiratorio es el encargado de tomar el oxígeno ($\mathbf{O_2}$) del medio exterior y expulsar el gas carbónico ($\mathbf{CO_2}$) mediante un intercambio alveolar y la sangre de los capilares alveolares (hematosis) (1).

Este proceso que se efectúa en el pulmón es complejo y necesita una serie de estructuras, coordinaciones y control, y se denomina respiración. Los movimientos respiratorios se producen de 16 a 20 veces por minuto en el adulto, siendo la expiración más larga que la inspiración (1:2; 1:3). Para poder llevar a cabo estos movimientos el cuerpo se apoya del esqueleto y la musculatura torácica, por un lado y por el otro, de los pulmones (1).

La relación entre la respiración y la frecuencia cardiaca es de 1:4 en un adulto sano y esto permite que los pulmones reciban sangre (5 litros/minuto) de dos sistemas vasculares diferentes: la circulación pulmonar y la bronquial.

### 2.1.2. Conclusiones.

Las señales biomédicas reflejan la naturaleza de procesos fisiológicos de los sistemas que la generan, en esta investigación la señal oscilométrica es el resultado de la observación del sistema circulatorio. En la adquisición de la señal los dispositivos electrónicos utilizados pueden añadir ruido, los que pueden afectar la información que porta la señal, del proceso fisiológico que la genera. Por eso es de gran importancia conocer los rangos de los parámetros que describen el sistema estudiado, para con esta información, poder identificar el método adecuado que permita mejorar la calidad de la señal (2).

También las enfermedades o defectos de los sistemas biológicos causan alteraciones en los procesos fisiológicos normales, generando procesos patológicos que afectan el buen funcionamiento de estos sistemas. Procesos patológicos son típicamente asociados a señales, que son diferentes en varios aspectos de su correspondiente señal normal. Si poseemos un buen entendimiento del proceso de interés, podemos evaluar el estado de la información de la señal captada correspondiente sistema monitoreado (2).

**2.2. Medición de la presión arterial.**

La presión arterial (PA) se define como la presión que ejerce la sangre sobre la arteria como resultado de la acción del bombeo del corazón. La presión más alta se denomina presión sistólica, y la más baja se denomina presión diastólica. Dada la importancia de este parámetro para la evaluación y tratamiento de algunas afecciones, se han desarrollado varios métodos de medición de la misma, con sus particularidades, ventajas y desventajas, estos métodos pueden ser manuales o automáticos, invasivos o no invasivos.

Los métodos invasivos son más exactos pero mucho más inconvenientes de usar. De los métodos no invasivos, el método manual más extendido es el auscultatorio, introducido por Korotkoff en 1905, mientras que el método oscilométrico resulta el más usado entre los métodos automáticos.

Estudios clínicos recientes han comprobado que el Monitoreo Ambulatorio de la Presión Arterial (MAPA) es más certero en el diagnostico y tratamiento de la Hipertensión Arterial (HTA), que utilizar mediciones tomadas puntualmente en una clínica o en la casa. Las mediciones de PA registradas automáticamente a intervalos seleccionados por el médico, durante 24 horas, brindan una mayor visión del comportamiento del paciente durante su vida cotidiana (3).

Estos equipos registran las mediciones de PA en ambientes no controlados clínicamente. El paciente se encuentra realizando sus tareas cotidianas cuando está siendo monitoreado por el equipo. Por lo que es más probable que la

medición sea afectada por artefactos de movimiento. Es por esta razón que el estudio de métodos que puedan hacer más inmunes a estos dispositivos ante artefactos, ha liderado las investigaciones realizadas en esta esfera del conocimiento.

### 2.2.1. La Presión Arterial.

El sistema circulatorio brinda el mecanismo para una revitalización rápida y continua de las células, el cual provee nutrientes y elimina productos de desecho de todo el cuerpo. El corazón, principal componente generador de la circulación, trabaja como dos bombas conectadas en serie, con el ventrículo derecho impulsando la sangre a los pulmones, y el ventrículo izquierdo impulsándola al resto del cuerpo.

Un determinado volumen de sangre entra a las arterias con cada latido y produce pulsos de presión en el sistema arterial, estos pulsos se transmiten en forma de onda de presión (4), la cual cambia de configuración mientras se aleja del corazón. La onda de presión propagada produce pulsaciones arteriales que pueden sentirse en diferentes lugares el cuerpo, como la arteria radial en la muñeca y la arteria carótida en el cuello. La presión arterial es la medida cuantitativa de la pulsación observada, por lo que un examen a fondo del comportamiento de la presión arterial, debe ser una parte integral de cualquier diagnóstico cardiaco.

En resumen, la presión arterial generalmente se refiere a la presión ejercida por la sangre sobre las paredes de una arteria como resultado de la acción de bombeo del corazón. Esta presión puede variar dentro de cada latido, en diferentes latidos, y en diferentes sitios de medición (5). La presión más alta se denomina *presión sistólica*, y la presión más baja se denomina *presión diastólica*. La *presión arterial media* es la presión arterial promedio durante un latido del corazón. La *presión de pulso* es la diferencia entre las presiones sistólica y diastólica.

La presión arterial se expresa usualmente en milímetros de mercurio (mmHg), y en ocasiones en kilopascales (1 kPa $\cong$ 7.5 mmHg).

### 2.2.2. Importancia de la medición de la Presión Sanguínea Arterial

La medición de la presión arterial es probablemente la exploración médica que con más frecuencia se realiza. Es imprescindible en el diagnostico de la hipertensión arterial (HTA), siendo esta la enfermedad que más frecuentemente afecta la salud de los individuos y las poblaciones en todas las partes del mundo. La definición de la HTA es establecida por acuerdo de expertos en estudios clinicopatológicos que demuestran que mientras más elevada es la presión arterial se presentan mayores complicaciones y aumenta la mortalidad por enfermedades cardiovasculares, cerebrales y renales crónicas, entre otras morbilidades. (6, 7)

El análisis de los valores medidos de presión sistólica, diastólica y media, le permite al médico hacer una evaluación del sistema circulatorio del paciente, el cual juega un papel fundamental en la vida de los seres vivos. La presión sistólica está relacionada con la fuerza de contracción del ventrículo izquierdo, la velocidad de expulsión del volumen del latido, la distensibilidad de las paredes aórticas y la presión de retorno. La presión diastólica está relacionada con el comportamiento del momento de relajación del corazón, la eficacia de la válvula aórtica, la resistencia vascular periférica y el gasto cardiaco (6).

La HTA es la más común de las afecciones de la salud de los individuos adultos en las poblaciones en todo el mundo. En el 2002 se reportó que a nivel mundial aproximadamente el 26,4 % de las personas padecían de HTA y se espera que se incremente hasta el 29,2 para el 2025. Ella representa por sí misma una enfermedad y también un importante factor de riesgo para otras enfermedades crónicas, no transmisibles que causan daño vascular: hipertrofia ventricular izquierda, infarto del miocardio, insuficiencia cardiaca, enfermedades cerebro vasculares e insuficiencia renal, además finalmente conducen a la aterosclerosis (6).

En Cuba, a finales del 2006, se habían dado a conocer como hipertensas 2 221 780 personas que representan el 24,3 % de la población adulta mayor de 15 años, con un sobreregistro aproximado del 10 % de individuos hipertensos sin

diagnosticar. Un adecuado control de la presión arterial es directamente proporcional a la reducción de la mortalidad por enfermedades cardiovasculares, disminuye la incidencia de infarto cerebral en el 35-40 %, la cardiopatía isquémica en el 20-25 % y la insuficiencia cardiaca en más del 50 %. Lo contrario también es cierto, un estudio realizado con mas de 1 millón de personas, sugiere que un aumento de la presión diastólica en 3-4 mmHg aumenta en el 20 % la mortalidad por enfermedad cerebrovascular y en el 12 % por enfermedad isquémica cardiaca en pacientes diabéticos, obesos o con alteraciones de los lípidos sanguíneos (6).

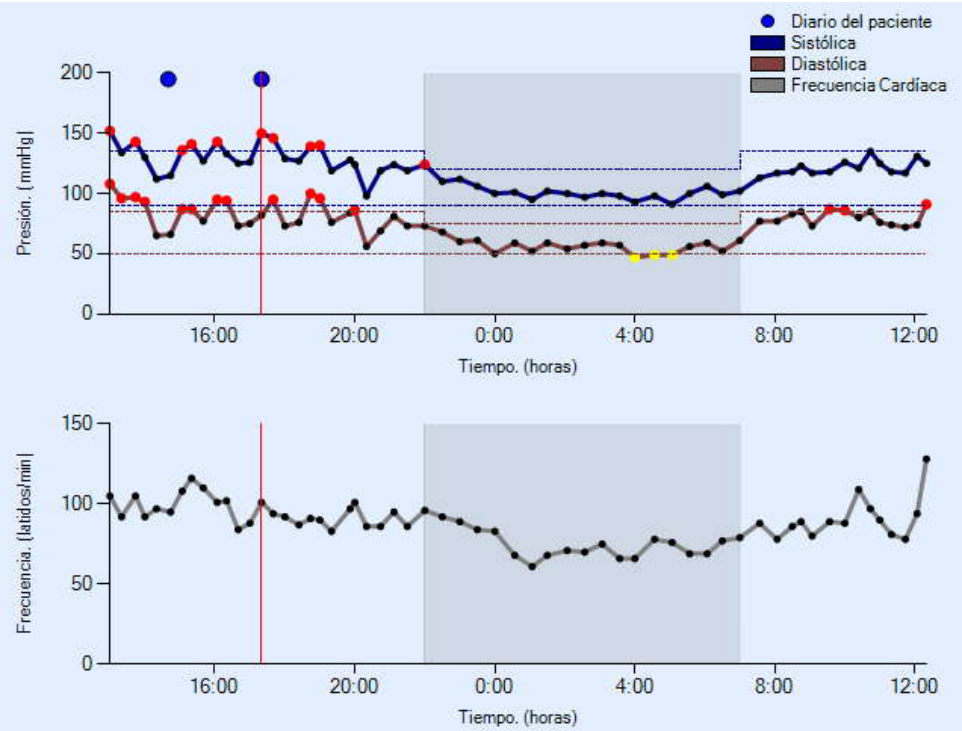


**Figura 2.5. Registro de la presión arterial y la frecuencia cardiaca de un paciente en 24 horas. La zona oscura corresponde al horario de sueño.**

Es también importante la precisión de la medida de la PA para obtener un diagnostico certero y mejor tratamiento de la HTA. La exactitud de la medida depende de la correcta utilización de la técnica o la calidad del dispositivo utilizado. Otro factor a considerar es un efecto de alerta encontrado en las personas en la clínica, conocido como fenómeno de bata blanca, por lo que las

mediciones tomadas en la consulta deben comparase con las tomadas en el domicilio o en monitoreo ambulatorio. Además, la presión arterial sufre variaciones durante las 24 horas, Figura 2.5, estas son conocidas como ciclo circadiano, las mismas se deben a fluctuaciones de los mecanismos propios de ajuste de presión de cada persona, además de que existen otras causas relacionadas con factores externos que también producen alteraciones de la presión, por lo que hace necesario para poder tener una valoración certera en el diagnostico de la HTA en una persona, tener una visión global del comportamiento de la PA en consulta y la vida cotidiana, durante un periodo mayor a 24 horas (3, 8).

Estudios clínicos recientes han comprobado que el MAPA es más certero en el diagnostico y tratamiento de la HTA, que utilizar mediciones tomadas puntualmente en una clínica o en la casa. Las mediciones de PA registradas automáticamente a intervalos seleccionados por el médico, durante 24 horas, brindan una mayor visión del comportamiento del paciente durante su vida cotidiana. Además de la HTA, con el análisis de las mediciones de PA registradas, es posible estudiar aspectos relacionados con la hipertensión, entre los que podemos mencionar el efecto de bata blanca, hipertensión nocturna, hipertensión episódica y/o trastornos de ansiedad, síntomas hipotensivos, influencia de la dieta y la vida diaria en la hipertensión, hipertensión durante el embarazo y otros (3, 8).

### 2.2.3. Clasificación de las mediciones de presión arterial.

La presión arterial se puede medir de forma invasiva (directa) o de forma no invasiva (indirecta). El método invasivo es potencialmente el más exacto para medir la presión arterial, sin embargo los equipos de medición no invasiva son más seguros y fáciles de usar que los equipos invasivos y pueden ser utilizados en situaciones en las que la medición invasiva no es absolutamente necesaria.

***Medición invasiva.***

El método invasivo (intra-arterial) conlleva la inserción de un catéter dentro de la arteria. La presión se mide utilizando un transductor de presión acoplado al catéter a través de un sistema de flujo lleno, o montado en la punta del catéter(5). Los sitios más comunes de medición invasiva son las arterias radiales, braquiales y femorales. El método invasivo permite mediciones continuas latido a latido (9).

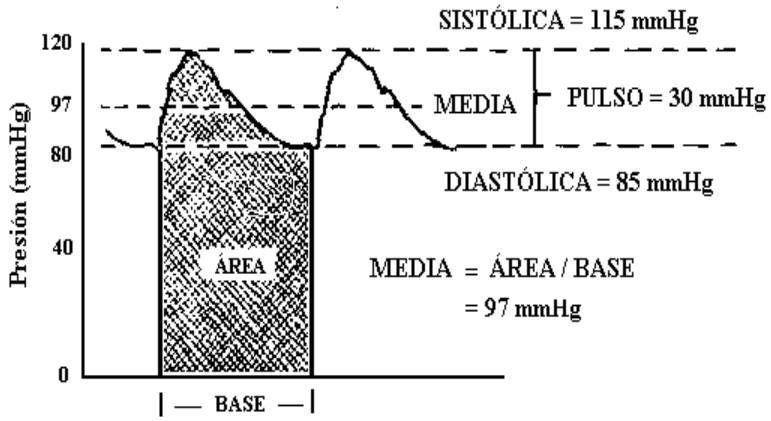


**Figura 2.6. Curva de presión invasiva.**

Como se muestra en la Figura 2.6, la presión sistólica se corresponde con el pico de la señal, la diastólica con la presión en el valle, y la presión del pulso es la diferencia entre las presiones sistólica y diastólica. La presión media se determina mediante una fórmula: midiendo el área bajo la curva de presión en un ciclo cardiaco y dividiendo esta área por el período cardiaco (la base del área medida). La presión media no es el promedio entre la diastólica y la sistólica, ni tampoco la presión diastólica más un tercio de la presión del pulso(10).

Es posible plantear que la presión media es la presión diastólica más K veces la presión del pulso, por lo que muchas veces se utiliza la expresión PM=PD + K*(PS-PD) para calcular la presión media. El factor K depende del sitio de

medición, siendo los valores de 0.2 a 0.4 los más utilizados en el cálculo, por ejemplo el valor de K para la aorta es de 0.3.

***Medición no invasiva.***

Existen muchos métodos de medición de la presión arterial de forma no invasiva. Todos emplean una banda inflable (para aplicar una contrapresión y ocluir una arteria) que se va aflojando mediante algún mecanismo de desinfle. Los métodos no invasivos se clasifican en dos categorías principales:

*Métodos intermitentes*: Brindan presiones puntuales como la diastólica, sistólica y media, calculándolas en un periodo de tiempo que cubre más de un latido del corazón.

Ej: Método Auscultatorio, Método Oscilométrico, Método Palpatorio,

Método Ultrasónico, Método Volumen-Oscilométrico, etc.

*Métodos continuos*: Brindan presiones puntuales latido a latido, o la forma de onda continua de la presión arterial, o ambos.

Ej: Método de Tonometría Arterial, Método de Velocidad de la Onda del Pulso, etc.

### 2.2.4. Antecedentes históricos de la medición de la presión arterial.

En 1733 Stephen Hales reportó que había medido la presión arterial en varios caballos mediante la inserción de un tubo vertical de vidrio de 12 pies en la arteria femoral de dichos animales. Observó que en los tres animales la sangre subió hasta una altura de 8 pies y 3 pulgadas, y reportó variaciones en la altura de la columna de sangre debido a efectos cardiacos y respiratorios. Casi 100 años más tarde, en 1828, Jean L. Poiseuille repitió el experimento de Hales pero esta vez en perros, y utilizó un manómetro de mercurio en vez de un tubo de vidrio lleno con sangre, lo cual resultaba más conveniente, además de que por primera vez se

utilizaron los milímetros de mercurio como unidades de medición de presión arterial.

Estos primeros esfuerzos de medición de la presión arterial estuvieron relacionados con el método invasivo, pero los primeros experimentos prácticos no invasivos fueron los de Von Bash y Marey en 1876. Von Bash utilizó un dispositivo medidor de presión que indicaba el valor de presión requerido para ocluir una arteria superficial por presión directa. Marey utilizó un dispositivo oclusivo que cubría la mano entera y el antebrazo y esencialmente introdujo el método oscilométrico de medición. Sin embargo, el dispositivo de Marey y muchos otros que se desarrollarían más tarde resultaron inconvenientes, pues los aparatos oclusivos requerían que las manos o incluso el brazo entero fueran colocados dentro de la cavidad de presión.

La inconveniencia de estas primeras mediciones fue reducida por Riva-Rocci en Italia y por Hill y Barnard en Inglaterra a fines de la última década del siglo pasado, cuando casi simultáneamente introdujeron el uso de bandas inflables oclusivas para el brazo. Aunque el descubrimiento de la banda inflable para permitir la medición de la presión sistólica por el método palpatorio fue de gran utilidad, las bandas inflables de Riva-Rocci y la de Hill y Barnard eran demasiado estrechas.

En 1901 Von Recklinghausen investigó más a fondo la relación entre la amplitud de la banda y el tamaño del brazo, y demostró que una banda de 10 a 12 cm de ancho proporcionaba resultados precisos en adultos con circunferencia de brazo de 24 cm. Es de destacar que la banda de 12 cm de ancho es la que hoy aún se denomina banda estándar para adultos.

Usando esta banda, el método oscilométrico fue reintroducido y meticulosamente descrito por Erlanger en 1903. Empleando su dispositivo oscilométrico, Erlanger demostró que las presiones sistólica y diastólica se pueden medir seleccionando como sistólica el punto en el registrador donde la amplitud de las oscilaciones aumenta dramáticamente y seleccionando como presión diastólica la menor

presión en la banda donde todavía se pueden registrar oscilaciones de importancia.

Aunque el método oscilométrico alcanzó cierto grado de popularidad, el método auscultatorio introducido por Korotkoff en 1905 lo sustituyó para la medición manual de la presión. Las razones de la superioridad del método auscultatorio como método manual no invasivo para la determinación de la presión arterial, fueron que los puntos de presión sistólica y diastólica podían ser determinados con precisión simplemente escuchando el inicio y final de los sonidos en la arteria braquial, por lo que no se requería de la ayuda de un registrador de señales, siendo necesarios entonces solamente la banda inflable y el estetoscopio.

De esta forma, ya para 1905 la mayoría de los métodos que actualmente se usan para la medición indirecta de la presión arterial se conocían y se practicaban. (10, 11)

### 2.2.5. Principales métodos no invasivos de medición de presión arterial.

Como se dijo anteriormente la medición no invasiva se caracteriza por el empleo de algún medio oclusivo, generalmente una banda inflable que aplica una contrapresión en el sitio de medición y que se va aflojando mediante algún mecanismo de desinfle. La medición no invasiva varía desde los métodos visuales y táctiles más rudimentarios hasta complicadas técnicas que requieren el uso de sensores altamente especializados.

Los métodos no invasivos más rudimentarios son el método palpatorio y el método del color, ambos basan su principio de funcionamiento en la oclusión de un miembro que luego se va relajando, y la observación táctil del retorno del pulso (método palpatorio), o la observación visual del retorno del color al miembro ocluido (método del color). Aunque ambos métodos solamente brindan un estimado de la presión sistólica (y no de la diastólica) conservan cierto interés pues pueden usarse cuando todos los demás métodos fallen o no se puedan aplicar por carecer del instrumental adecuado.

En cualquier método no invasivo de medición es importante tener en cuenta que el tamaño de la banda, así como el sitio escogido para la medición y la posición del cuerpo durante la misma, influyen considerablemente en los resultados que se obtengan.

El tamaño de la banda debe ser proporcional a las dimensiones del brazo del paciente, este hecho se muestra evidente cuando se intenta medir presión a niños y a obesos. Numerosos estudios se han reportado en la bibliografía acerca de la relación brazo/banda, y en 1980 se adoptó la recomendación de que la amplitud de la banda sea 0.4 veces la circunferencia del brazo (40%), cuando la amplitud de la banda es menor que el 40% de la circunferencia del brazo, se sobrestiman los valores de presión calculados. Si ocurre lo contrario, los valores de presión se subestiman (10).

El lugar tradicional para la colocación de la banda inflable es el brazo izquierdo, y de esta manera al realizar la medición se ocluye la arteria braquial. Este sitio se recomienda porque la presión que así se mide, está al mismo nivel del ventrículo izquierdo. Si el paciente se encuentra parado o sentado, la distancia vertical que exista entre el sitio de medición y el corazón influye en los valores de presión que se obtienen. Un pie de distancia vertical por debajo del corazón añade unos 22 mmHg a las mediciones, mientras que si es al revés, se sustrae ese valor.

Si el paciente se encuentra acostado, los sitios de medición están todos al mismo nivel del corazón, pero debido a la diferencia de elasticidad arterial a diferentes distancias del ventrículo izquierdo, la forma de onda del pulso de presión es diferente. La presión sistólica es más alta, y la presión diastólica es ligeramente menor en arterias más distantes del ventrículo izquierdo en mediciones con pacientes en posición supina.

***Método Auscultatorio.***

El método manual auscultatorio usa un esfigmomanómetro y un estetoscopio (véase la Figura 2.7). La banda se envuelve generalmente en el brazo y se infla

hasta una presión 30 mmHg superior al punto en el cual el pulso se extingue. Con el estetoscopio colocado sobre la arteria braquial, la banda entonces comienza a desinflarse a un ritmo de 2 a 3 mmHg por segundo, durante el cual los sonidos de Korotkoff se detectan.

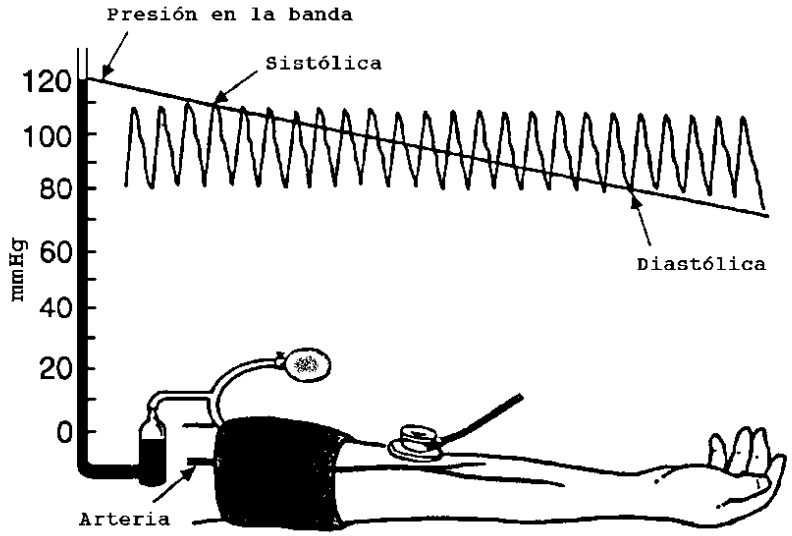


**Figura 2.7. Método Auscultatorio Manual.**

Cinco fases en los sonidos de Korotkoff se detectan durante el desinfle de la banda (12).

***Fase I***: Los primeros sonidos detectables cuando la presión en la banda es ligeramente inferior a la presión sistólica. Estos sonidos son suaves al inicio y después aumentan rápidamente en intensidad. Se detectan en un rango de 10 a 15 mmHg cuando la banda se está desinflando.

***Fase II***: Esta fase comienza con sonidos parecidos a un murmullo, estos sonidos pueden extinguirse rápido y en ocasiones pueden ser indetectables creando un "vacío auscultatorio" o período de silencio. El que realiza la medición pudiera confundir este vacío con el inicio de los sonidos (si la banda no estaba inflada lo suficiente como para extinguir los pulsos) y de esta forma subestimar la presión sistólica. El rango de presión de los sonidos de Korotkoff en la fase II es entre 15 y 20 mmHg.

***Fase III***: Los sonidos están en su máxima intensidad, y adquieren una cualidad de golpe.

***Fase IV***: La intensidad de los sonidos cambia abruptamente, tomando un tono más apagado. Esto ocurre típicamente a una presión arterial ligeramente más alta que el verdadero valor intravascular de la presión diastólica.

***Fase V***: Mientras continúa descendiendo la presión en la banda los sonidos desaparecen totalmente. El punto de desaparición de los sonidos es la fase V, la cual usualmente ocurre a un nivel de presión ligeramente por debajo del verdadero valor diastólico intravascular.

Mientras que el inicio de la fase I de los sonidos de Korotkoff, se toma generalmente como la presión sistólica, el punto para la presión diastólica ha estado sujeto a controversia a través de los años (12). En 1967 American Heart Association (AHA) recomendaba que la presión al inicio de la fase IV (sonidos más apagados), se tome como la presión diastólica. En sus últimas recomendaciones, publicadas en 1981, la AHA especificó que el punto de terminación de los sonidos (fase V) se tome como presión diastólica excepto en aquellos individuos en los cuales los sonidos de Korotkoff continúan hasta los 0 mmHg, en cuyos casos puede considerarse entonces la fase IV como criterio diastólico.

La ausencia de fase V está asociada con ciertas enfermedades, y además puede ocurrir durante embarazo y ejercicios físicos. El razonamiento de la AHA para la revisión de la especificación es que la ausencia de sonido (fase V) es menos subjetiva que el cambio en la intensidad de los sonidos (fase IV) y por lo tanto debe brindar datos más consistentes para propósitos epidemiológicos.

En mediciones auscultatorias automatizadas, se usa al menos un micrófono en reemplazo del estetoscopio para detectar los sonidos de Korotkoff. Los micrófonos son generalmente de tipo cerámica piezoeléctrica. Las presiones sistólica y diastólica se determinan analizando los cambios en la energía espectral de las

vibraciones o los cambios en la forma de la señal a medida que aumenta o disminuye la presión en la banda.

***Ventajas del método auscultatorio automático. Fuentes de error.***

La principal ventaja es que este método simula la medición de la presión como la realizaría un especialista manualmente por lo que es de esperar que los resultados se comporten bastante parecidos, aunque hay factores que influyen en la calidad de la medición como los movimientos del paciente.

Algunas técnicas se han desarrollado para rechazar artefactos y ruidos externos, por ejemplo usar un segundo micrófono, o la ayuda del ECG, o el pulso oscilométrico en la banda como una referencia de tiempo para identificar y aislar los sonidos de Korotkoff del resto de la señal.

El tamaño y la colocación de la banda son cruciales para obtener resultados válidos, por lo general una banda pequeña o aplicada demasiado floja sobrestima las mediciones, mientras que las bandas grandes subestiman el valor verdadero de la presión. Si no se coloca bien el micrófono directamente sobre la arteria braquial, esto puede provocar sonidos de Korotkoff de baja intensidad, lo cual conduce a mediciones erróneas.

Otro fenómeno potencial es el “vacío auscultatorio”, el cual es el período de silencio en la segunda fase de los sonidos de Korotkoff, y si no se infla la banda hasta una presión adecuada, se pudiera fallar al determinar la presión sistólica. Además el método auscultatorio no brinda una medida de la presión media, la cual hay que estimarla por una fórmula, cuya exactitud está sujeta a muchas variables potenciales.

***Método Oscilométrico.***

La técnica oscilométrica funciona sobre el principio de que mientras la banda se desinfla desde un nivel por encima a la presión sistólica, las paredes de la arteria comienzan a vibrar u oscilar a medida que la sangre fluye a través de la arteria

parcialmente ocluida (12), y estas vibraciones son captadas en el transductor que monitorea la presión en la banda. Cuando la presión en la banda sigue disminuyendo, las oscilaciones aumentan hasta una amplitud máxima y luego disminuyen hasta que la banda se desinfla completamente y el flujo de sangre regresa a la normalidad.

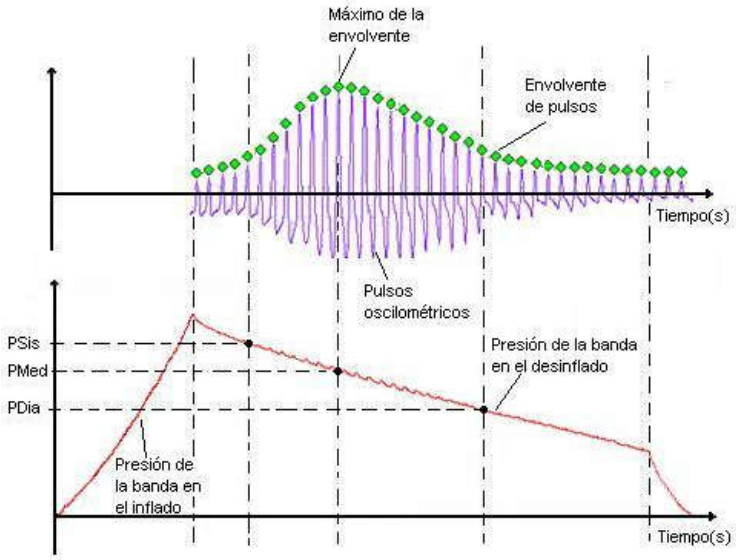


**Figura 2.8. Curva de Presión Oscilatoria.**

La presión en la banda en el punto de máxima oscilación normalmente se corresponde con la presión arterial media (véase la Figura 2.8).

El punto por encima de la presión media, en el cual las oscilaciones comienzan rápidamente a aumentar en amplitud se corresponde con la presión sistólica. El punto en que esta variación de las oscilaciones disminuye de forma más abrupta, se corresponde con la presión diastólica.

En el método oscilométrico las presiones se determinan aplicando criterios matemáticos a la curva envolvente formada al graficar cierta característica de los pulsos oscilatorios, denominada *pulso índice oscilométrico (PIO)*, contra la presión base de la banda (5). El método también es conocido en la literatura como puntos

de identificación de parámetros, o por su sigla en inglés, PIP (*Parameters Identification Points*).

La amplitud de la línea base al pico, la amplitud pico a pico, o una cantidad basada en una integración total o parcial del pulso oscilatorio puede usarse como pulso índice oscilométrico. La presión de la banda a la cual la envolvente alcanza su máxima altura se considera la presión media.

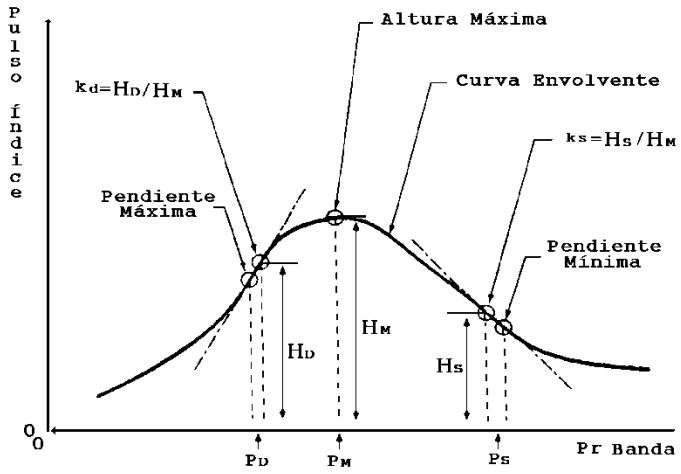


**Figura 2.9. Pulso Índice Oscilométrico.**

Existen dos formas de determinar las presiones sistólica y diastólica: una basada en la altura y otra en la pendiente (véase la Figura 2.9). En el enfoque por la altura, los valores de presión deseados se determinan como la presión de la banda a la cual la razón del pulso índice oscilométrico en ese pico con relación al pulso índice máximo es igual a un cierto valor predeterminado.

En el enfoque por la pendiente, se usa el criterio de máximo y mínimo valor de cambio del pulso índice (puntos de máxima y mínima pendiente en la curva envolvente).

En la forma de cálculo basada en la altura, los valores de la razón de amplitud para la determinación de la presión sistólica y diastólica, cambian de un fabricante a otro. Esto depende del método seleccionado para la obtención de la envolvente,

se ha verificado, en estudios realizados a diferentes implementaciones del método oscilométrico, que la precisión de la medición cambia en función de la presión y la frecuencia cardiaca, obteniéndose valores más altos que los reales en las bajas presiones y más bajos en las altas. Un efecto similar puede observarse en la precisión para la frecuencia cardiaca.(74).

Muchas implementaciones del método PIP, con el objeto de mejorar el resultado final de la medición, primero precalculan la presión sistólica y diastólica con una razón dada, y luego, en función del valor precalculado, realizan una corrección de estos valores(62, 63).

***Ventajas del método oscilométrico. Fuentes de error.***

El método oscilométrico automático de medición de la presión no invasiva tiene algunas ventajas sobre el método auscultatorio. Como esta técnica no requiere un micrófono o un transductor en la banda, la colocación de la misma no resulta tan crítica como en el método auscultatorio (13). El método oscilométrico trabaja sin pérdida significante de exactitud incluso si la banda se coloca sobre una manga fina de camisa. Seleccionando un tamaño de banda apropiado, ésta se puede utilizar en el antebrazo, el muslo, la pantorrilla, así como en el lugar tradicional del brazo.

Una desventaja del método oscilométrico es que movimientos o vibraciones durante la medición pueden causar lecturas erróneas o fallos en la misma. El paciente, si está consciente, debe ser advertido de abstenerse de moverse y de hablar durante el tiempo en que la banda permanezca inflada (14), estas precauciones eliminarán la prolongación del tiempo de determinación de la presión causada por los artefactos de movimiento e impedirán las fluctuaciones de la presión causadas por hablar.

***Método Auscultatorio Diferencial.***

Se utiliza un sensor especial montado en la banda, que consiste de un par de elementos sensores de presión y que aísla la señal generada cada vez que la arteria se abre por el pulso de presión.

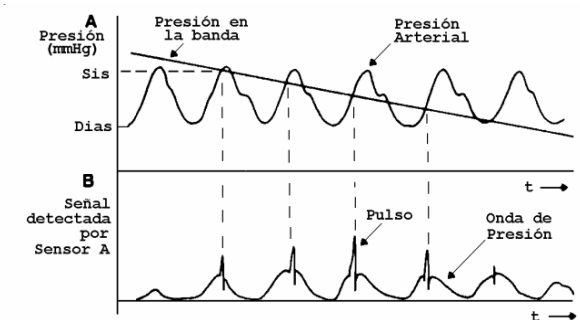


**Figura 2.10. Pulso y onda de presión.**

La Figura 2.10 muestra como cada vez que la presión intra-arterial sobrepasa la presión en la banda se crean pulsos de alta frecuencia.

Mientras la presión en la banda es mayor que en la arteria, esta última se mantiene cerrada y no se genera ningún pulso, pero cuando la presión intra-arterial se eleva a un valor momentáneamente superior al valor de presión de la banda, la arteria se abre y se genera un pulso (15).

Una vez que la arteria se abre, la sangre fluye a través de ella, generando una señal de onda de presión de baja frecuencia, que dura hasta que la presión arterial vuelve otra vez a caer por debajo de la presión en la banda. Este proceso se repite hasta que la presión en la banda cae por debajo del valor diastólico.

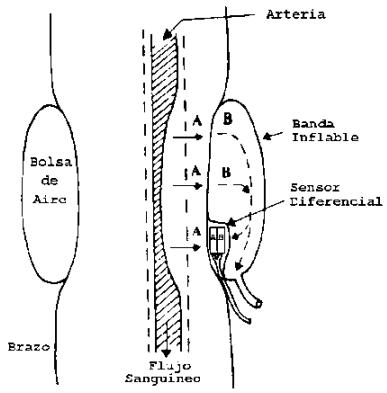


**Figura 2.11. Corte del brazo.**

La Figura 2.11 es una vista en corte de un brazo con la arteria braquial parcialmente ocluida.

Cada vez que la arteria se abre, la señal mostrada en la Figura 2.12 (a) se produce, nótese que esta señal consiste de una componente de baja frecuencia (en el rango de 0.5 – 5 Hz) que crece lentamente con un pulso rápido (frecuencias entre 10 – 80 Hz) sobreimpuesto sobre ella. Esta señal se denota por las flechas marcadas “A” en la Figura 2.11, y se transmite desde la arteria al sensor y a la bolsa de aire en la banda.

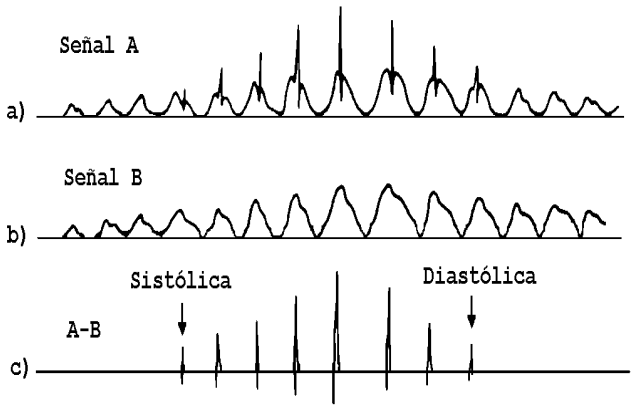


**Figura 2.12. Señales de Presión.**

Debido a las características de la bolsa de aire la componente de alta frecuencia se atenúa grandemente, dejando solamente la señal de baja frecuencia como se muestra en la Figura 2.12 (b).

Por lo tanto, únicamente la señal de baja frecuencia se transmite a la cara del sensor que se encuentra del lado de la bolsa de aire, como se denota por las flechas marcadas “B” en la Figura 2.10.

Como la mayoría de los artefactos en la señal (ruidos por movimientos, etc.) caen en un rango de frecuencia por debajo de los 10 Hz, se transmiten a ambos lados del sensor.

La presión sistólica se determina como la presión a la cual ocurre la primera apertura de la arteria, como se muestra en la Figura 2.12(c), porque este pulso se genera la primera vez que la arteria es forzada a abrirse debido a la presión intra-arterial (15). Similarmente la presión diastólica se determina como la presión a la cual la señal diferencial esencialmente desaparece, porque esto se corresponde con la última vez que la arteria es forzada a abrirse. El sensor diferencial substrae la señal del lado B de la señal del lado A, cancelando así los componentes de la onda de presión y los artefactos de movimiento, y aislando las señales de Korotkoff de alta frecuencia.

El método auscultatorio diferencial es una variante del método auscultatorio que elimina en gran medida la desventaja de los artefactos de movimiento, a costa de un hardware más específico (sensor diferencial), pero de todas formas requiere la colocación de un sensor en la banda inflable.

### *Método de Ultrasonido.*

El método de ultrasonido usa detección ultrasónica del movimiento de la red arterial durante el inflado o desinflado de la banda. Un conjunto consistente en dos transductores piezoeléctricos se coloca debajo de la banda. Un transductor trasmite ondas ultrasónicas a la arteria, mientras que el otro recibe las ondas ultrasónicas reflejadas.

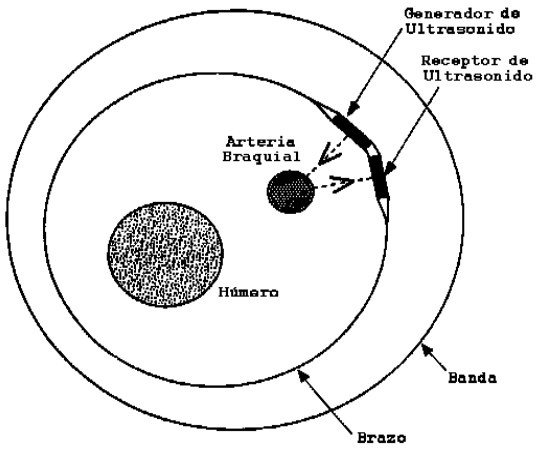


**Figura 2.13. Método ultrasónico.**

Durante el desinfle de la banda, la presión sistólica se determina como la presión a la cual se detecta un cambio en la frecuencia debido al efecto Doppler indicando el comienzo del flujo sanguíneo. La presión diastólica se calcula como la presión a la cual este cambio disminuye.

### *Método Volumen-Oscilométrico.*

Es similar al método oscilométrico excepto que usa como criterio de medición las oscilaciones en el volumen arterial en vez de las oscilaciones en la presión en la

banda. Durante el desinfle de la banda, la presión sistólica se calcula como la presión al inicio de las oscilaciones de volumen, la presión media como el punto de máxima amplitud de las oscilaciones volumétricas. El criterio diastólico no ha sido aún establecido positivamente.

Los monitores actuales volumen-oscilométricos utilizan en la falange del dedo una banda con transductores fotoeléctricos para detectar las oscilaciones volumétricas arteriales.

### *Método de Tonometría Arterial.*

Este método se basa en el hecho de que si una arteria superficial cercana a un hueso, se comprime parcialmente con una superficie plana rígida y se mantiene en ese estado, la fuerza ejercida sobre esa superficie es casi proporcional a la presión de la arteria.

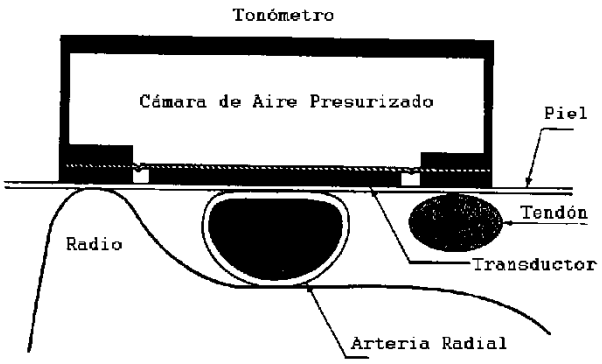


**Figura 2.14. Tonometría Arterial.**

Esta relación cuando se calibra con mediciones hechas a través de un método de referencia brinda mediciones continuas latido a latido. Los monitores tonométricos comerciales usan un tonómetro que se aplica sobre la arteria radial y se ata alrededor de la muñeca, el transductor de presión está formado por un arreglo de sensores piezoeléctricos, y se usa el método oscilométrico como método de calibración o referencia.

### *Método de Velocidad de la Onda del Pulso.*

Se basa en el hecho que la velocidad de la onda del pulso (el ritmo de propagación de ondas de presión por las arterias), aumenta con la presión arterial. Esta relación cuando se calibra contra un método de referencia, brinda mediciones de presión continua. La velocidad de la onda del pulso puede medirse como el tiempo que le toma a la onda del pulso viajar de un sitio arterial a otro.

Esta técnica es un método continuo que brinda valores de presión sistólica y diastólica para cada latido. Algunos monitores comerciales usan el método oscilométrico o auscultatorio manual para la calibración así como sensores fotoeléctricos para detectar las ondas de pulso.

### 2.2.6. Correlación entre mediciones directas e indirectas.

Se ha notado que las mediciones directas de presión arterial no siempre se correlacionan con las mediciones indirectas, esto es debido a los diferentes principios que sustentan a estos métodos (13). Los métodos directos miden la presión arterial, mientras que las técnicas indirectas estiman la presión en una banda externa apoyadas en fenómenos asociados al flujo sanguíneo, como este flujo es solamente uno de los factores determinantes de la presión, de esto se desprende que las mediciones directas responden a otros factores independientes del flujo sanguíneo y esto produce una discrepancia entre los dos métodos, aún cuando se usa la técnica apropiada.

Por lo general los métodos indirectos subestiman la presión sistólica, y en cuanto a la presión diastólica, la exactitud varía en dependencia de la técnica y algoritmo usados. El método auscultatorio estándar (Korotkoff) cuando utiliza la fase IV como criterio diastólico ligeramente sobrestima la presión diastólica, mientras que la fase V la subestima (16).

De los métodos indirectos en uso, sólo el oscilométrico brinda una medición verdadera de la presión media, los otros métodos realizan un cálculo estimado que puede variar en ocasiones hasta 30 mmHg del valor verdadero.

También es de destacar que los métodos directos o invasivos pueden potencialmente presentar problemas en su aplicación (14) como: inadecuada respuesta de frecuencia, errores de calibración y en la amplificación del pulso, etc., por lo que la fiabilidad de las mediciones no invasivas puede en ocasiones sobrepasar la de las mediciones directas.

Debe señalarse que los factores que dificultan las mediciones manuales de presión también con frecuencia provocan alteraciones en las mediciones automáticas de un equipo: artefactos de movimientos, shock profundo, temblores, etc. En presencia de estos factores se debe valorar el proceso de medición y la lectura de los resultados, y en casos extremos se deben usar también métodos manuales de medición, de esta manera un método comprobará al otro.

### 2.2.7. Validación de las mediciones de la presión arterial

La medición automática de la presión arterial por dispositivos electrónicos, debe ser validada antes de ser comercializados. Muchos esfuerzos se han realizado en este tema y existen normas internacionales que regulan los métodos y condiciones que deben cumplirse, a la hora de realizar estas validaciones, según las características del dispositivo diseñado. Esto garantiza la uniformidad y exactitud de las medidas en los equipos que se comercializan.

Uno de los estándares reconocidos para la validación es la norma ANSI/AAMI SP10:2002 “Manual, electronic, or automated sphygmomanometers” de la American National Standards Institute, Inc. (ANSI) y la Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI). Esta norma exige, al menos 85 sujetos a los que se le hacen tres mediciones para un total de 255 registros, distribuidas entre sujetos hipotensos, normotensos e hipertensos (17).

La Sociedad Europea de Hipertensión Arterial ha establecido un protocolo para la validación donde, según sus estudios, con menos cantidad de pacientes es garantizada la calidad y exactitud de las pruebas. La cantidad necesaria establecida en este protocolo es de 33 personas y 3 mediciones por cada uno, para un total de 99 mediciones.

Estas validaciones garantizan en gran medida, que los equipos de medición automática tengan una evaluación uniforme del grado precisión, pero no son regulados hasta el momento, procedimientos que garanticen que estos dispositivos tengan una buena respuesta en otras condiciones críticas, como la

presencia de artefactos o la existencia patologías cardiovasculares, que afectan la medición no invasiva de la presión.

### 2.2.8. Conclusiones.

Existe una amplia relación de métodos para la determinación automática de la presión arterial, los métodos invasivos son los más exactos pero los métodos no invasivos son más fáciles de implementar y sobre todo más convenientes y cómodos en su uso, ya que entre otras cosas, no implican la introducción de un dispositivo dentro de la arteria. Los métodos no invasivos llegan a comportarse de manera consistente y robusta pudiendo ser utilizados en situaciones en las que la medición invasiva no es absolutamente necesaria.

De los métodos no invasivos los más estudiados y extendidos son el auscultatorio y el oscilométrico, siendo este último el más usado en equipos automáticos de medición debido a la relativa simplicidad del hardware y a que no lleva transductor ni micrófono en la banda, lo que hace que sea más cómodo de utilizar, aunque es sensible a artefactos de movimiento, lo cual toma mayor relevancia en un MAPA.

Los estudios clínicos recientes han comprobado la necesidad y utilidad del MAPA, por ser más certero en el diagnostico y tratamiento de la HTA. Además con el análisis de las mediciones de PA registradas, es posible estudiar otros aspectos relacionados con la hipertensión, que no son posibles sin la visión general de los datos en 24 horas. Es por eso la importancia de mejorar la sensibilidad del método oscilométrico ante artefactos.

Las normas internacionales de validación de la medición de la PA, toman el método auscultatorio como referencia a partir del empleo de expertos médicos. La limitación de esta evaluación es que pueden conllevar a que existan algoritmos y equipos validados que no sean robustos ante artefactos.

Lo descrito permite plantear que resulta necesario continuar trabajando en el desarrollo de métodos de medición de la PA que sean más sensibles ante el

efecto de los artefactos de movimiento. Igualmente, es imprescindible obtener una base de datos de señales de PA que pueda ser tomada como referencia para el desarrollo y evaluación de algoritmos de medición y algoritmos de detección y reposición ante artefactos. Todo esto justifica el desarrollo de esta investigación.

## 2.3. Caracterización de los pulsos de la señal oscilométrica.

En el proceso de inflado y desinflado de la banda puesta sobre la extremidad de un paciente, las pulsaciones sanguíneas empujan las paredes de la arterias, provocando una oscilación que es transmitida a través de los tejidos musculares y son captadas por el sensor colocado en la banda. Estas son observadas como una componente superpuesta sobre la señal de presión, Figura 2.15. Como se describió anteriormente la señal oscilométrica es obtenida por un filtro que separa estas componentes de la señal de presión absoluta.

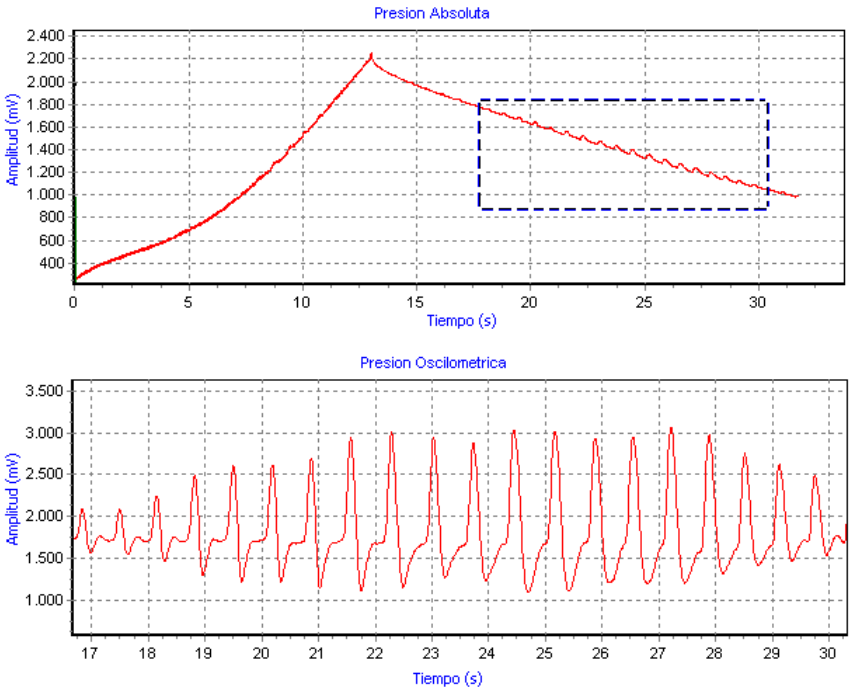


**Figura 2.15. Oscilaciones en la señal de presión absoluta.**

Cada oscilación de la señal corresponde a un pulso del corazón y describe el paso del torrente sanguíneo por la arteria, que a la vez, se encuentra presionada por la banda. La oscilación aumenta desde un valor mínimo hasta un máximo,

correspondiente al ensanchamiento de las arterias por el paso del volumen de sangre bombeado por el corazón. La frecuencia de estos pulsos puede varias desde 30 hasta 250 latidos por minutos.

La amplitud de los pulsos en la señal de una persona sana va aumentando hasta que alcanza un valor máximo, a partir del cual comienzan a disminuir, como se observa en la Figura 2.15. Esto es debido a que la banda es inflada hasta un valor de presión que ocluye casi totalmente la arteria y no permite el paso de sangre. Pequeños pulsos comienzan a captarse por el sensor cuando la banda es desinflada y permite el paso la sangre. A medida que la presión en la banda desciende, aumenta el volumen de sangre que puede pasar a través de la arteria y pueden observarse oscilaciones de mayor amplitud, hasta que alcanzan el máximo. Después del máximo, los pulsos observados se hacen, cada vez, más pequeños. Esto ocurre porque la presión en la banda ha descendido a un nivel tal, que deja de presionar la extremidad del paciente, y no transmite su vibración a la banda.

En la bibliografía no se encuentran descripciones detalladas de la morfología de los pulsos oscilométricos, como pasa con el ECG. Ni para los pulsos de personas sanas o con patologías, ni para las posibles deformaciones que sufren estos en presencia de factores externos. Esto es debido a que estas señales son conocidas solo por los especialistas que investigan en los métodos de medición, no por los especialistas médicos. Muy pocos software modernos muestran esta señal y no se reportan estudios clínicos publicados, que avalen su uso como diagnostico médico. Esto se debe a que el método oscilométrico es relativamente joven. Con los avances tecnológicos surgidos en la electrónica y con la comprobación clínica de la efectividad y factibilidad de los dispositivos de medición automática de la presión arterial, es que toma alta relevancia el método oscilométrico, por su factibilidad a la hora de implementarlo. Pero no es hasta la aparición y abaratamiento de los dispositivos de almacenamiento como las memorias flash, que las capacidades de almacenamiento de estos equipos, permiten la posibilidad, de además de los registros de las presiones, almacenar

estas señales. A raíz de esta investigación y de las posibilidades de diagnóstico observadas en los estudios realizados por nuestro centro, estas señales son mostradas a los médicos en el software distribuido junto al equipo de monitoreo ambulatorio de la presión arterial.

A continuación son analizadas las características principales de los pulsos oscilométricos y los ruidos que la dañan, pero no con el fin de utilizar los resultados de este estudio en diagnósticos clínicos, sino para buscar las características principales de estos pulsos, que nos permitan realizar una identificación adecuada de los artefactos de movimientos, así como el procesado necesario para mejorar la calidad de la señal.

### 2.3.1. Ruido introducido por componentes electrónicos.

Este ruido es producido por las características de los sensores y transductores, además de otros dispositivos internos y externos que pueden causar interferencias en estos componentes, como puede ser la bomba cuando se encuentra encendida para el inflado. Este ruido se caracteriza por ser observado como una señal de alta frecuencia adicionada a la señal oscilométrica de mayor frecuencia, Figura 2.16. Este ruido puede ser eliminado con un filtro de paso-banda, que solo permita pasar las componentes fundamentales de frecuencia de los pulsos de la señal oscilométrica.

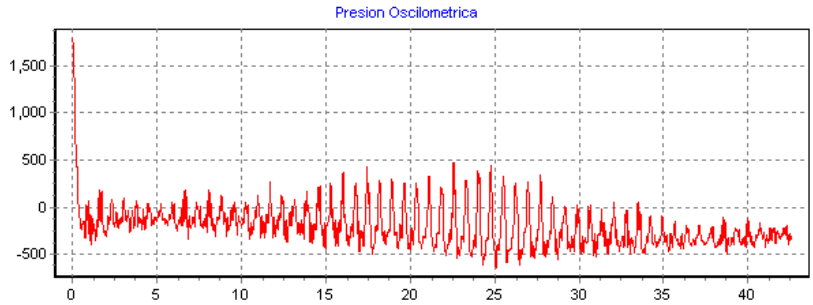


**Figura 2.16. Señal con ruido.**

### 2.3.2. Problemas de resolución.

La amplitud media de los pulsos de la señal depende de la naturaleza de la extremidad del paciente y la fisiología de su sistema circulatorio. En personas obesas la grasa de la extremidad absorbe las oscilaciones de las arterias y atenúa en gran medida la amplitud de la señal, en ocasiones provocando que sea muy difícil diferenciar los pulsos y obtener una medición precisa de PA, Figura 2.17. Las diferencias de la amplitud media entre una señal y otra pueden llegar a ser hasta de 7 veces.

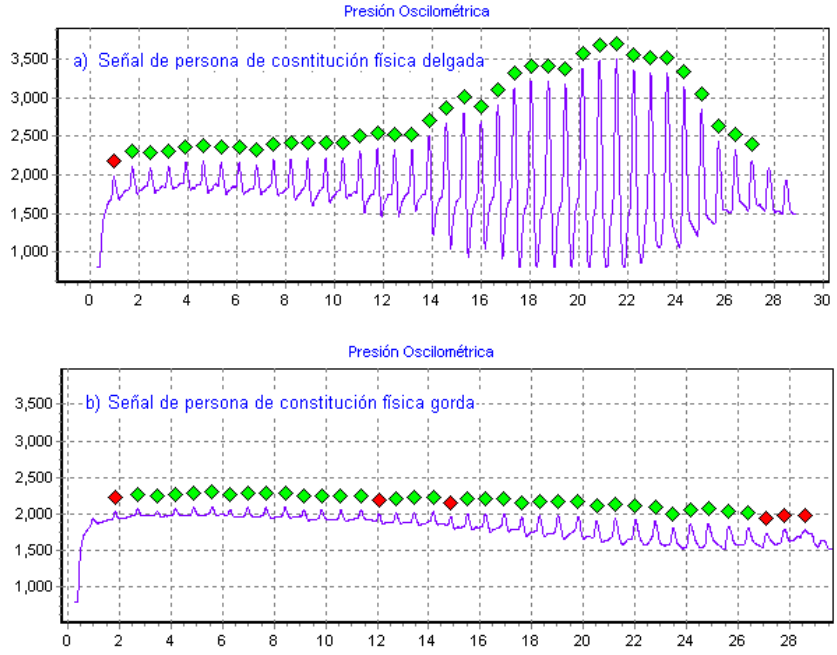


**Figura 2.17. Diferencias entre señales oscilométricas de personas de distintas constitución física, a) gruesa, b) delgada.**

### 2.3.3. Problemas de pérdida de la señal oscilométrica.

Con el envejecimiento o por diferentes patologías, las arterias pierden las propiedades elásticas. En estas personas no es detectada la señal, son muy pocos los pulsos que se observan o estos tienen el mismo tamaño, Figura 2.18. Es por eso que en muchos de esos casos, no es posible medir la presión arterial de

forma no invasiva. Ejemplo de esto son los ancianos de elevada edad, a los que no es posible medirle la presión arterial.

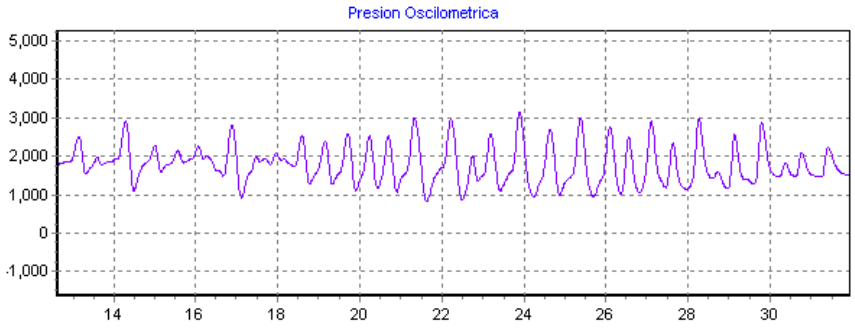


**Figura 2.18. Señal de un anciano de 85 años.**

### 2.3.4. Problemas de ritmo.

Hay personas que presentan determinadas patologías cardiacas que se reflejan en cambios de ritmo, taquicardia o bradicardia. Para estas personas no hay dificultad en tomarle la medición de la presión arterial, si no existen presencias de otros artefactos que dañen la señal, Figura 2.19. En la bibliografía médica, el intervalo más amplio de frecuencia cardiaca reportado, para seres humanos, se encuentra entre 30 y 250 latidos/minuto.

En las señales de personas con baja frecuencia cardiaca o taquicardia, existen muy pocos pulsos, por lo que, al ser menor la cantidad de información con la que es formada la envolvente de la señal, es notado un ligero cambio en la precisión de las mediciones en estos casos. Y si los pulsos oscilométricos son perdidos en estas señales, el daño tiene mayor repercusión a la hora de estimar los valores de la presión arterial.

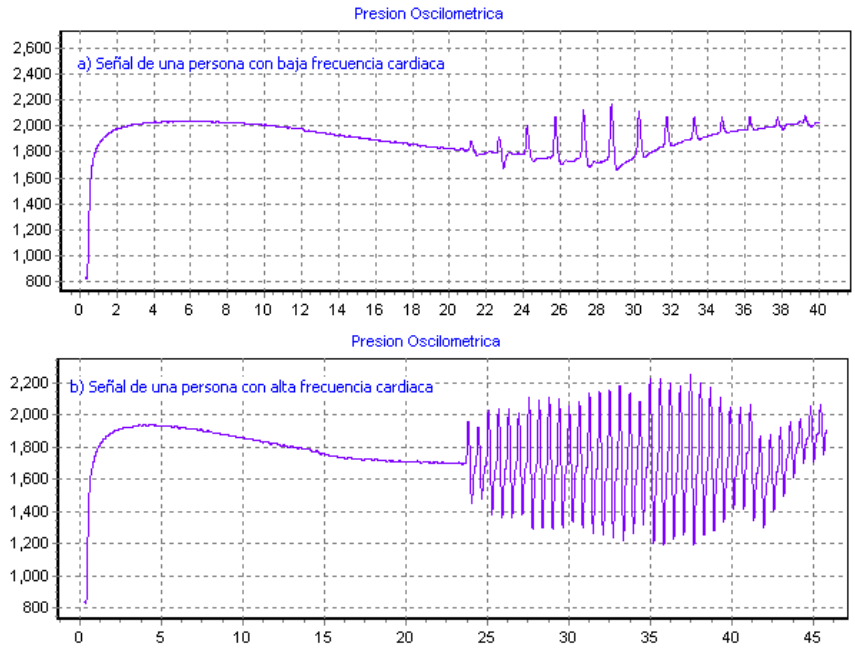


**Figura 2.19. Diferencias entre señales oscilométricas de personas de distintas frecuencia cardiacas, a) baja, b) alta.**

### 2.3.5. Contracción ventricular prematura.

La contracción ventricular prematura ocurre cuando el evento que inicia el pulso en el corazón, no ocurre en el nodo sinoauricular, Figura 2.2. Los efectos de estos en la onda oscilométrica, pueden observarse en la Figura 2.20. Si el estado de esta enfermedad es crónico, es muy difícil medirle la presión por cualquier método y en ocasiones hasta el pulso. Incluso analizando la señal ECG. Esto es debido a que la presión máxima y mínima en la arteria está variando constantemente en el tiempo con cada pulso diferente y a veces el corazón al no poder bombear sangre, existen pérdidas de pulsos, etc. La mayoría de los métodos no invasivos de medir la presión arterial, no pueden medirles correctamente a personas con esta enfermedad cuando se encuentra en estado crónico, muchas veces estos pacientes terminan en una fibrilación ventricular.

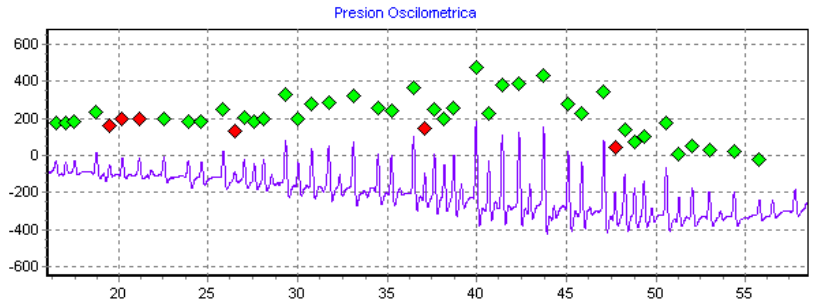


**Figura 2.20. Señal de un anciano de 85 años.**

### 2.3.6. Artefactos respiratorios.

La presión excesiva de la banda sobre el tórax, las enfermedades respiratorias o la respiración controlada por equipos externos también producen cambios en la señal oscilométrica, Figura 2.21. Estas enfermedades añaden una modulación observable en la envolvente como oscilaciones cada 4 pulsos oscilométricos, dependiendo del estado fisiológico de cada persona, en el capítulo 2 vimos que la relación entre la frecuencia cardiaca y la respiratoria en una persona sana en estado normal es de 1:4, aproximadamente. Estos artefactos provocan variaciones considerable en las mediciones de la presión pueden alcanzar valores mayores de 10 mmHg, pero pueden ser atacadas con técnicas de procesamiento digital para atenuar su efecto.

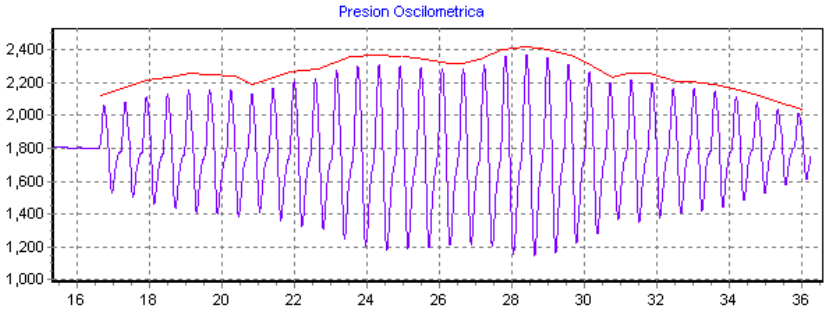


**Figura 2.21. Señal con artefactos respiratorios.**

### 2.3.7. Problemas de temblores musculares.

Los temblores musculares o vibraciones mecánicas externas, que son transmitidas a la masa muscular de extremidad monitoreada, causan ruidos que son observados en la señal como una alta frecuencia adicionada a la señal oscilométrica normal, Figura 2.22. Este ruido puede ser eliminado con un filtro de paso-banda, que solo permita pasar las componentes fundamentales de frecuencia de los pulsos de la señal oscilométrica, cuando no es una intensidad demasiado alta que llegue a los niveles de un artefacto de movimiento.

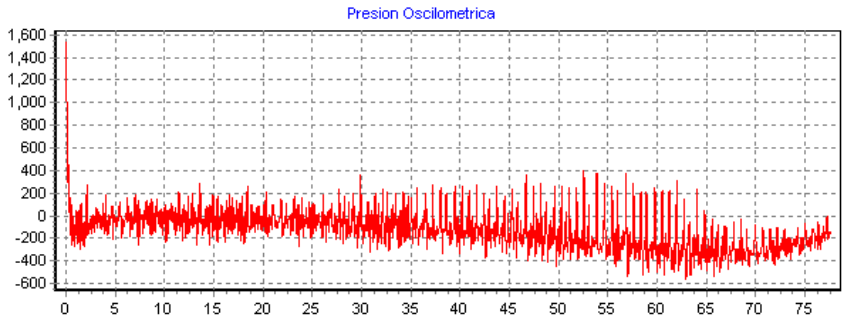


**Figura 2.22. Señal de temblores musculares.**

### 2.3.8. Artefactos de movimiento.

Los artefactos de movimiento son producidos por movimientos voluntarios o involuntarios de la extremidad del paciente, que cambian el volumen de la masa muscular en la zona donde se encuentra la banda inflable y normalmente duran menos de 5 s. Estos causan cambios en la señal, tienen diferencias notables en amplitud y tiempo, comparándolas con los pulsos normales en la misma señal. Figuras 2.23 y 2.24. En muchos de los casos tratados no es posible realizar la medición, pero el caso con consecuencias más críticas para los diagnósticos médicos, es en el que no son detectados los artefactos y los valores de presión arterial son estimados a partir de esa información errónea.

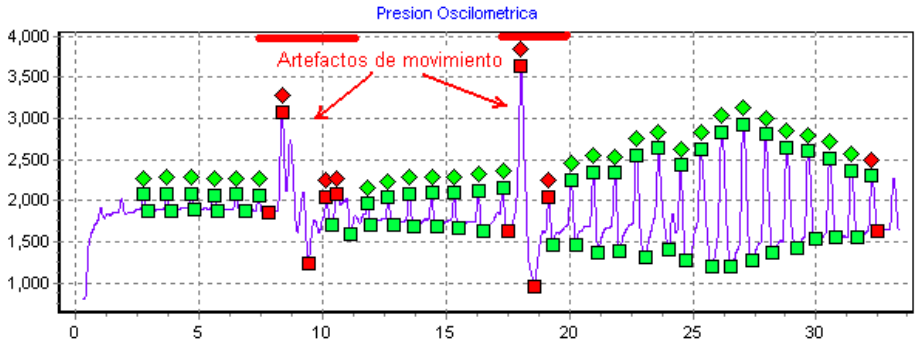


**Figura 2.23. Diferencias entre los artefactos de movimiento y los pulsos normales.**

Muchos de estos tienen comportamiento en el tiempo dentro del rango descrito para la frecuencia cardiaca (30-250 lat/min), por lo que utilizando esta medida, solo pueden ser detectados los que quedan fuera del rango mencionado. Estos artefactos también producen cambios notables en la señal de presión absoluta, debido a que hacen variar la presión dentro de la banda, Figura 2.24.

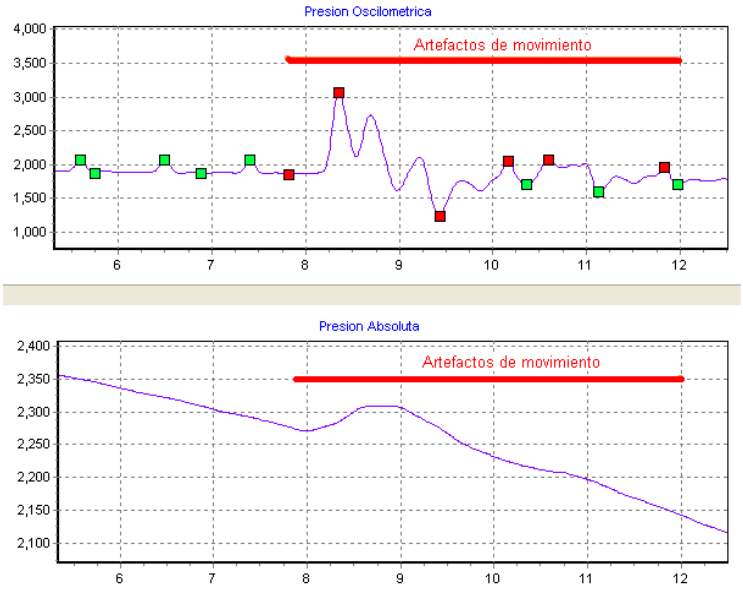


**Figura 2.24. Cambios producidos por los artefactos de movimiento en la señal de presión absoluta.**

### 2.3.9. Técnicas utilizadas para la mejora de la calidad de la señal.

Según los datos aportados en la revisión de la bibliografía y del estudio realizado con el objetivo de tener una caracterización objetiva de la señal oscilométrica y los ruidos que la afectan, se realizó el resumen de la Tabla 2.3, que nos permitió saber del estado del arte en el tratamiento de estas señales y a partir de este, saber cómo enfrentar y agrupar las técnicas utilizadas para atacar los problemas ya resueltos y cuáles son las líneas que se han seguido para atacar los resueltos parcialmente o no resueltos.

**Tabla 2.2. Resumen de los ruidos que dañan la señal y como atacar el problema. Según lo descrito en la bibliografía.**

| Ruidos que dañan la señal. | Estado en que se encuentra, según revisión bibliográfica. | Técnica utilizada para su tratamiento. |
|---|---|---|
| Ruido introducido por componentes electrónicos | Resuelto y es posible de realizar la medición después de mejorar la calidad de la señal | Utilizando hardware, con filtro de paso- banda.<br>Utilizando el software, con filtro de paso- banda. |
| Señal de obesos | Analizado y resuelto cuando es posible. | Utilizando hardware, con amplificadores controlados por software. Utilizando el software, amplificando la señal con procesamiento digital. |
| Señal de ancianos | Analizado y no es posible de resolver con el método auscultatorio ni el oscilométrico. | No es posible de resolver por ninguna técnica para la señal oscilométrica, porque no existe suficiente información. |
| Señal de paciente con taquicardia | Parcialmente resuelto y es posible realizar la medición, pero la perdida de pulsos en esta señal tiene más impacto que en las de pulso normal. | Es posible establecer una estimación estadística de la medida en que es afectada la precisión de la señal, cuando la cantidad de información recuperada lo hace posible. |
| Artefactos respiratorios | Parcialmente resuelto y es posible de realizar la medición pero puede ser afectada la precisión. | Utilizando el software, con técnicas de procesamiento digital y computacional. |
| Problemas de temblores musculares | Resuelto. Cuando no llega a la intensidad de un artefacto de movimiento, se puede realizar la medición después de mejorar la calidad de la señal | Utilizando hardware, con filtro de paso- banda.<br>Utilizando el software, con filtro de paso- banda. |
| Artefactos de movimiento | Parcialmente resuelto .En muchos de los casos no es posible realizar la medición. El caso con consecuencias más crítica para la salud, es que no siendo detectados, influyan en cálculo | Utilizando hardware, utilizando desinflado por pasos, deteniendo el proceso de medición cuando son detectados. La principal limitante es que el brazo del paciente no puede estar presionado por tiempo ilimitado, además en |

| | | |
|---|---|---|
| | de los valores de presión. | estos métodos la detección debe ser eficiente.<br>Utilizando el software, ha sido atacado el problema con técnicas de procesamiento digital y computacional, pero todavía los resultados son insuficientes. |

***Mejora de la calidad de la señal mediante técnicas de procesamiento digital y computacional.***

Como se resumió en la Tabla 2.3, existen diferentes ruidos y artefactos que dañan la calidad de la señal oscilométrica, pero puede ser disminuido el efecto que estas causan casi en su totalidad con técnicas de filtrado del procesamiento digital de señales o con algoritmos computaciones apoyados en basamentos matemáticos y estadísticos.

En los casos de los problemas causados por los ruidos introducidos por los componentes electrónicos y por los temblores musculares, es posible sobreponerse en los casos que no son críticos, porque los componentes de frecuencias de estos ruidos están en una banda separable de las componentes de frecuencia fundamentales de la señal. El filtrado más común de la señal oscilométrica que se realiza en esos casos, es mediante filtros paso-banda, con frecuencias de corte de 0,5 y 50 Hz, respectivamente. Los filtros digitales de paso-banda más utilizados que se describen en la bibliografía, con buenos resultados, son los conocidos como: filtros de Bessel, Chebyshev o Butterworth (9, 18).

En el caso de las señales de obesos cuando es detectado tempranamente en el inflado, puede ser aumentada la ganancia del amplificador y aumentar la amplitud de la señal que será captada en el desinflado, en caso contrario puede ser amplificada utilizando técnicas de procesamiento digital

En los casos de artefactos de movimiento cuando estos son reconocibles en la envolvente como ondulaciones, es posible obtener una estimación del grado que afectaron a la señal con un filtrado de paso alto de la señal que obtenga estas ondulaciones y en función de los resultados de este filtrado puede hacerse la estimación del daño e implementar la adecuada corrección.

**Mejora de la calidad de la señal mediante la detección y eliminación de los artefactos de movimiento.**

Los artefactos de movimiento son producidos por movimientos voluntarios e involuntarios de la extremidad del paciente que normalmente duran menos de 5 s, sus componentes de frecuencia fundamentales, están en el mismo rango que la señal normal, por lo que no pueden ser eliminadas a través de los filtros comunes. La información perdida de la señal por causa de los artefactos de movimiento muy pocas veces es recuperada y la mayoría de los métodos y técnicas utilizadas para su tratamiento solo los detectan y eliminan.

Los tramos de señal afectados por estos artefactos normalmente cambian bruscamente la posición de los mínimos y máximos de los pulsos, el tamaño de la amplitud de estos, con respecto a los pulsos adyacentes, el valor de la presión absoluta y muchas veces está compuesto por varias crestas, Figura 2.23 y 2.24. Estos cambios permiten diferenciar visualmente, a los pulsos que no han sido afectados por artefactos de los que sí han sido dañados. Por lo que sí es posible medir estos cambios, puede encontrarse una forma de determinar cuando estamos en presencia de un pulso dañado por artefactos y cuando no.

### 2.3.10. Conclusiones.

Después de adquirida la señal oscilométrica esta puede ser filtrada para extraer sus componentes de frecuencias principales y mejorar la calidad de la misma. Del estudio de las características de señales correspondientes a personas sanas o con patologías del sistema circulatorio y su comparación con señales dañadas por artefacto de movimiento, puede concluirse que existen diferencias notables entre los tramos de estas señales.

En este estudio pudo observarse, que los tramos de la señal están compuestos por los pulsos oscilométricos. Si se considera un pulso una secuencia de extremos mínimo, máximo y mínimo, que cumplen ciertas condiciones de distancias y amplitud entre ellos, también puede considerarse que un tramo dañado por

artefactos, es una secuencia de estos pulsos. De aquí podemos concluir, que un tramo de la señal no dañado por artefactos de movimiento, es una secuencia de pulsos consecutivos no dañados y siguiendo esta definición para los tramos dañados, estos serian, una secuencia de pulsos con características de pulsos dañados por artefactos de movimiento. Entonces el problema de clasificar los tramos de la señal, se reduce en encontrar un clasificador para los pulsos oscilométricos, o sea, obtener las características adecuadas de los pulsos, que puedan cuantificarse en variables y con estas construir un clasificador que permita discriminar entre la clase de pulsos artefactos y normales.

# Capítulo 3. Análisis de los métodos de reconocimiento de patrones.

## 3.1. Introducción.

El reconocimiento de patrones es la disciplina científica cuyo objetivo es la clasificación de objetos en un número de categorías o clases. Dependiendo del tipo de aplicación, estos objetos pueden ser imágenes, señales o algún tipo de mediciones que necesitan ser clasificadas. Estos objetos son referidos usando el término genérico de patrones. El reconocimiento de patrones tiene una larga historia, pero antes de la década de los 60s está solo era una salida de investigaciones teóricas en áreas de la estadística. Como en gran parte de la ciencia y la tecnología, el advenimiento de las computadoras ha aumentado la demanda de aplicaciones prácticas del reconocimiento de patrones y a su vez ha aportado nuevas necesidades que han impulsado su desarrollo teórico. La automatización en las producciones industriales de la sociedad moderna y la necesidad de manejo y recuperación de la información, ha tomado una creciente importancia. Esto ha tendido a poner al reconocimiento de patrones en unos de las aristas de más alto grado en las actuales aplicaciones ingenieriles. La construcción de sistemas inteligentes para la clasificación y tomas de decisiones se ha convertido en una parte integral de la mayoría de los equipos automáticos modernos, por eso la gran importancia que ha tomado el estudio del reconocimiento de patrones (19, 20).

Los sistemas de clasificación han sido aplicados en diferentes áreas como: La visión por computadoras, que es sistema que captura imágenes vía una cámara y analiza estas para producir descripciones de lo que es la imagen tomada; el reconocimiento de caracteres, para el análisis de información escrita en documentos; el diagnóstico médico asistido por computadoras, donde el sistema ayuda a los especialistas médicos en la toma de decisiones después de haber procesado señales biomédicas como el ECG, EEG o rayos X; reconocimiento del

la voz natural; el descubrimiento de conocimientos y la minería de datos, entre otras.

En gran parte de las aplicaciones prácticas de los sistemas de reconocimiento, estos necesitan comunicarse con el medio exterior. Los dispositivos de adquisición de datos (sensores y transductores) y los convertidores A/D son los encargados de que un ordenador pueda ser “alimentado" con datos (observaciones) del mundo real. Estos datos son utilizados para almacenar y recuperar información, además para establecer la correspondencia entre observaciones pasadas y actuales, naturalmente, utilizando los modelos adecuados. Esta correspondencia nos permite etiquetar las observaciones actuales en función de su semejanza con las pasadas que ya han sido previamente etiquetadas.

En este estudio tenemos a un procesador alimentado con la señal oscilométrica, la cual es una observación del funcionamiento del sistema circulatorio, a través de las muestras tomadas, a una frecuencia determinada, por un sensor de presión colocado en un banda inflable en el proceso de medición de la PA. En ocasiones estas muestras son afectadas por artefactos de movimiento, hecho que puede conducir al cálculo erróneo de la presión arterial y en consecuencia a esto, a diagnósticos médicos deficientes. El problema que queremos resolver con la aplicación de esta investigación, es el de encontrar el modelo adecuado, que nos permita identificar correctamente, los tramos en la señal oscilométrica no dañados por artefactos y los que sí lo han sido, con el fin de perfeccionar la sensibilidad de los algoritmos de medición de la PA, ante estos artefactos.

Para resolver el problema planteado lo atacamos utilizando las técnicas y métodos del reconocimiento de patrones. La aproximación que adoptaremos es la del estudio de las teorías y técnicas de reconocimiento de patrones implementables en un sistema informático. En este sentido, las fuentes de esta área son las Matemáticas, fundamentalmente la Estadística y la Inteligencia Artificial, en sus aproximaciones algorítmicas a la resolución de problemas.

### 3.1.1. Aplicabilidad del reconocimiento de patrones.

Aunque la aplicabilidad de las técnicas resulta, a priori, muy amplia, no hay un método que sea la panacea. Diversas razones hacen que los sistemas de reconocimiento de formas operativos sean muy específicos del problema a resolver:

1. La naturaleza de los patrones: caracteres escritos, símbolos, dibujos, imágenes y señales biomédicas, objetos tridimensionales, firmas, huellas dactilares, espectrogramas, imágenes de Teledetección, cromosomas, etc.

2. Los requerimientos del sistema, especialmente en tiempo de respuesta hace que algunos métodos de reconocimiento, aun siendo superiores en éxito no sean aplicables en la práctica.

3. Factores económicos: un sistema equipado con diferentes sensores y equipos de procesamiento muy potentes pueden dar resultados muy satisfactorios pero no pueden ser asumidos por los usuarios.

Estos factores hacen que un sistema adecuado para un problema sea inaplicable para otro, lo que posibilita el estudio y desarrollo de nuevas técnicas (20). Debe considerarse, además, que el reconocimiento de patrones no constituye un campo de estudio cerrado sino que las técnicas relacionadas con este campo pueden encontrase en otras ramas de la Ciencia y de la Tecnología. De ahí que encontrar una definición formal para un campo tan diversificado sea imposible.

En este trabajo la naturaleza de los patrones proviene de la señal oscilométrica. Para la digitalización de la misma no se necesitan componentes electrónicos complejos, ni costosos. Esta es captada a través de un sensor común de presión y digitalizados por un conversor A/D con resolución de 12 bits. El tiempo de respuesta de los dispositivos de medición de la presión arterial, no es un problema crítico, pero en el estándar comercial no se excede de unos 5 segundos. Por lo

que, como la detección y eliminación de los artefactos, es solo una parte del procesado para obtener la medición final, el diseño del clasificador tiene que ser eficiente, como para poder ser ejecutado, en un microprocesador con limitaciones en la capacidad de memoria y tamaño del código.

### 3.1.2. Aproximaciones al reconocimiento de patrones.

En la literatura pueden encontrarse diferentes aproximaciones a ese problema, motivadas por la diversidad de tareas de reconocimiento que pueden abordarse.

**Aproximación estadística**. La aproximación más simple (y no por ello la menos eficiente) consiste en representar cada patrón mediante un vector de números, resultantes del muestreo y cuantificación de las señales externas y cada clase por uno o varios patrones prototipo. Dado que existe variabilidad en las medidas registradas, cada componente del vector es una variable aleatoria y cada uno de sus valores es una realización de esa variable aleatoria. Con esta aproximación un patrón no es más que un punto en el espacio de representación de los patrones, que es un espacio de dimensionalidad determinada por el número de variables consideradas. Esta aproximación concluye que es razonable que los patrones pertenecientes a una misma clase estén cercanos en el espacio de representación mientras que aquellos que pertenezcan a clases diferentes deberán estar en diferentes regiones del espacio de representación. El estudio del conjunto apropiado de variables, la variabilidad de los patrones de una clase, las medidas de similaridad entre patrones y entre patrones y clases constituye el reconocimiento estadístico de patrones (20).

**Aproximación sintáctica**. La aproximación estadística no considera el contexto, esto es, la relación entre diferentes patrones: en ocasiones, patrones complejos pueden descomponerse recursivamente en patrones más simples hasta llegar a componentes básicos (de forma similar a como un texto se descompone en párrafos, frases, palabras y finalmente en letras). Esta aproximación resulta muy adecuada para reconocimiento de voz, por ejemplo. Con esta aproximación, un patrón se describe en términos de sus elementos básicos (elementos terminales) y

unas reglas sintácticas (gramática) que especifican como se pueden generar patrones validos de una determinada clase. El problema se reduce ahora a responder si un determinado patrón pertenece al lenguaje generado por una gramática. Estas técnicas se conocen como reconocimiento sintáctico de patrones (20).

El enfoque de la aproximación estadística es el contexto donde mejor queda ubicado el problema que queremos resolver con esta tesis, por eso en lo adelante trataremos de describir los principales conceptos y métodos relacionados con este, con el fin de enmarcar el ámbito de la investigación y colocarnos en el estado del arte de los estudios actuales sobre el reconocimiento de artefactos en señales biomédicas y en particular en la señal oscilométrica.

### 3.2. Desarrollo de un sistema de clasificación.

Cuando se desarrolla un sistema de reconocimiento de patrones varios subproblemas están envueltos en el objetivo final de encontrar una correcta clasificación de los objetos del dominio de la aplicación. El primer paso es identificar las medidas cuantificadas que permitan dividir el espacio de representación de los objetos en varias regiones distintas cada una de la otra, a continuación ilustramos un ejemplo.

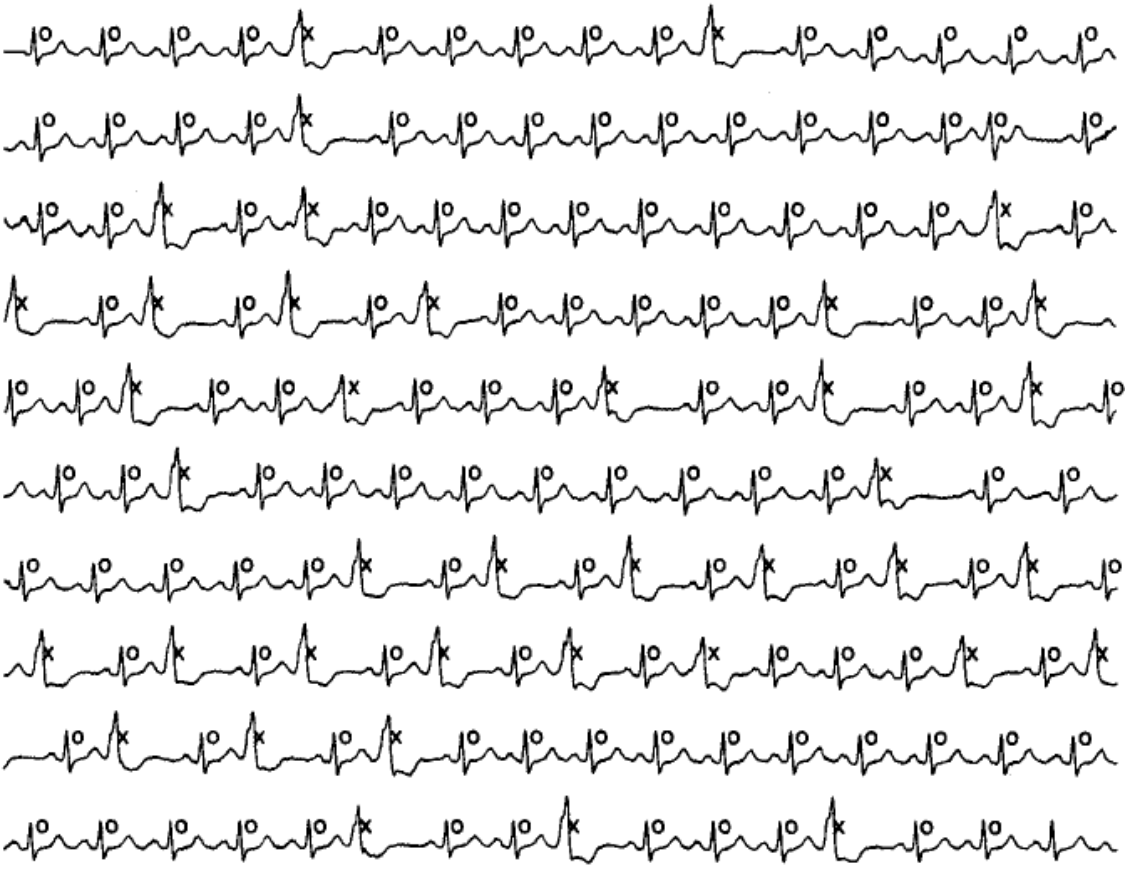

**Figura 3.1. Señal ECG de un paciente masculino de 65 años con PVCs.**

La Figura 3.1 muestra una señal ECG de un paciente masculino de 65 años, proveniente de una base de datos de señales anotadas por expertos, con el fin de utilizarlas como conjunto de aprendizaje, para detectar casos de pacientes con contracciones ventriculares prematuras (PVCs). Cada tira es de 10 s, la señal es continua y leída como las líneas de un libro. Cada pulso fue manualmente etiquetado como Normal (‘o’) o PVC (‘x’), el último pulso no fue procesado.

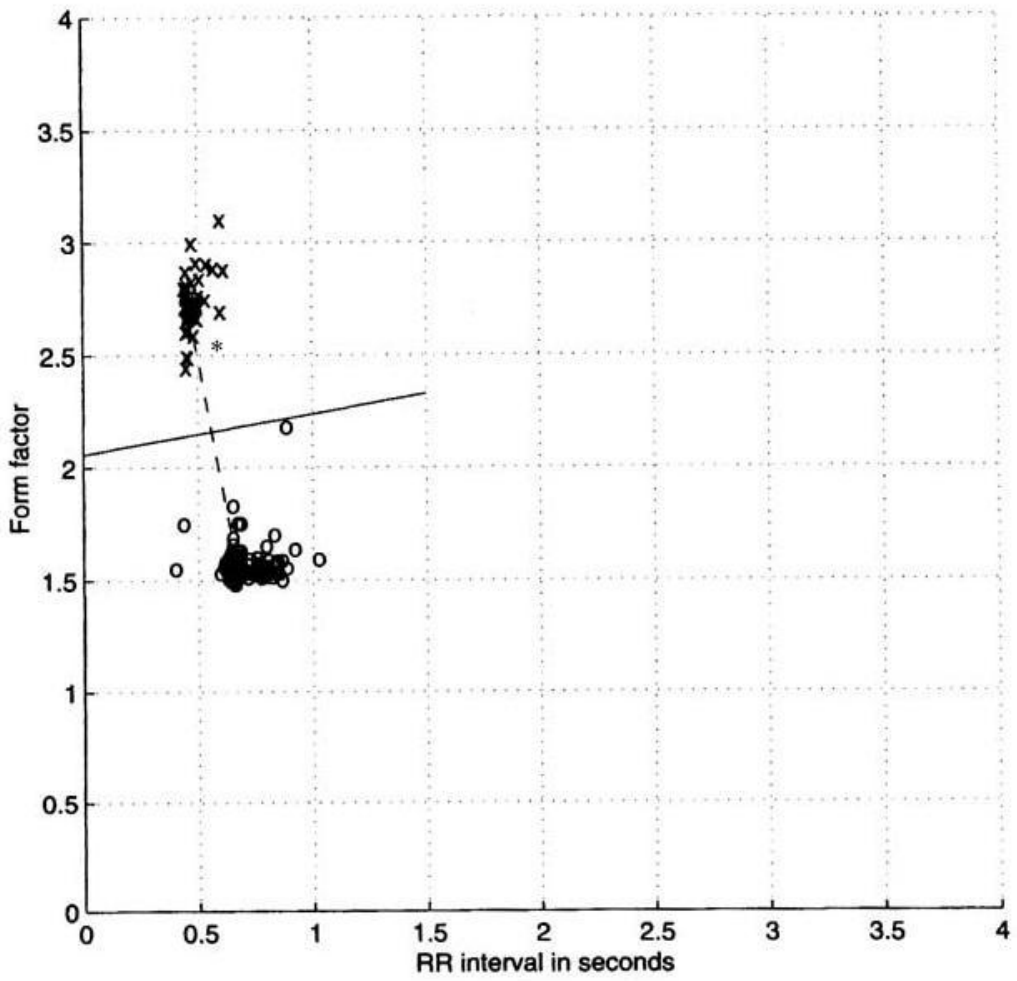


**Figura 3.2. Espacio de representación del vector de características (FF, RR) para las señales ECG de la Figura 3.1 (conjunto de aprendizaje). Clase Normal ('o') y la clase PVC ('x'). En este caso una línea recta separa el espacio de representación en dos regiones.**

Las medidas cuantificadas para estos pulsos fueron el valor del factor de forma (FF) y el intervalo RR. En la Figura 3.2 se muestra una representación gráfica de estas medidas. Los diferentes puntos (FF, RR) en la figura, corresponden a las medidas realizadas a cada uno de los pulsos en las señales de la base de datos. Como se muestra en la figura los puntos se agrupan en dos clases que tiende a estar distribuida en diferentes áreas. La línea recta parece ser un buen candidato para separar las dos clases. Nosotros podemos deducir que si tomamos las medidas de un nuevo pulso y las colocamos en el espacio de representación,

podemos saber a que clase pertenece este. Un ejemplo lo visualizamos en la figura con un * y podemos decir que este punto es mas ***similar*** a la clase PVC (‘x’) que a la Normal (‘o’).

La clasificación anterior nos ha esbozado la gran mayoría de los problemas de clasificación de patrones. Las medidas utilizadas para la clasificación, el factor FF y el intervalo RR en este caso, son conocidas como ***características o rasgos***. De forma más general, suponiendo patrones con n características, un patrón *X* es una variable aleatoria *n*-dimensional compuesta por *n* componentes $x_i$, $i = 1, 2, \ldots, n$, estas componentes forman un ***vector de características***, que puede ser escrito como:

$$X = [x_1, x_2, \ldots, x_n]^T$$

Donde *T* denota la transpuesta. Cada vector denota un único patrón (objeto), o sea un punto en el ***espacio de representación***.

La línea continua es conocida como línea de ***decisión (superficie o frontera de decisión)*** y esta constituye el ***clasificador***, su papel es dividir el espacio de características en ***regiones distintas (regiones de decisión)***, que correspondan a cada una de las clases. Si un vector de características, correspondiente a un patrón desconocido, cae en la región por encima de la línea, es clasificado como clase PVC, en caso contrario como clase Normal. Esto no necesariamente significa que la decisión es correcta. Si la clasificación es incorrecta ocurrió un ***error de clasificación***.

La línea recta fue pintada utilizando el hecho de que para cada punto representado en el espacio de características se conocía de antemano su clase cierta. Los patrones que su clase cierta es conocida de antemano y son utilizados para el diseño del clasificador son conocidos como ***patrones de entrenamiento*** (***vectores de características de entrenamiento***) y al conjunto de todos estos patrones ***conjunto de entrenamiento***.

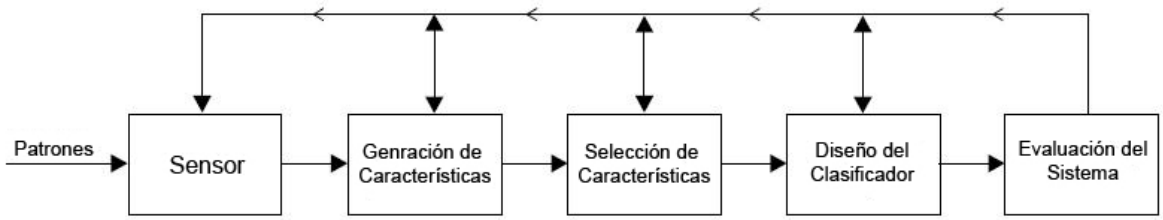


**Figura 3.3. Etapas básicas envueltas en el diseño de un sistema de clasificación.**

Teniendo una idea general de las definiciones y razonamientos en un problema de reconocimiento de patrones, se precisarán cuáles son las interrogantes básicas que surgen en una tarea de construcción de un sistema de clasificación, ver las etapas de la Figura 3.3:

1. ¿Cómo son generadas las características de los patrones? Este subproblema está relacionado con la etapa de ***generación de las características*** de los patrones. De la calidad con que las características puedan ser cuantificadas o digitalizadas, dependerá la eficiencia y complejidad del clasificador diseñado. El tipo de ruido presente en los sensores y en la naturaleza de los patrones, son interrogantes a las que se enfrentan los especialistas en esta etapa. Además que muchas veces sensores y equipo de procesamiento muy potentes no pueden ser aplicados por razones económicas.

2. ¿Cuál es el mejor número *n* de características a utilizar? Esta concierne a la etapa de ***selección de características.*** Un problema con una alta dimensionalidad puede ser inaplicable por su alto costo computacional, además que el mayor número de características en ocasiones lo que hace es entorpecer la correcta clasificación.

3. ¿Teniendo adoptadas las características apropiadas, para la tarea específica, como diseñar el clasificador? En la práctica no es común el caso en que una línea pueda ser dibujada de forma óptima siguiendo algún ***criterio de optimización.*** Además, problemas para los cuales el

clasificador es lineal (líneas continuas o hiperplanos en el espacio n-dimensional) y este pueda dar como resultados una ejecución aceptable, no son la regla. En general, las superficies que dividen el espacio en varias regiones de clases son no lineales. ¿Qué tipo de no linealidad puede ser adoptada y qué tipo de criterio de optimización puede ser utilizado, para localizar las regiones correctas en el espacio de características? Estas interrogantes son respondidas en la etapa de ***diseño del clasificador***.

4. Finalmente, una vez diseñado el clasificador, ¿Cómo es evaluada la ejecución del clasificador diseñado? En esta etapa es evaluada la calidad del clasificador. ¿Cuál es el rango de error o de calidad del clasificador? Estas interrogantes le conciernen a la etapa de ***evaluación del sistema.***

Las etapas de diseño de un clasificador mostradas en la Figura 3.3, no son independientes. Al contrario ellas están interrelacionadas, los resultados de una etapa pueden hacer que se retroceda para rediseñar en etapas anteriores con el objetivo de mejorar el desempeño final del clasificador, esto es reflejado en la figura con las flechas que tienen el sentido hacia atrás. Existen varios métodos que combinan etapas como la selección y extracción de características, el diseño optimizado de clasificadores, entre otros (19).

Hasta aquí hemos sentado las ideas principales relacionadas con un problema de clasificación, estamos listos para adoptar una definición más formal de los principales métodos y conceptos relacionados con un problema de reconocimientos de patrones.

### 3.3. Adquisición de los datos y representación de los patrones.

La entrada a un sistema de reconocimiento estadístico de patrones es un vector numérico que contiene los valores muestreados y cuantificados (o digitalizados) de una serie de señales naturales.

De manera más formal, suponiendo patrones con *n* características, un patrón *X* es una variable aleatoria *n*-dimensional compuesta por n componentes, $x_1; x_2;\ldots; x_n$, tales que $x_i \in G_i$ para $i = 1; 2;\ldots; n$. $G_i$ representa el dominio de valores admisibles de la característica *i*. Un patrón forma un vector de características, que puede ser escrito como:

$$X= [x_1,x_2,\ldots,x_n]^T,\ X \in P,\quad P = \mathrm{X}_n^{i=1} G_i$$

Donde *T* denota la transpuesta del vector y *P*, producto cartesiano de $G_i$, es el espacio de representación de los patrones. Las características y los vectores de características son tratadas, como variables aleatorias. Esto refleja la naturaleza de los patrones de exhibir variaciones aleatorias. Las que se deben en parte al ruido introducido por los equipos de medición y en parte a las distintas características de cada patrón (19, 21-23).

En el caso de las señales biomédicas, estas corresponden a series naturales, que son el resultado del muestreo de los procesos fisiológicos de los sistemas que componen el cuerpo humano. Los procesos fisiológicos son fenómenos complejos, que incluyen controles y estimulaciones hormonales o nerviosas; que las entradas y salidas pueden ser en la forma de la materia física, neurotransmisores o información; y que sus acciones pueden ser mecánicas, eléctricas o bioquímicas (2).

Los componentes electrónicos diseñados para captar estas señales (sensores y transductores) dependerán de la naturaleza física del proceso que se desea captar, por ejemplo: en una señal ECG, los sensores son electrodos; y en una señal oscilométrica, son sensores de presión.

Las características de los patrones adquiridos dependen de la información que se desea clasificar. En las señales relacionadas con el sistema circulatorio los patrones generalmente, son mediciones tomadas a tramos de la señal o a pulsos, esto depende de las particularidades del problema que se desea solucionar. Los patrones de pulsos y señales anotadas de estos, son muy frecuentes, cuando el sistema estudiado es el circulatorio. Esto es debido a que los tramos de la señal también están compuestos por pulsos y clasificando estos últimos, también puede obtenerse una clasificación del tramo, en función de la clasificación de los pulsos.

### 3.4. Selección y extracción de características.

El problema que se trata de resolver es el de extraer la información relevante para la clasificación entre la suministrada por los sensores (datos en bruto). De forma general este problema puede plantearse como sigue. Dado un conjunto de patrones n-dimensionales $X = [x_1, x_2, \ldots, x_n]^T$, se trata de obtener un nuevo conjunto (características) d-dimensionales $Y = [y_1, y_2, \ldots, y_n]^T$ donde $d \leq n$. Este objetivo puede abordarse de dos formas:

1. Reduciendo la dimensionalidad de los datos. Si los patrones son de alta dimensionalidad, el coste computacional asociado a la clasificación puede ser muy alto. Muchos clasificadores están basados en cálculos de distancias y estos cálculos pueden depender de forma cuadrática respecto a la dimensionalidad de los patrones. Como otra consideración computacional hay que considerar el espacio de almacenamiento adicional que supone guardar los valores de nuevas variables. Además, algunas de las variables pueden ser redundantes con otras y no aportar información adicional.

   Las técnicas dedicadas a seleccionar las variables más relevantes se dicen de ***selección de características*** y reducen la dimensionalidad de los patrones. Este proceso puede esquematizarse como se indica en la Figura 3.4 A, en el que un módulo selector recibe patrones *n*-dimensionales (en el ejemplo, $n = 100$) y proporciona como resultado las d variables más significativas (en el ejemplo, $d = 3$) de acuerdo a algún

criterio a optimizar. En este caso *d* < *n* y el conjunto de las d variables seleccionadas es un subconjunto del conjunto original de variables.

2. Cambiando el espacio de representación. El objetivo es obtener una nueva representación de los patrones en la que los agrupamientos aparezcan bien separados si son de diferente clase y que haya un agrupamiento por clase. Esto puede conseguirse aplicando alguna transformación sobre los datos originales. Estas transformaciones suelen ser transformaciones lineales y el objetivo suele ser maximizar la varianza. Estas técnicas reciben el nombre de extracción de características y producen un nuevo conjunto de variables. Este proceso puede esquematizarse como se indica en la Figura 3.4 B, en el que un módulo extractor recibe patrones *n*-dimensionales (en el ejemplo, *n* = 100) y proporciona como resultado nuevos patrones *n*-dimensionales de acuerdo a algún criterio a optimizar. Es posible que las nuevas variables estén implícitamente ordenadas, por lo que proporcionan, adicionalmente un procedimiento de selección. En este caso *d* = *n* y las variables seleccionadas no forman un subconjunto del conjunto original de variables.

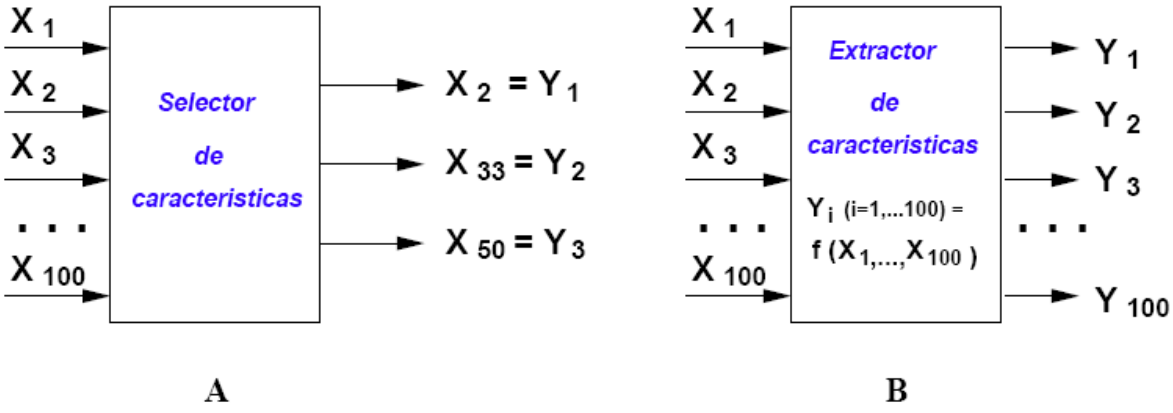


**Figura 3.4. A) Selección de las 3 variables más significativas entre un conjunto de 100. B) Transformación de las 100 variables originales.**

Los vectores resultantes del proceso de selección o extracción se denominan características, aunque nosotros utilizaremos el término patrón a no ser que queramos resaltar explícitamente que se ha producido un proceso de selección/extracción de características.

En el procesamiento digital de señales una técnica muy utilizada es el Análisis de Componentes Principales (PCA) y el análisis de componentes Independientes (ICA). El objetivo del análisis de componentes principales es transformar el espacio de representación *P* en un nuevo espacio, *P*', en el que los datos no estén correlacionados (la matriz de covarianza en ese espacio será diagonal). Con otras palabras, se trata de encontrar un nuevo conjunto de ejes ortogonales en el que la varianza de los datos sea máxima. El objetivo final es reducir la dimensionalidad del problema una vez realizada la transformación. El mismo se soporta en el cálculo de los autovalores y autovectores de la matriz de covarianza de *P* (19, 20, 22).

El problema que planteamos se conoce en la literatura como el del cálculo de la dimensionalidad intrínseca, que puede definirse como el menor número de variables que pueden utilizarse para representar el espacio, con el mínimo error al conjunto completo de variables. El fundamento está en el orden entre los autovalores de una matriz de covarianza y en que la transformación de componentes principales preserva la varianza global. Cada autovalor está asociado a un componente (característica de las variables aleatorias, patrones). Por el método se puede calcular la contribución a la varianza global de un autovalor $\lambda_i$, y en consecuencia, de cada componente asociado $x_i$. Esta contribución puede normalizarse con la varianza global y sería un valor relativo de importancia, considerando su aporte porcentual a la varianza total.

$$\gamma_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^{d} \lambda_j}$$

Considerando que los autovalores están ordenados de manera decreciente, la mayor contribución a la varianza global, será la de los primeros autovalores, por lo que serán las primeras componentes principales, las que aporten la mayor parte de la información en términos de varianza, mientras que las últimas se pueden considerar básicamente como ruido y pueden descartarse, permitiendo disminuir de esta forma, la dimensionalidad de los datos (19, 20, 22).

### 3.5. Diseño del clasificador

El objetivo final de un sistema de Reconocimiento de Patrones es etiquetar de forma automática patrones de los cuales se desconocemos su clase. Suponemos que el sistema dispone de un módulo de adquisición de datos y que se han seleccionado previamente las variables más significativas.

Habitualmente, la naturaleza del problema es aleatoria, ante la imposibilidad de definir un modelo determinista de las clases. Para dar cuenta de esta aleatoriedad, las clases se caracterizan por medio de las densidades de probabilidad multivariantes de las características observadas. Este enfoque del problema de la clasificación, permite abordarlo desde la perspectiva de la Teoría Estadística de la Decisión, que como se explico anteriormente, será el contexto en el que desarrollaremos este trabajo.

En el caso de esta investigación, los datos corresponden a mediciones tomadas a pulsos o tramos de la señal oscilométrica adquirida y las variables serían el subconjunto más apropiado de estas mediciones. Las dos clases en que se desea clasificar los pulsos de la señal, corresponderían, una a los pulsos dañados por artefactos y la otra a los no dañados.

Teniendo en cuenta lo anterior, podemos definir, más formalmente, el problema de la clasificación de patrones como:

Dada de una serie de clases predefinidas $(C_1, C_2, \dots, C_L)$ y un objeto caracterizado por un conjunto de medidas o características que dan lugar a un vector

$X = (X_1, X_2, \ldots, X_n)$, la clasificación del objeto para el valor observado $X = x$, supone optar entre *L + 2* decisiones. Estas decisiones pueden ser, o bien, asignarlo a una de las *L* clases, o bien, clasificarlo como "dudoso", posponiendo la decisión hasta tener mayor seguridad, o bien, clasificarlo como *outlier*, esto es, que no pertenece a ninguna de las clases.

Hay que aclarar que esta definición de clasificación se refiere, más bien, a lo que se conoce como clasificación supervisada, en la que las clases están predefinidas y se dispone de patrones previamente clasificados. A estos patrones, se les denomina conjunto de entrenamiento, y son la base para el diseño del clasificador. En la clasificación no supervisada, no se conocen las clases a priori y, en esencia, se trata de descubrir agrupamientos de patrones (nuevas clases), de acuerdo con algún criterio establecido. En cualquier caso, en este trabajo nos centraremos exclusivamente en la clasificación supervisada.

Si la densidad de probabilidad, condicionada a las clases, del vector de características es conocida, el problema de la clasificación de patrones se convierte en un problema de contraste de hipótesis estadístico que suele tratarse en el contexto de la Teoría Bayesiana de la Decisión. Si bien, el supuesto de densidades de probabilidad conocidas es muy improbable en la práctica, resulta interesante su consideración, ya que proporciona un marco para tratar el problema y establece límites a las prestaciones de un clasificador.

### 3.5.1. Teoría Bayesiana de la Decisión.

La Teoría Bayesiana de la Decisión proporciona un marco adecuado para tratar el problema de la clasificación. El resultado fundamental, en el se basa el planteamiento posterior, es la conocida Regla de Bayes, que introducimos a continuación.

**Regla de Bayes**

La probabilidad condicional $p(a|b)$ se define como la probabilidad del suceso $a$ si se ha dado el suceso $b$. Podemos expresar la probabilidad conjunta $p(a \cap b)$ de dos sucesos $a$ y $b$ (probabilidad de que se den el suceso $a$ y el suceso $b$) como la probabilidad de que se verifique el suceso $a$ por la probabilidad de que se verifique $b$ condicionado a $a$ $p(a \cap b) = p(a)p(b|a)$, análogamente también se puede escribir como $p(a \cap b) = p(b)p(a|b)$. Si eliminamos $p(a \cap b)$ entre las dos expresiones obtenemos la regla de Bayes h

$$p(a|b) = \frac{p(a)p(b|a)}{p(b)}$$

Podemos aplicar esta regla al problema de determinar la pertenencia de un objeto a una de dos clases $C_1$ y $C_2$. Inicialmente podemos suponer conocidas las probabilidades de pertenencia del objeto a las clases con independencia del valor de la observación de sus propiedades. Con estas probabilidades a priori $P(C_1)$ y $P(C_2)$, podemos tomar como regla de decisión el elegir la clase de mayor probabilidad.

Alternativamente, podemos usar la información de las propiedades observadas del objeto para obtener una decisión más fiable a través de la regla de Bayes, junto

con el criterio de máxima verosimilitud. Esto es, conocidos $p(x|C_1)$ y $p(x|C_2)$, se aplicaría la regla de Bayes, para obtener:

$$P(C_i|x) = \frac{P(C_i)p(x|C_i)}{p(x)}$$

donde $p(x)$ es la probabilidad total (independientemente de las clases) de una observación de valores $x$ , y $P(C_i|x)$ es la probabilidad a posteriori de la clase $C_i$.

Ahora, la regla de decisión quedaría como:

$x \in C_1$ *si* $P(C_1|x) > P(C_2|x)$

$x \in C_2$ *si* $P(C_2|x) > P(C_1|x)$

Una vez establecida la regla de decisión, sería interesante disponer de algún criterio que diera cuenta de la eficiencia de la misma. En este sentido, el criterio más usado en el contexto de la clasificación de patrones es la probabilidad promedio de error, definida como:

$$P(error) = \int P(error|x)p(x)dx$$

Con la regla de decisión anterior, tenemos que $p(error|x)$ será igual a $P(C_1|x)$ , si se decide $C_2$, o $P(C_2|x)$, si se decide $C_1$. Es muy fácil comprobar, que de esta manera se minimiza $P(error)$, y por lo tanto, se habría tomado la mejor decisión

posible. Esto supone, que si tomamos este criterio de error como referencia, la aplicación de la regla de Bayes establece un límite en la eficiencia alcanzable por un clasificador, para unas características $X$ dadas.

En la expresión anterior de la probabilidad promedio de error, se ha asumido que todos los errores son igualmente costosos, esto es, equivocarse al asignar a la clase 1 un objeto que pertenece a la clase 2, es equivalente a equivocarse en el otro sentido. En la práctica, a veces, resulta conveniente pesar estos errores de forma distinta. En estos casos, se plantea como criterio de bondad en la clasificación, una función de riesgo más general que tendría a la probabilidad promedio de error como caso particular.

A partir de lo expuesto, es posible introducir también el concepto de ***función discriminante***, que resulta de gran utilidad como base para muchos de los métodos de diseño de clasificadores.

Así, se definen como un conjunto de funciones $D_i(x)$, cada una asociada a una clase $C_i$, de manera que el clasificador asigna el objeto a la clase $i$ que verifica:

$$D_i(x) > D_j(x), \qquad \forall\, j \neq i$$

Las funciones $D_i(x)$ son totalmente generales, no tienen que estar basadas necesariamente en argumentos probabilísticos. Desde el punto de vista geométrico, estas funciones dividen el espacio de las características en dos tipos de regiones. Por un lado, las regiones en las que todos los puntos verifican la condición anterior y por tanto pertenecen a una misma clase. Por otro lado, las regiones denominadas indeterminadas, en las que no se verifica la regla y por ello no es posible hacerles corresponder una única clase. Los límites entre las

regiones vendrán determinados por las fronteras o superficies de decisión entre cada dos clases $i$ y $j$:

$$S_{ij}(x) = D_i(x) - D_j(x) = 0$$

En el caso de una decisión entre dos clases sólo hay una superficie de decisión $S_{12}(x) = 0$ y por tanto no quedan regiones indeterminadas: un punto pertenece a una clase u otra según quede a un lado u otro de la superficie de decisión.

La probabilidad a posteriori, antes introducida, puede ser considerada como una función discriminante, ya que

$$D_1(x) = P(C_1|x)$$

$$D_2(x) = P(C_2|x)$$

La frontera de decisión quedaría entonces, como:

$$S_{12}(x) = 0$$

$$P(C_1|x) - P(C_2|x) = 0$$

$$\frac{P(C_1)p(x|C_1)}{p(x)} - \frac{P(C_2)p(x|C_2)}{p(x)} = 0$$

$$P(C_1)p(x|C_1) - P(C_2)p(x|C_2) = 0$$

Expresión que se puede simplificar aún más en el caso de que las prioridades a priori de las dos clases sean iguales.

La forma analítica de la superficie de decisión depende de las distribuciones asumidas en cada clase $p(x|C_1)$. El caso más común consiste en aproximar las distribuciones reales de cada clase por distribuciones normales multivariantes. Cada clase vendrá caracterizada en la distribución por su vector de medias y su matriz de covarianza. En el caso de que las matrices de covarianza sean iguales en ambas clases, la superficie de decisión resulta tener una dependencia lineal con las componentes del vector característico $x$, siendo este caso conocido como discriminante lineal. La frontera de discriminación vendría dada, entonces, por:

$$(\mu_2 - \mu_1)^T \Sigma^{-1} x + \frac{1}{2}(\mu_1{}^T \Sigma^{-1} \mu_2 - \mu_2{}^T \Sigma^{-1} \mu_1) - log \frac{P(C_1)}{P(C_2)} = 0$$

donde $\mu_1$ y $\mu_2$ son los vectores de medias de las dos clases, y $\sum = \sum_1 = \sum_2$ es la matriz de covarianza.

En el caso en que estas matrices sean distintas, la dependencia con las componentes de $x$ es cuadrática. Esta es la superficie de decisión más compleja a la que se puede llegar, asumiendo normalidad. Este tipo de fronteras se conoce como discriminante cuadrático, y su ecuación es:

$$\frac{1}{2}(x - \mu_1)^T \sum_1{}^{-1} (x - \mu_1) - \frac{1}{2}(x - \mu_2)^T \sum_2{}^{-1} (x - \mu_2) + \frac{1}{2} log \frac{|\sum_1|}{|\sum_2|} - log \frac{P(C_1)}{P(C_2)} = 0$$

En la figura 3.5 se muestra un ejemplo de estas dos situaciones.

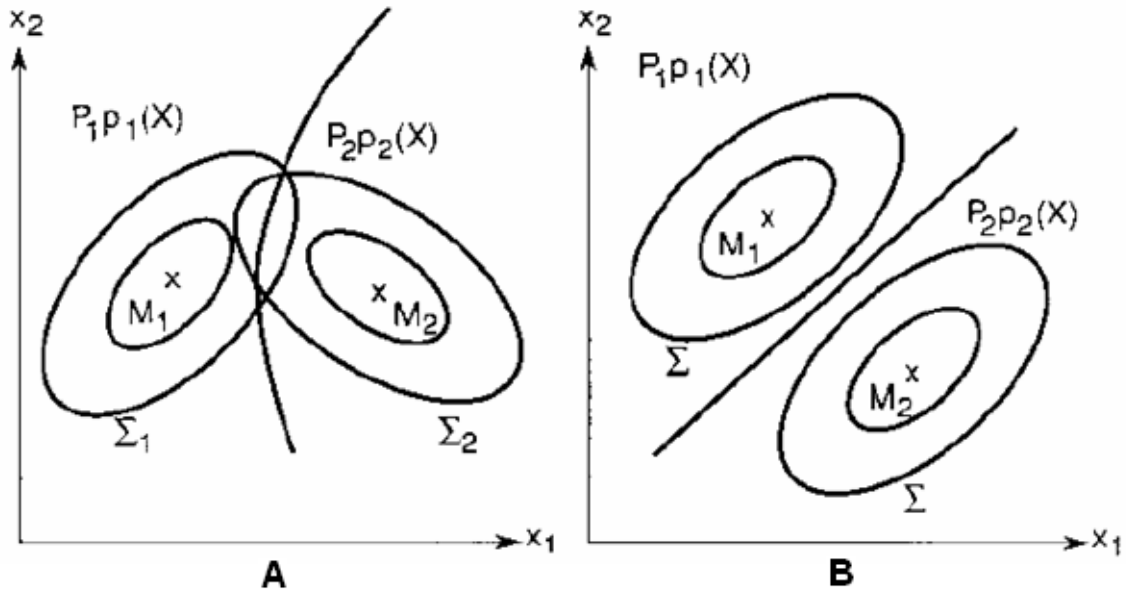


**Figura 3.5. Superficies discriminantes con distribuciones de clase normales, A) para el caso cuadrático y B) para el caso lineal.**

Para concluir esta sección, simplemente aclarar que aunque se ha utilizado siempre el ejemplo de dos clases, todo lo dicho es extensible a múltiples clases.

### 3.5.2. Tipos de Clasificadores.

En la discusión anterior, se hizo referencia a dos tipos de discriminantes obtenidos a partir de la suposición de normalidad en las distribuciones de probabilidad de las clases: el discriminante lineal y el discriminante cuadrático.

Existen, por supuesto, otros tipos de clasificadores, cada uno con sus especificaciones y problemática particular. Aunque hemos visto que calculando las probabilidades a posteriori, seremos capaces de conseguir la clasificación “ideal”, en la práctica, diversos factores complican tremendamente este cálculo y se hace preciso abordar el problema desde otra perspectiva. Lo más habitual es ir probando diferentes modelos de clasificadores hasta dar con el más adecuado. En la Figura 3.6 se muestra un esquema con algunos de los clasificadores más comunes.

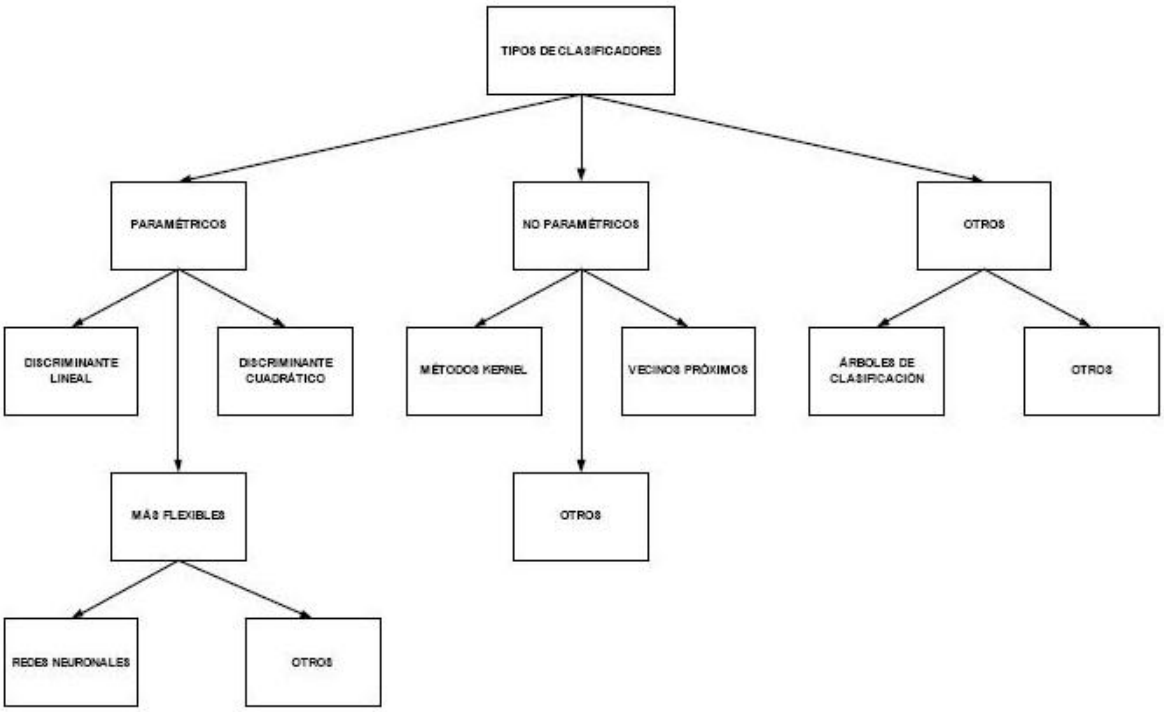


**Figura 3.6. Alguno de los tipos de clasificadores más comunes.**

A continuación se hará una breve descripción de los diferentes tipos de clasificadores, insistiendo en aquellos que se han utilizado en este trabajo.

**Clasificadores Paramétricos: Discriminantes Lineal y Cuadrático.**

Consideraremos clasificadores paramétricos a aquellos cuyo diseño supone dar valores a una serie de parámetros. Aunque esta definición podría aplicarse a cualquier clasificador, dado que, siempre hay algún parámetro que ajustar, nos referimos, en concreto, a los casos en los que se asume una determinada estructura dependiente de cierto número de parámetros.

Otra cuestión es si esta estructura paramétrica se asume para las densidades de probabilidad de las clases, o para las probabilidades a posteriori. Ambas formas de plantear el problema, se han mostrado efectivas en la práctica y habrá que optar por la que se crea más conveniente para un problema dado.

Los discriminantes lineal y cuadrático constituyen la opción más simple, pero también la menos flexible. A pesar de esta falta de flexibilidad, son muy usados en

la práctica debido a la seria limitación que supone disponer de un número, habitualmente escaso, de patrones de entrenamiento. Se definen, como vimos, independientemente de la suposición de normalidad. En el caso particular del discriminante lineal, podemos escribir (para dos clases):

$$y = w^T x + w_0$$

es decir, una combinación lineal de las componentes de $x$. Dependiendo de la dirección del vector $w$, obtendremos una mejor o peor separación de las clases. Se trata entonces de imponer criterios que permitan encontrar el valor óptimo de $w$. El umbral $w_0$ vendrá determinado por el criterio escogido.

Existen diferentes criterios para fijar $w$. El más clásico da lugar a lo que se conoce como discriminante de Fisher (24), y consiste en maximizar la siguiente función:

$$J(w) = \frac{w^T S_B W}{w^T S_W W}$$

donde $S_W$ es la denominada matriz de dispersión intra-clases, definida como:

$$S_i = \sum_{x \epsilon C_i} (x - \mu_i)(x - \mu_i)^T$$

$$S_W = S_1 + S_2$$

,y $S_B$ es la matriz de dispersión entre-clases, definida como:

$$S_B = (\mu_1 - \mu_2)(\mu_1 - \mu_2)^T$$

Es fácil demostrar que el valor de w que maximiza la función anterior viene dado por:

$$W = {S_W}^{-1}(\mu_1 - \mu_2)$$

En definitiva, hemos pasado del problema original en múltiples dimensiones, a una sola dimensión. Esto puede resultar ventajoso, sobre todo cuando no se dispone de muchos patrones de entrenamiento. El valor umbral $w_0$ queda indeterminado y deberá fijarse con algún criterio razonable. Si las distribuciones de las clases son normales con matrices de covarianza iguales, obtendremos, como caso particular, el discriminante lineal de la sección anterior.

Así como para el discriminante lineal existen otros criterios que permiten fijar el valor de $w$ (23), para el discriminante cuadrático resulta mucho más complicado maximizar cualquier función de $w$, debido al gran número de parámetros implicados. Por este motivo, se suele utilizar la expresión ya vista, sin más.

**Clasificadores No Paramétricos**

En este tipo de clasificadores, no se asume ninguna forma paramétrica, ni de las densidades de probabilidad de las clases, ni de las probabilidades a posteriori. Los procedimientos que se siguen están precisamente orientados a la estimación de las densidades de probabilidad a partir de los patrones disponibles, o bien, a la estimación directa de las probabilidades a posteriori.

En el primer caso, tenemos los métodos que se denominan, genéricamente, de kernel, porque se basan precisamente en eso, en funciones kernel (por ejemplo, gaussianas), que de forma local, tratan de aproximar la forma de la densidad de probabilidad de la población de la que proceden los patrones (19, 20, 22).

Por otro lado, están los métodos que intentan estimar directamente las probabilidades a posteriori de las clases. Como ejemplo representativo de este tipo de clasificadores, podemos citar los de vecinos próximos (19, 20, 22), que aproximan las probabilidades a posteriori para cada valor de $x$, asignándole la clase $C_i$ más representada entre los $k$ ejemplares de entrenamiento más cercanos.

Un resultado bastante significativo relacionado con los clasificadores de vecinos próximos es el que demuestra que el error asintótico (infinitos datos) es menor que dos veces el error de Bayes (19, 20, 22, 23). Hay que tener en cuenta que este procedimiento de clasificación no usa ninguna información acerca de la estructura probabilística del problema.

En ambos casos, y especialmente en el primero, se necesitan muchos patrones para que estos métodos resulten eficientes, por lo cual, en ocasiones, su aplicabilidad práctica puede llegar a ser un tanto limitada.

**Otros Clasificadores**

Dentro de la categoría de otros clasificadores, incluimos aquellos que tratan del problema desde una perspectiva bastante diferente a los anteriores. Por ejemplo, métodos que consisten en particionar el espacio de características en regiones, y asignar una clase a cada región.

Dentro de esta filosofía, se encuentran los árboles de clasificación (19, 20, 22), los cuales tienen la virtud de su fácil interpretabilidad, pero no resultan tan eficicientes como discriminadores.

### 3.6. Estimación del error de clasificación y verificación de resultados.

La mayoría de los métodos de estimación del error se basan en la suposición de la existencia de un conjunto de entrenamiento, *T*, compuesto por *N* prototipos de *J* clases. Este conjunto se utilizará para construir y evaluar el clasificador por lo que la existencia de un buen conjunto de aprendizaje es fundamental. Los estimadores de error se basan en calcular la proporción de prototipos incorrectamente etiquetados por el clasificador (19-22). Existen numerosos métodos de construir estos estimadores, entre ellos podemos mencionar:

- Estimación por resustitución. Este estimador es el más simple de todos. A partir de *T* se construye el clasificador $d$ utilizando los *N* prototipos. Una vez construido se clasifican todos los patrones de *T* utilizando $d$ y la proporción de patrones incorrectamente clasificados proporciona el estimador de error por resustitución. El problema fundamental de este estimador es que se calcula usando el mismo conjunto de prototipos que se usa para construir el clasificador por lo que proporciona un estimador sesgado optimista de la bondad de $d$.

- Estimación mediante un conjunto de prueba. Este estimador solventa el problema de la dependencia entre el conjunto usado para construir el clasificador y el usado para realizar la estimación dividiendo el conjunto inicial de prototipos, $T$ , en dos conjuntos independientes $T_l$ y $T_t$ de forma que:

  1. Los prototipos de $T_l$ constituyen el conjunto de aprendizaje y se usan únicamente para construir $d$.

2. Los prototipos de $T_t$ constituyen el conjunto de prueba y se usan únicamente para estimar el error.

Debe tenerse cuidado de asegurarse que los prototipos de $T_t$ sean independientes de los de $T_l$ pero que sigan la misma distribución. La manera habitual de asegurar estas condiciones es realizar una partición de *T* seleccionando los prototipos aleatoriamente. Una vez construido el clasificador $d$ a partir de los prototipos de $T_l$, se clasifican todos los patrones de $T_t$ utilizando $d$ y la proporción de patrones incorrectamente clasificados proporciona el estimador de error mediante el conjunto de prueba.

- Estimación por validación cruzada. Este estimador es el más adecuado cuando el conjunto de prototipos es pequeño. Para nuestro estudio consideraremos en primer lugar el estimador por validación cruzada con V conjuntos. Los prototipos de T se distribuyen aleatoriamente en V conjuntos disjuntos $T_1$, $T_2$,…, $T_V$ de un tamaño similar ($|T_i| \approx \frac{|T|}{V}, i = 1,2,...,V$). El procedimiento de estimación puede plantearse como sigue:

    1. Para todo *v*, *v* = *1, 2,…, V*, construir un clasificador usando $T - T_v$, como conjunto de aprendizaje. Sea $d_v$ el clasificador construido así.

       Como ninguno de los prototipos de $T_v$ se ha usado para construir $d_v$, se calcula el error de estimación $R_v$ para ese clasificador y al finalizar este paso obtenemos *V* clasificadores, $d_v$, con sus correspondientes estimaciones de error $R_v$.

2. Usando el mismo procedimiento, construir el clasificador $d$ usando todos los prototipos de *T*.

Para valores grandes de *V*, cada uno de los V clasificadores se construye usando un conjunto de prototipos de tamaño aproximado a *N(1 – 1/V),* casi tan grande como lo es *T*. La suposición básica de la validación cruzada es que este procedimiento es “estable", esto es, que todos los clasificadores $d_v$*; v = 1, 2,…, V* (construidos con casi todos los prototipos de *T*) tienen una tasa de error aproximadamente igual a la del clasificador $d$ (construido con todos los prototipos de *T*). Formalmente, el estimador por validación cruzada con *V* conjuntos, $R_v(d)$, se calcula promediando las estimaciones de error $R_v$ de cada conjunto. Cuando *V* = *N*, el estimador por validación cruzada con *N* conjuntos se conoce como el estimador “que deja uno fuera" (del inglés leave-one-out). Para cada *n, n = 1, 2,…,N* el n-ésimo prototipo es descartado y el clasificador se construye utilizando los restantes *N-1* prototipos. Entonces, el prototipo descartado se usa para prueba y se estima el error mediante el promedio total. El gran inconveniente de este estimador es el gran esfuerzo computacional que requiere: todos los prototipos de *T* se usan para construir $d$, y cada uno de ellos se usa exactamente una vez para prueba.

### 3.6.1. Matriz de confusión, exhaustividad y precisión.

La probabilidad de error, en muchos casos, no es una medida que por si sola aporte una evaluación suficiente de la ejecución del sistema de clasificación. Por ejemplo, en una tarea de clasificación de *M*-clases, un problema importante es conocer si existen clases que exhiben una alta tendencia a la confusión. La ***matriz***

***de confusión*** *A = [A (i, j)]* es definida de tal forma que sus elementos *A (i, j)* son la cantidad de patrones que su clase cierta era $i$ y fueron clasificados como $j$ (19, 20). Desde $A$ se pueden extraer directamente los valores de exhaustividad y precisión por clase, además de la exactitud global del sistema. Estos valores son calculados de la siguiente forma:

- Exhaustividad ($R_i$), Recall en Inglés. $R_i$ es el por ciento de patrones de la clase $i$, que fueron correctamente clasificados. Se calcula $R_i = A(i,i) \Big/ \sum_{k=1}^{M} A(i,k)$.

- Precisión ($P_i$), Precision en Inglés. $P_i$ es el por ciento de patrones clasificados como clase $i$, que fueron clasificados correctamente. Se calcula $P_i = A(i,i) \Big/ \sum_{k=1}^{M} A(k,i)$.

- Exactitud global ($A_c$), Overall Accuracy en Inglés. $A_c$ es el por ciento de datos que han sido correctamente clasificado. Se calcula $A_c = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{M} A(k,k)$, donde $N$ es el numero de patrones del conjunto de prueba.

### 3.6.2. Evaluación de clasificaciones binarias.

En muchos problemas de clasificación de patrones las decisiones a tomar son binarias. Una clase conocida como Anormal, Positiva o Enferma y la otra Normal, Negativa o Sana. En este caso podemos medir la calidad del sistema de clasificación en función de valores conocidos como la sensibilidad, especificidad y

exactitud del sistema. Estas son medidas estadísticas de la ejecución del clasificador binario. La sensibilidad mide la exaustividad de la clase Positiva (por ciento de patrones de la clase Enferma, que fueron correctamente clasificados) y la especificidad mide la exhaustividad de la clase Negativa (por ciento de patrones de la clase Sana, que fueron correctamente clasificados). Estas medidas están estrechamente relacionadas con los errores de Tipo I y Tipo II. Una clasificación teórica óptima es la que alcanza 100 % de sensibilidad (clasifica todas las personas de la clase Enferma como tal) y 100 % de especificidad (no clasifica a ninguna persona de la clase sana como enferma) (2, 25-28).

En este trabajo la clasificación es binaria, porque estos valores pueden ser utilizados para la evaluación del clasificador diseñado. A continuación describimos como son calculados. Para este tipo de pruebas podemos definir los siguientes datos:

- Número de Positivos Verdaderos (*NTP*): Número de patrones de la clase Enferma correctamente clasificado.
- Número de Positivos Falsos (*NFP*): Número de patrones de la clase Enferma incorrectamente clasificado.
- Número de Negativos Verdaderos (*NTN*): Número de patrones de la clase Sana correctamente clasificado.
- Número de Negativos Falsos (*NFN*): Número de patrones de la clase Sana incorrectamente clasificado.
- Número de Positivos (*NP*): Número total de patrones de la clase Positiva, $NP = NTP + NFN$.
- Número de Negativos (*NN*): Número total de patrones de la clase Negativa, $NN = NTN + NFP$.
- Número Total (*N*): Número total de patrones, $N = NP + NN$.

La Matriz de Confusión para estas clases es mostrada en la Tabla 3.1.

**Tabla 3.1. Matriz de confusión para un problema de clasificación binaria.**

| | Positiva | Negativa | |
|---|---|---|---|
| Positiva | *NTP* | *NFN* (Error de Tipo II) | ***Sensibilidad*** $NTP/(NTP+NFN)$ |
| Negativa | *NFP* (Error de Tipo I) | *NTN* | ***Especificidad*** $NTN/(NTN+NFP)$ |
| | ***Precisión Positiva*** $NTP/(NTP+NFP)$ | ***Precisión Negativa*** $NTN/(NTN+NFN)$ | ***Exactitud Global*** $A_{cc}=\frac{(NTP+NTN)}{N}$ |

Y en función de ellos la especificidad se calcula:

$Especificidad=\frac{NTN}{(NTN+NFP)}=\frac{NTN}{NN}$, o Exhaustividad (Recall) de *Negativos* ($R_N$):

$$R_N=\frac{A(2,2)}{(A(2,2)+A(1,2))}$$

la sensibilidad como:

$Sensibilidad=\frac{NTP}{(NTP+NFN)}=\frac{NTP}{NP}$, o Exhaustividad (Recall) de *Positivos* ($R_P$):

$$R_P=\frac{A(1,1)}{(A(1,1)+A(2,1))}$$

y la exactitud como:

$A_{cc}=\frac{(NTP+NTN)}{N}$, o Exactitud global (Overall Accuracy): $A_c=\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{2}A(k,k)$,

donde *N* es la cantidad de patrones del conjunto de prueba, $N=NP+NN$, en la matriz $N=\sum_{i=1}^{2}\sum_{j=1}^{2}A(i,j)$.

Existen otro medidas estadísticas que se pueden calcular y aportan otras evaluaciones del sistema, como ejemplo podemos mencionar: la media armónica de la precisión y la exhaustividad, el grado de los falsos positivos o los falsos negativos, el radio de verosimilitud positiva o negativa, entre otros.

### 3.7. Conclusiones

Con las definiciones adoptadas anteriormente, podemos definir este trabajo como un problema de reconocimiento de patrones con aprendizaje supervisado para dos clases. La primera relacionada con los tramos o pulsos de la señal oscilométrica dañados por artefactos, la que llamaremos clase de “Artefactos” y la de los tramos pulsos, que no han sido afectados por artefactos, la que llamaremos clase “Normal”. El problema que nos concierne se resume en las siguientes tareas generales:

1. Estudiar las características de los ruidos que afectan la calidad de las señales adquiridas y seleccionar los métodos de procesamiento digital más adecuados para mejorar la calidad de la señal.

2. Diseñar y adquirir una base de datos de señales oscilométricas, para ser utilizada como conjunto de aprendizaje, donde exista una muestra representativa de los patrones. Esta base de datos debe presentar un sistema de marcas, que le permita a los especialistas, en el tratamiento de estas señales, realizar anotaciones sobre los pulsos oscilométricos dañados por artefactos y los normales.

3. Seleccionar y extraer las características más adecuadas que nos permitan representar los patrones de los pulsos oscilométricos y su posterior clasificación en Artefacto o Normal. Este estudio incluye un análisis de la estructura estadística de los mismos y la aplicación de técnicas de extracción y selección de características.

4. Según las características seleccionadas para representar los patrones y los resultados obtenidos del análisis de la estructura estadística del conjunto de aprendizaje y del tamaño del mismo, seleccionar la técnica utilizada para el diseño del clasificador.

5. Finalmente, se deberá realizar la evaluación del clasificador, apoyándonos de las medidas de evaluación, utilizadas para evaluar el funcionamiento de los sistemas de clasificación binaria, la sensibilidad, especificidad y exactitud.

# PARTE II

## Desarrollo de la investigación

# Capítulo 4. Soporte para la investigación.

## 4.1. Sistema de adquisición de las señales de la base de datos.

Como fue descrito en los capítulos anteriores, en el desarrollo de un clasificador es necesario tener un conjunto de patrones previamente clasificados, para poder dividirlo en: el conjunto de aprendizaje, para construir el clasificador; y el conjunto de prueba, para evaluarlo. En esta investigación, el conjunto de patrones clasificados debe ser una base de datos de señales oscilométricas, anotadas pulso a pulso. Cada pulso es un patrón clasificado y su anotación es la clase a la que corresponde.

Como no se contaba con una base de datos anotada con esas particularidades, tuvo que construirse y adquirirse. Para eso fue necesario utilizar y desarrollar varias herramientas. Se utilizó el sistema HIPERMAX, para la adquisición de las señales y con su software de análisis HIPERMAP, fueron descargados los datos hacia la PC y almacenados en el fichero propio de este software. También se tomaron señales, ya existente en el ICID, de estudios anteriores. Muchas de estas con artefactos, las mismas formaron partes de la base de datos desarrollada, después de ser debidamente anotadas.

Para el estudio de las señales adquiridas, fue necesaria la confección de varios componentes de software, que se complementaran entre sí, con el fin de obtener el máximo aprovechamiento de los datos captados. Se desarrollaron dos librerías reutilizables y extensibles, con el objetivo de garantizar el acceso unificado a los datos y con la funcionalidad para el procesado de los mismos. También se desarrollo un programa, que utilizando estas, permite la visualización, estudio y análisis de las señales adquiridas y almacenadas por el sistema HIPERMAX.

## 4.2. Descripción del hardware utilizado para la adquisición y prueba de los algoritmos.

El hardware utilizado para la adquisición de las señales fue el hardware diseñado para el monitor ambulatorio de presión arterial Hipermax. Este tiene una memoria flash interna, donde son almacenados los registros de las mediciones, y las señales oscilométricas y de presión absoluta con la que fueron calculadas estas mediciones. La figura 4.1 muestra el bloque electrónico de este equipo.

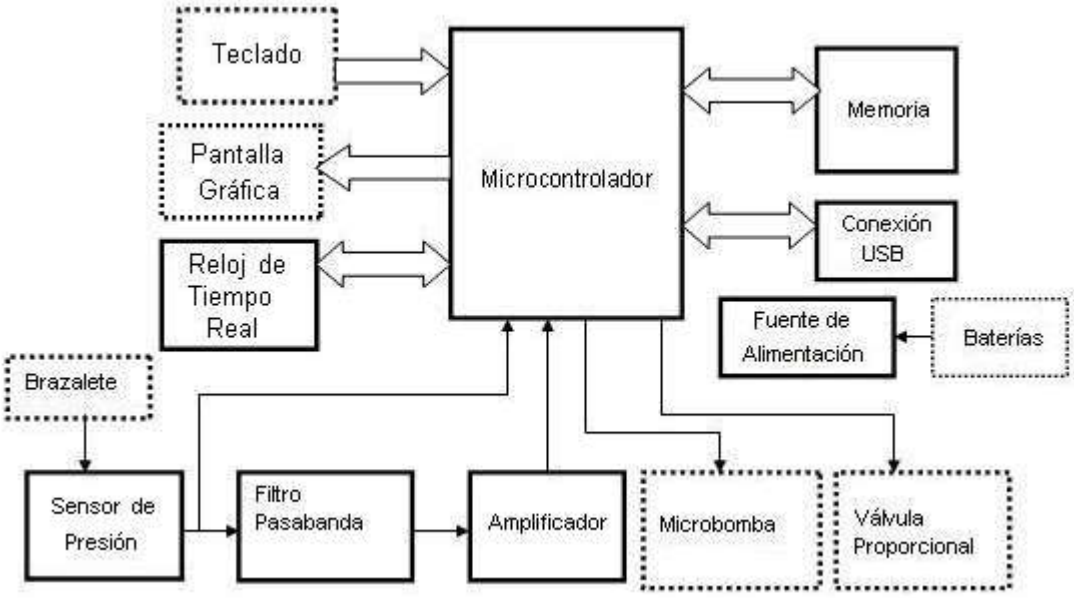


**Figura 4.1. Bloque electrónico del Hipermax.**

Las señales son digitalizadas por el equipo con una frecuencia de muestreo de 100 *Hz*. y cada muestra es almacenando en una resolución de 12 bits.

La base de datos fue realizada tomando registros a los simulador BPPUMP BIO-TEK H018543 y BPPUMP 2 FLUKE, en un ambiente experimental; y a personas, en un ambiente real clínico o de la vida cotidiana. Los registros a simuladores, permiten tener muestras de casos, con patologías, difíciles de adquirir con los seres humanos en la práctica; y los registros a personas, permiten tener las

señales de los casos reales a las que se enfrentan los algoritmos de detección y medición.

Los tiempos de captura de una señal oscilaron entre 45 y 240 *s*. Cada señal está almacenada finalmente en 2 ficheros uno con los valores de presión (*.din*), y el otro con la información que describe la señal tomada (*.txt*), ver Tabla A.I.1 del Anexo 1. Entre las descripciones registradas tenemos: características patológicas y fisiológicas del paciente real o simulado, los valores de la presión arterial medida por otros especialistas o los simulados, la descripción de los niveles de artefactos que afectan la medición, etc. Además de estos ficheros, en el caso de las señales anotadas, existe otro fichero con las marcas de la señal.

## 4.3. Descripción de los componentes de software desarrollados y las herramientas utilizadas para el estudio de las señales.

Para el estudio de las señales adquiridas con el Hipermax, fue necesaria la confección de varios componentes de software, que se complementaran entre sí, y facilitaran el aprovechamiento óptimo de las señales en los estudios realizados sobre estas. Se desarrollaron dos librerías, una con la interfaz para el acceso unificado a los datos almacenados y con la funcionalidad para el procesamiento digital de una señal; y la otra, para el desarrollo de experimentos y proœsado global sobre un conjunto de señales. También se diseñó un software, que implementa toda la funcionalidad de esas librerías y permite la anotación, por tramos o por pulsos, de las señales. Estas anotaciones son almacenadas en un fichero independiente con extensión *ptr,* ver Tabla A.I.1 del Anexo 1.

### 4.3.1. Librerías para el trabajo con las señales de la base de datos.

Las librerías fueron implementadas siguiendo el paradigma de la programación orientada a objetos, utilizando el Delphi como interfaz de desarrollo. Estas quedaron dividas en dos unidades, una con la funcionalidad básica para el

tratamiento de una señal de la base de datos y otra con la funcionalidad para realizar experimentos sobre un conjunto determinado de señales.

La primera está compuesta por una clase general *Signal*, con las propiedades y funcionalidades más básicas, que puede tener el procesado de una señal de cualquier tipo. De esta pueden ser derivadas clases más específicas donde se reutilizan métodos de la clase madre y se implementen las características particulares de esta clase de señales, en la Figura 4.2 pueden observarse dos ejemplos de especializaciones, las clases *HipermaxSignal* y *EcgSignal*, estas implementan la funcionalidad de las señales oscilométricas y señales *ECG*, respectivamente. Además existe una clase filtros donde se implementan métodos para el filtrado de señales y una clase de interfaz de usuario que permite el intercambio gráfico con estas clases.

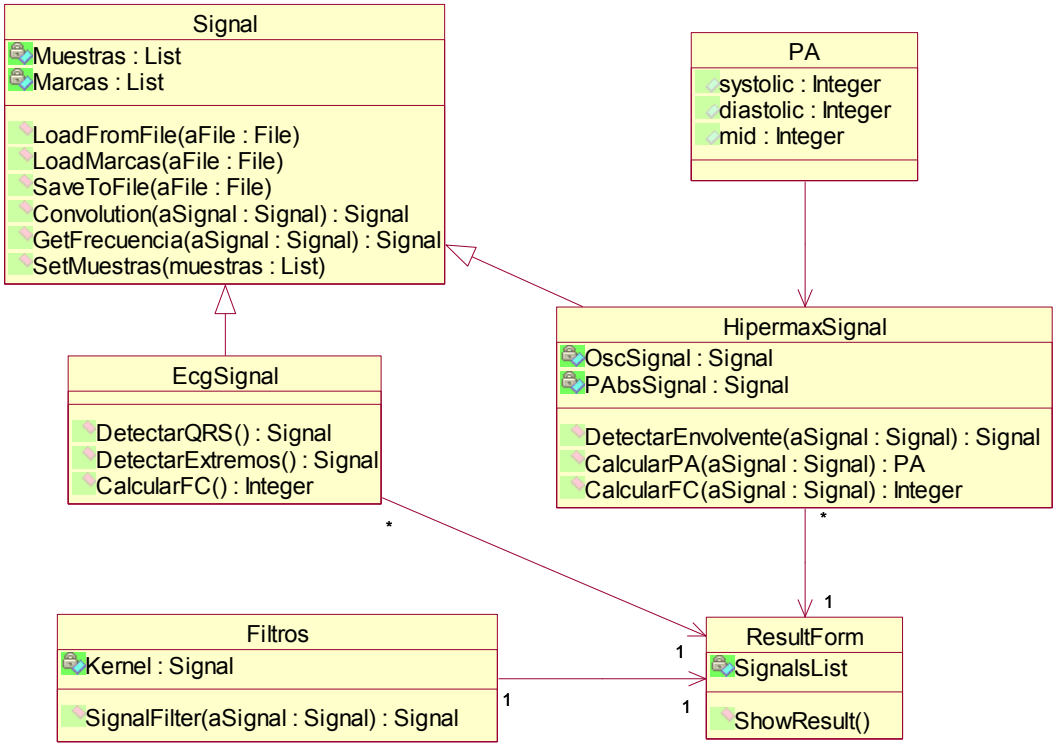


**Figura 4.2. Diagrama general clases de la librería para el tratamiento de las señales.**

La segunda librería contiene la funcionalidad para realizar experimentos sobre una muestra de señales de la base de datos. La misma como se representa en la Figura 4.3, está compuesta de una clase general *Experimento* que implementa la funcionalidad básica para procesar un conjunto determinado de señales y de la que pueden heredar experimentos más específicos. Esta clase implementa la ejecución de un experimento, que puede ser un procesado sobre la muestra de señales que lo componen y guarda los resultados en la lista de resultados, *Result*. Estos últimos pueden ser comparados con otra lista de resultados base, *BaseResult*, calculados por otros métodos. Un ejemplo de un experimento particular es el que implementa la clase *ExpCompMed*, que

ejecuta un algoritmo de medición y los compara con resultados bases obtenidos de cálculos realizados por otros métodos.

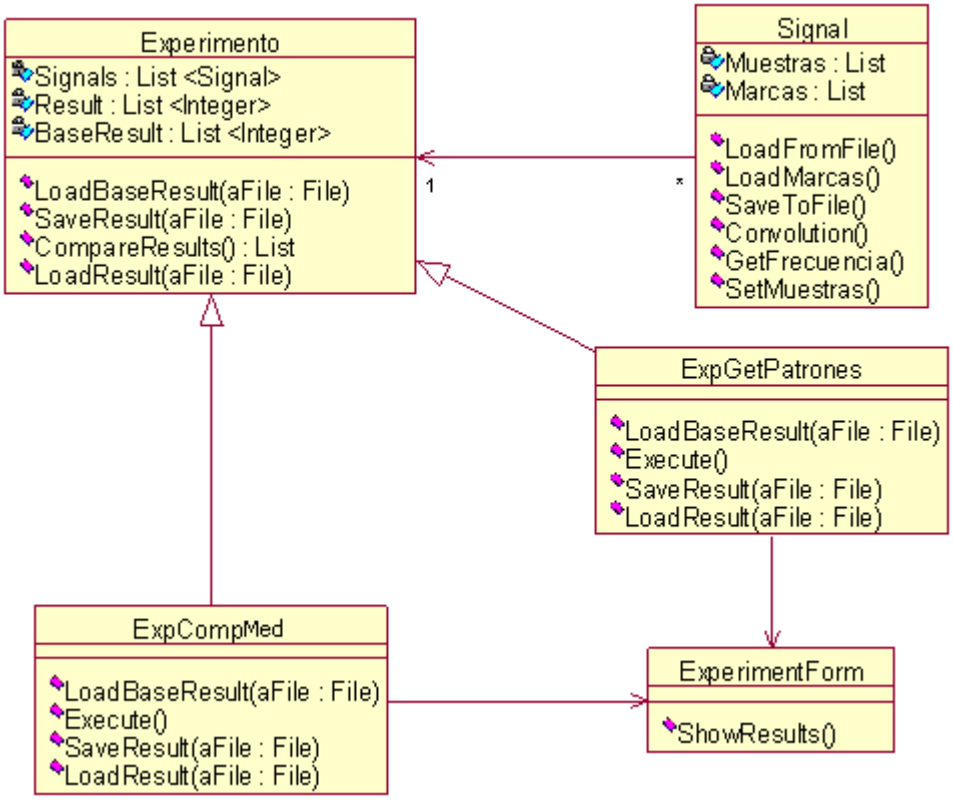


**Figura 4.3. Diagrama general clases de la librería para el tratamiento de experimentos.**

### 4.3.2. Software para el estudio de las señales oscilométricas.

El software fue desarrollado utilizando las librerías implementadas y como interfaz de desarrollo se escogió el Delphi. Se decidió que la interfaz de usuario siguiera un modelo múltiples documentos *MDI*, Figura 4.4, en la cual se puede mostrar varias ventanas a la vez con señales o experimentos. De esta forma, se permite la visualización de una o varias señales, con o sin procesamiento previo y escaladas según desee el usuario; permitiendo de esta manera analizar visualmente detalles y realizar comparaciones entre estas. También podemos mencionar las facilidades

de procesamiento que permite realizar la corrida y visualización de los resultados de los algoritmos implementados en las librerías y con los parámetros de cálculos variables desde la interfaz de usuario.

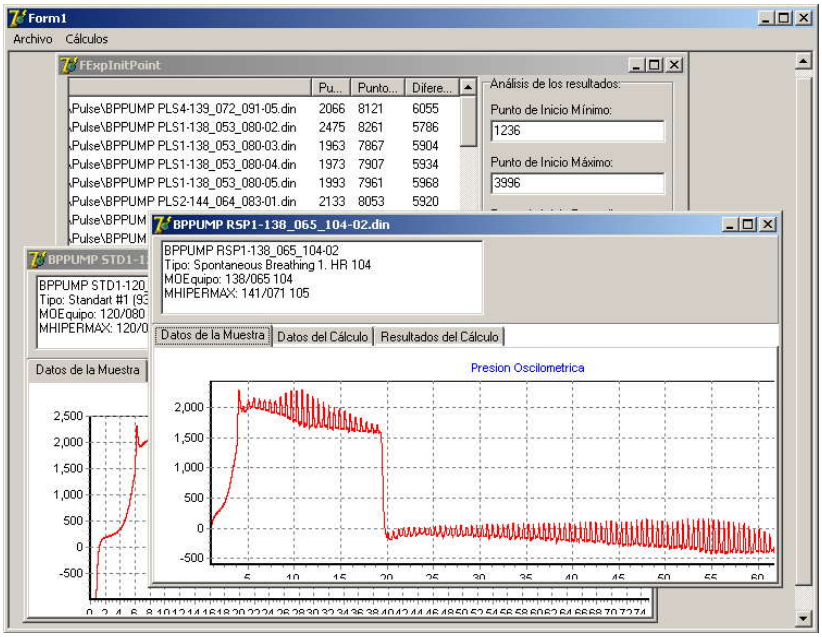


**Figura 4.4. Interfaz MDI del software diseñado.**

Los documentos de trabajo con señales permiten la visualización en una ventana de la información de una señal de la base de datos, como es mostrado en la Figura 4.5. Muestra en forma de gráficos los valores de la presión y estos pueden ser explorados con el Mouse, escogiendo sobre el cuadro mostrado cualquier porción de la señal, la cual es escalada al tamaño del gráfico. Esta facilidad permite la realización de estudios exploratorios que aporten el conocimiento base para la realización de investigaciones más profundas, ya que permiten la visualización en detalles de la señal y así la observación de características de ellas o los ruidos que la pueden afectar. En la ventana de una señal, también puede realizarse la ejecución de diferentes filtros, implementados en la clase correspondiente de la librería de tratamiento se señales. La visualización de los resultados del filtro pueden ser mostrados en la misma ventana, para de esta forma estudiar el efecto de los mismos, Figura 6.

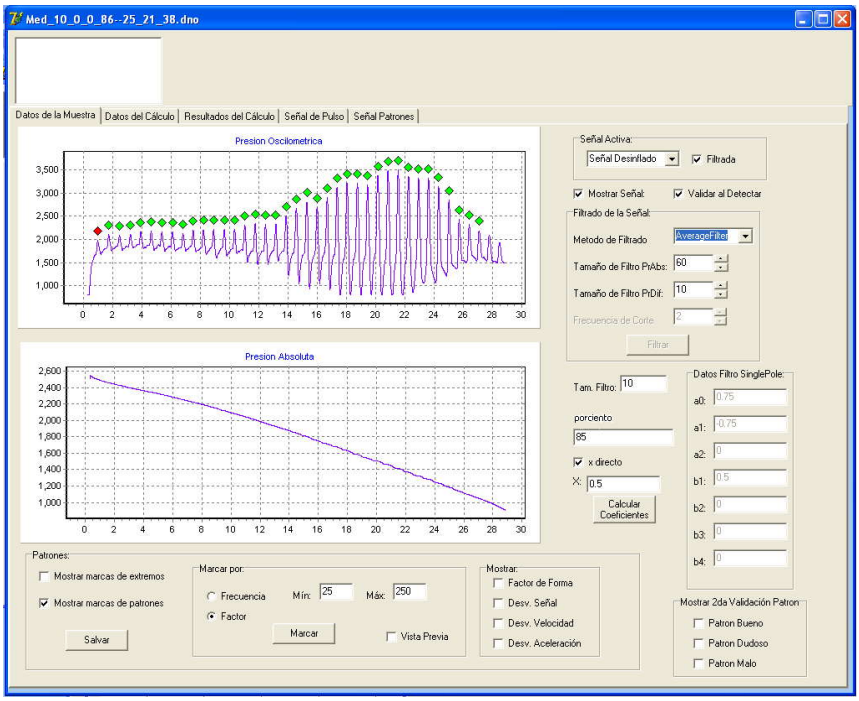


**Figura 4.5. Ventana de visualización y procesado de una señal.**

Estos documentos también permiten la ejecución de técnicas de procesado programadas en las librerías en las clases correspondientes a las señales tratadas. Los parámetros usados para el cálculo son mostrados en la interfaz de usuario y se permite su cambio desde ella, ver Figura 4.6. Dentro de las técnicas que pueden ser ejecutadas tenemos: filtrado de la señal, selección y marcado de pulsos, cálculo de la envolvente de la señal, mejorado de la calidad de la envolvente, cálculo de los valores de presión arterial, muestra de las anotaciones de los especialistas, etc.

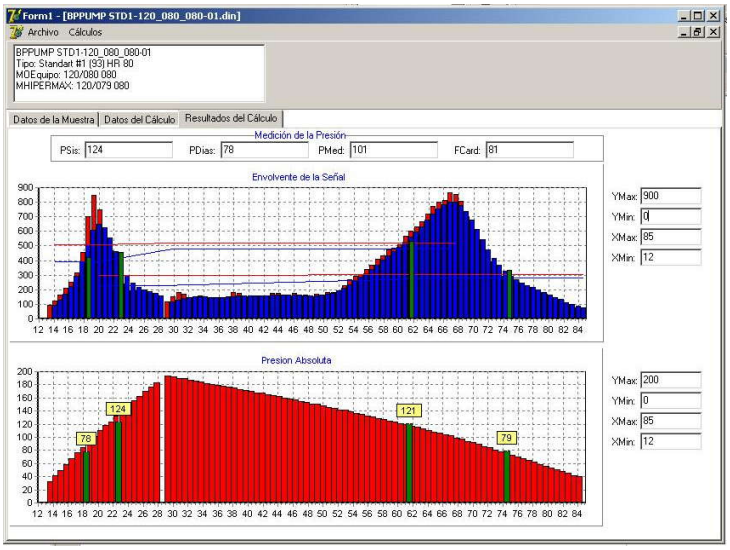


**Figura 4.6. Ventana de una señal, mostrando el resultado de la ejecución de un método de cálculo de la presión arterial.**

Los documentos de manipulación de experimentos permiten la selección de una muestra con una determinada cantidad de señales de la base de datos y la ejecución de alguna técnica de procesamiento, mostrando los resultados para la que fue diseñada de diferentes formas como pueden ser tablas, gráficos o histogramas, ver Figura 4.7.

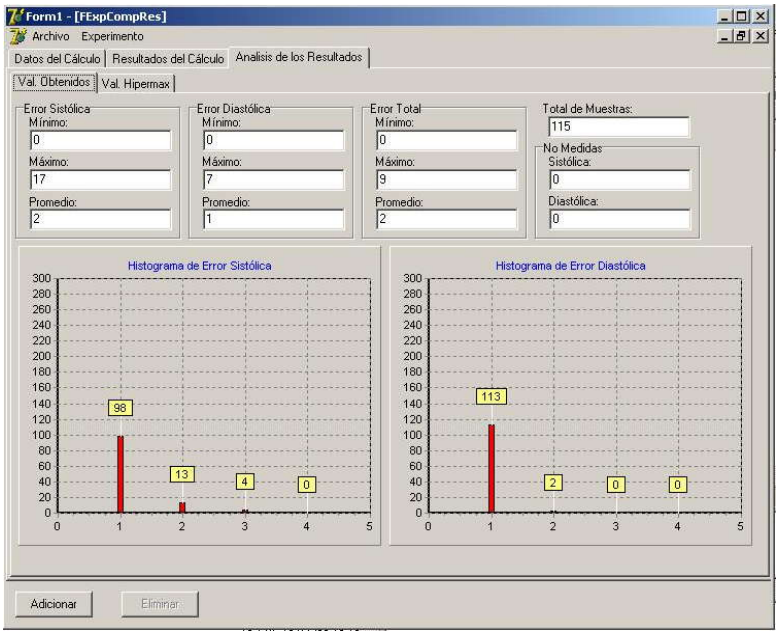


**Figura 4.7. Ventana de un experimento mostrando los resultados en histogramas.**

## 4.4. Procedimiento para la evaluación del método.

El objetivo fundamental en esta investigación, es el desarrollo del método detección de artefactos de movimiento, por lo que nos centramos en la validación del algoritmo de reconocimiento de los patrones, no en el de la medición final de la presión arterial, pero además de comprobar la efectividad del clasificador diseñado, también se realiza una prueba de la ejecución de un algoritmo de medición que incluye el algoritmo de reconocimiento.

La evaluación del clasificador se realiza, comparando los resultados obtenidos de clasificar los patrones prototipos del conjunto de prueba y comparando con su clase cierta, previamente anotada por los expertos. Con estos resultados es calculada la sensibilidad, especificidad y exactitud de la clasificación.

La prueba del algoritmo de medición que incluye al clasificador, es realizada con señales captadas de un simulador y contaminadas con artefactos de movimiento. Los valores de la presión sistólica y diastólica simulados, que son los tomados como referencia, se comparan con los calculados por el algoritmo implementado,

con estos datos se hace un análisis estadístico de los resultados obtenidos, para el conjunto de señales contaminadas y sin contaminar. Además, se muestran los resultados obtenidos de calcular la presión arterial, al conjunto de las señales contaminadas, utilizando otro algoritmo de medición que no contiene el clasificador diseñado.

### 4.4.1. Base de señales para el estudio de las señales y los métodos desarrollados.

La base de datos de señales se obtuvo registrando señales con el Hipermax, tomadas al simulador en un ambiente experimental y a personas en estudios ambulatorios y en la clínica. Las señales adquiridas con el simulador fueron de pacientes muy difíciles de encontrar en un estudio a personas reales. Se simularon por ejemplo sujetos con temblores musculares, taquicardias de más de 160 l/min, bradicardias de menos de 50 l/min, contracción ventricular prematura, entre otras. Las condiciones de los pacientes simulados son mostradas en la siguiente tabla.

**Tabla 4.1. Condiciones de los pacientes simulados.**

| No | Condición del Paciente Simulado |
|---|---|
| 1. | Saludable |
| 2. | Saludable (estándar) |
| 3. | Pulso Débil |
| 4. | Pulso moderado |
| 5. | Ejercicio ligero |
| 6. | Ejercicio Extremo |
| 7. | Obeso |
| 8. | Geriátrico |
| 9. | Taquicardia |
| 10. | Bradicardia |

| | |
|---|---|
| 11. | Fibrilación Auricular y pulso variable |
| 12. | Contracción auricular prematura |
| 13. | Artefactos respiratorios con respiración espontanea |
| 14. | Artefactos respiratorios con respiración controlada |

Las mediciones tomadas a personas, fueron adquiridas de estudios ambulatorios realizados a pacientes que asistieron a la consulta de MAPA del Hospital Clínico Quirúrgico "Hermanos Ameijeiras". Se pudo obtener una gama de señales que representan las condiciones reales en las que trabajan los equipos de medición. Aquí se obtuvieron registros de personas con diferentes patologías, sexo, edad y constitución física, además de encontrarse realizando diferentes actividades de la vida cotidiana, como el desplazamiento en un autobús, por citar solo un ejemplo. También, con el objetivo de tener una mayor cantidad de señales con artefactos, se obtuvieron señales pidiéndole a sujetos que realizaran determinados movimientos de la extremidad y la mano, durante el proceso de medición en la clínica.

Las señales adquiridas fueron anotadas por un equipo de especialistas con experiencias en el desarrollo de métodos no invasivos de presión arterial, con más de 10 años de experiencia; y por especialistas médicos, con más de 15 años de experiencia en el trabajo con MAPA y diagnostico de la HTA.

Para la prueba del algoritmo de detección en el proceso de medición de la presión arterial, se utilizaron registros de 255 señales de presiones simuladas, 3 mediciones de 85 simulaciones de pacientes. De estas señales fueron contaminadas con artefactos 85, una de las 3 mediciones realizadas a cada simulación. Se obtuvo un conjunto de señales para la prueba, de 170 señales sin contaminar y 85 contaminadas, que representa el 66.6 y 33.3 %, respectivamente.

El conjunto de las señales contaminadas fue generado sustituyendo tramos en la señal, de la misma cantidad de muestras, por tramos de artefactos de la base de datos. El tamaño de los tramos adicionados, estuvo en el orden de 100 a 600

muestras. El tramo dañado, la posición dentro de la señal y la cantidad de tramos a sustituir, se seleccionaron de forma aleatoria.

### 4.4.2. Determinación del tamaño de la muestra.

La interrogante sobre el tamaño del conjunto de patrones para el diseño y evaluación del clasificador depende de la dimensionalidad de los patrones y del tipo de clasificador a diseñar, lineal o cuadrático. En total se anotaron 780 señales con un total de 27 389 pulsos normales y 3 251 artefactos. La diferencia de error de un clasificador respecto a la curva del error de Bayes, es proporcional a $d^2/N$, para un estimador cuadrático y $d/N$, para uno lineal. Como el número de prototipos en este caso es relativamente alta 30 640, pudiera construirse un clasificador cuadrático, si los patrones lo justificaran, pero siempre manteniendo baja la dimensionalidad *d* de los patrones.

Como el objetivo de esta prueba es analizar el comportamiento del clasificador diseñado en un algoritmo de medición, no la validación exigida en las normas de un dispositivo de medición, las simulaciones de los pacientes resultan muy efectivas. Al utilizar señales de simulaciones, se eliminan errores en el registro, debidos tanto al estado del paciente, como a defectos en los equipos de medición utilizados y/o a la objetividad de los expertos que toman las medias de referencia.

La cantidad del conjunto de señales obtenidas para la prueba es representativa, según lo establecido en las normas para la evaluación de equipos de medición. Además es importante destacar, que la muestra de señales simuladas es bastante estratificada, presenta valores de presión que oscilan entre 60-200 mmHg para la sistólica, 30-150 mmHg para la diastólica y la frecuencia cardiaca osciló entre 40 y 160 l/min, y variadas condiciones de pacientes, Tabla 4.1.

## 4.5. Conclusiones

La base de datos está formada por una variedad amplia de registros de señales. Las librerías, permiten el acceso a toda la información de la base de datos, así como la ejecución de técnicas de procesamiento digital sobre ellas. Estas, al estar programadas siguiendo el paradigma de la programación orientada a objetos, permiten su fácil reutilización y extensibilidad. El software es un ejemplo representativo del uso de las librerías y una herramienta útil para el desarrollo de investigaciones sobre este tipo de señales.

La cantidad de señales adquiridas en la base de datos, las anotaciones realizadas a estas y los componentes de software desarrollados, representan unas herramientas muy importantes para el estudio de este tipo de señales biomédicas. Las muestras seleccionadas garantizan un adecuado nivel de confianza para el diseño y evaluación del clasificador, además de la prueba del clasificador en un algoritmo de medición.

# Capítulo 5. Extracción de los rasgos de los patrones utilizados.

## 5.1. Esquema propuesto para la obtención de las características de los patrones.

El objetivo de esta etapa es la obtención de las características de los pulsos oscilométricos que nos permiten representar los patrones. En los capítulos anteriores se trató la mejorara de la calidad de la señal para disminuir el efecto de ruido que las puede afectar. Esto se realiza obteniendo los componentes principales de frecuencia de la señal a través del filtrado, luego de mejorar la calidad de la señal. Hay que realizar un procesado inicial, para obtener los pulsos oscilométricos. En este procesado, se obtienen los extremos a partir de la primera derivada, luego se analizan los dos últimos pulsos (mínimo, máximo, mínimo) consecutivos, si cumplen un patrón de mezcla determinado, estos son unidos, sino el pulso es salvado, Algoritmo 5.1.

**Algoritmo 5.1. Obtener pulsos oscilométricos**

```
Leer muestra oscilométrica;
Para cada muestra, calcular  pendiente de la muestra;
   Si pendiente cumple condición de extremo
      si es un mínimo
            Incrementar contador de mínimo;
            Si contador de mínimos = 2
                  Si existe posibilidad de mezclar con pulso anterior
                        mezclar pulsos;
                  sino
                        salvar pulso (primer mínimo, máximo, segundo mínimo);
                        contador de mínimos = 0;
                        retornar 1; //fin de pulso encontrado
                  fin;
            sino
```

```
                    salvar primer mínimo del pulso;
                fin;
            fin;
            si es un máximo
                salvar maximo;
            fin;
        fin;
        retornar 0;  // todavía no se ha encontrado fin pulso
fin;
```

---

La Figura 5.1 muestra cuatro pasos del algoritmo donde se mezclan dos veces los últimos pulsos consecutivos.

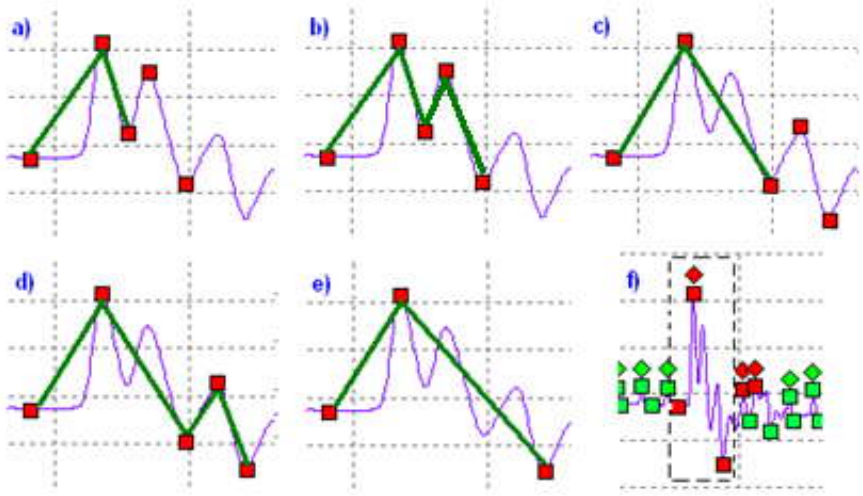


**Figura 5.1. Unión de pulsos consecutivos cuando cumplen patrón de mezcla. Desde a) a e) pasos en dos casos de mezcla, f) resultado al finalizar el algoritmo.**

## 5.2. Obtención de las características candidatas para la representación de los patrones.

El objetivo de esta etapa es la obtención de las características de los pulsos oscilométricos detectados, que nos pueden servir para representar los patrones. Estas características deben poder diferenciar, lo más posible, los rasgos de las

clases artefacto y normal, para que al ubicar los patrones en el espacio de representación, los pertenecientes a la misma clase, formen agrupaciones que se ubiquen en regiones diferentes de este espacio y de esa forma se pueda encontrar un clasificador adecuado. Estas características fueron obtenidas a partir del estudio detallado del conjunto de entrenamiento seleccionado de la base de datos.

### 5.2.1. Factor de crecimiento de los extremos.

El factor de crecimiento de un extremo (FCE), mide la pendiente entre un mínimo (máximo) y el mínimo (máximo) anterior. Sean *P2($A_2$, $t_2$)* un mínimo y *P1($A_1$, $t_1$)* el mínimo anterior, el factor de crecimiento de P2 se calcula según la siguiente ecuación: $FCE_{P2} = \frac{(A_2 - A_1)}{(t_2 - t_1)}$. En la Figura 5.2 se representa el FCE de este punto.

Según se puede observar en la figura, se puede suponer que cuando un pulso es artefacto, el FCE de al menos uno de sus extremos tiene un valor más alto que el de un pulso normal, o que este factor debe comportarse entre unos límites determinados, comparado con los pulsos normales. Si esta suposición es cierta, podrían servirnos estas características tomadas a cada extremo del pulso, para clasificarlo.

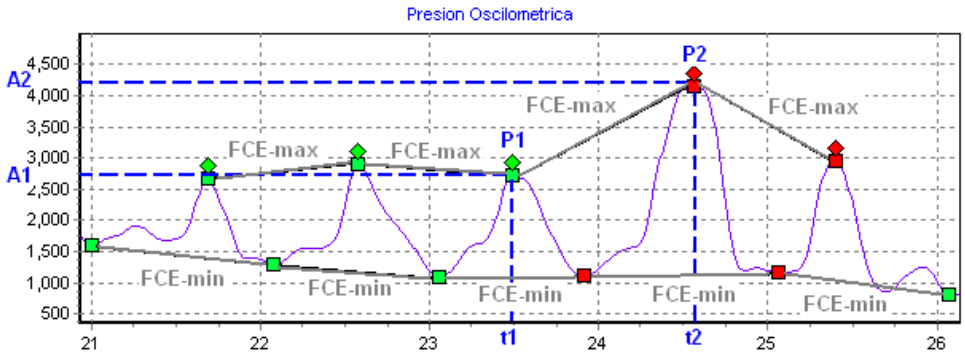


**Figura 5.2. Factor de crecimiento del extremo P2.**

### 5.2.2. Factor cruzar por el cero de la primera derivada de la señal.

El factor cruzar por el cero de la primera derivada de la señal FCC, es la cantidad de veces que cruza la señal de la primera derivada por el cero, o sea los ceros de la primera derivada. Este factor es conocido en la literatura como (ZCR, zeros-Crossings rate) es un indicador simple de la actividad de la señal, este aumenta a medida que la energía de de las altas frecuencias de la señal aumentan. Como puede ser observado en la Figura 5.3, existen artefactos que tienen mucha actividad comparándolos con los pulsos normales, que tienen poca actividad. Por estas razones, podemos suponer que la medida propuesta, también puede servirnos para diferenciar la clase de artefactos de la clase normal.

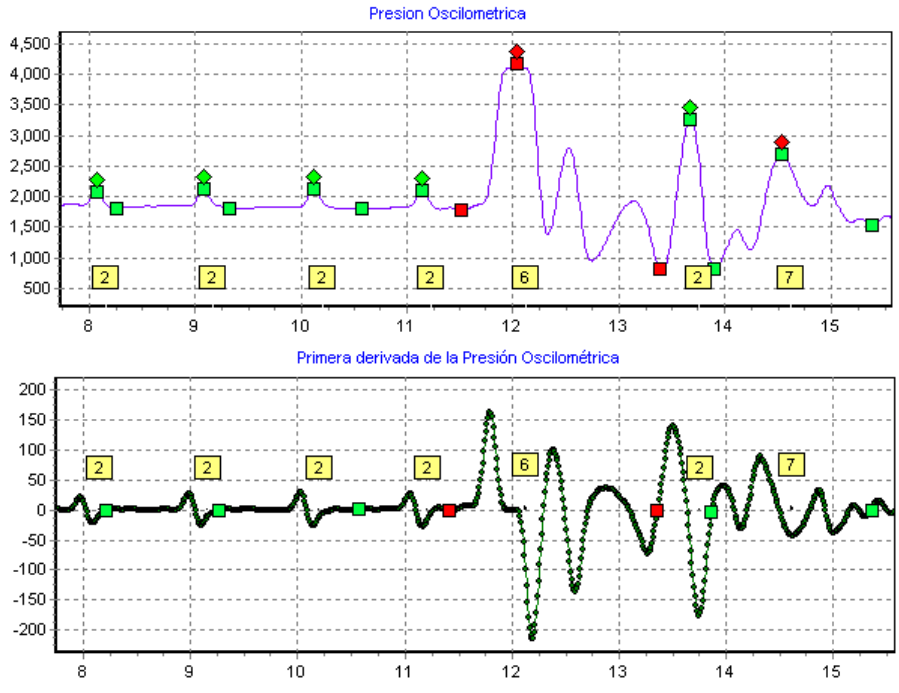


**Figura 5.3 Factor cruzar por el cero en la primera derivada.**

### 5.2.3. Factor extremo a extremo.

El factor extremo a extremo (FEE) mide la separación que existe entre el extremo medido del pulso y su extremo correspondiente en el pulso anterior, también puede llamársele separación entre mínimos o separación entre máximos, consecutivos. Esta medida cuando es tomada entre los máximos, coincide aproximadamente, con el factor RR de la señal ECG, ver Figura 2.4, por estas razones, este valor es utilizado para estimar la frecuencia cardiaca en la señal oscilométrica, similar a como se calcula en la señal ECG. Como fue descrito en el capítulo 2, la frecuencia cardiaca en el intervalo más amplio que puede estar comprendida es en el intervalo de 30 a 250 lat/min. Utilizando este intervalo podemos calcular el intervalo donde deben estar comprendidas las separaciones, este quedaría entre los valores 24 y 200 muestras, que corresponden a las frecuencias cardiacas de 250 y 30 l/min, respectivamente. De esta medida podemos razonar, que si uno de los extremos del pulso se va los límites de este intervalo, puede ser clasificado como artefacto, si este razonamiento es cierto, estas medidas también pueden ser utilizadas para representar a los patrones. Ver figura 5.4.

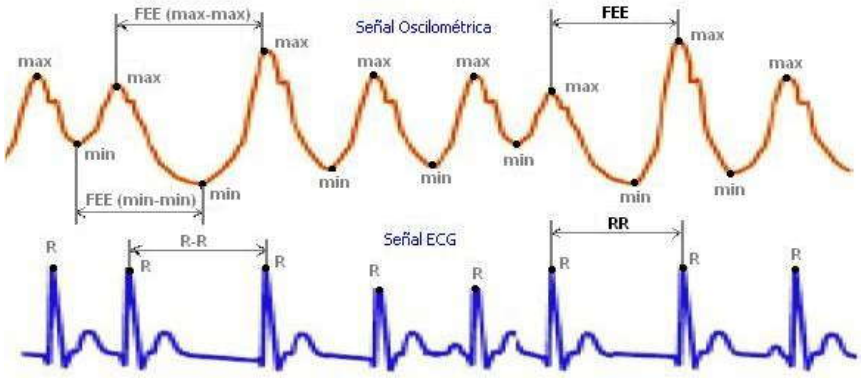


**Figura 5.4. Factor extremo a extremo (FEE) en la señal oscilométrica, FEE (mim-min), FEE (max-max) y el Factor RR en una señal ECG.**

### 5.2.4. Factor de saturación de los extremos.

El factor de saturación (FS) mide la cantidad de muestras saturadas de cada extremo, o sea, la cantidad de muestras que debido a la resolución de 12 bits del conversor A/D, no se pueden diferenciar una de la otra, por ser todas iguales al mayor o menor valor que puede digitalizar el conversor. En el caso de los máximos es la cantidad de muestras que se mantienen constante en 4096, ya que es el valor mayor que se puede representar en 12 bits, en el caso de los mínimos sería la cantidad de muestras que se mantienen constante en el valor mínimo que puede digitalizar el conversor. Esto ocurre porque la ganancia del conversor es ajustada, para poder captar los pulsos de una persona normal, al haber un cambio brusco de la presión de la banda, producida por un artefacto de movimiento, son saturados los valores de conversión del transductor. Ver figura 5.5. Este valor de saturación solo debe ocurrir para un intervalo de tiempo prolongado, en el caso de los artefactos de movimiento. Si este supuesto es verdadero, esta característica también puede ayudarnos a dividir el espacio de representación de los patrones.

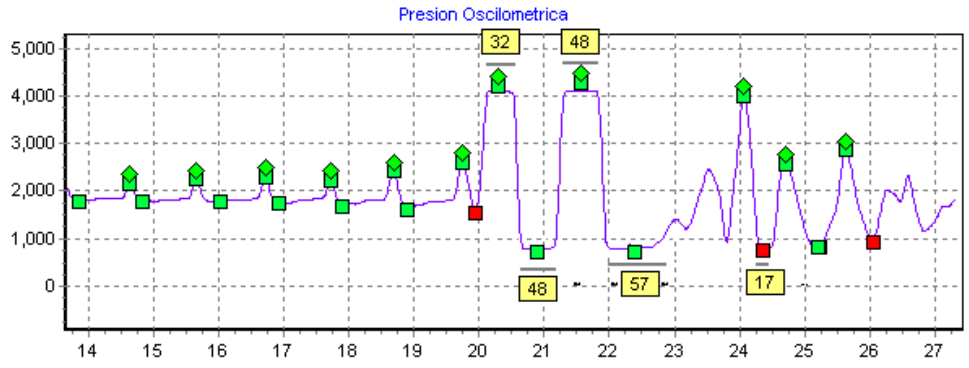


**Figura 5.5. Factor de saturación.**

### 5.2.5. Factor de diferencias de presión absoluta.

Cuando el proceso de desinflado está ocurriendo normalmente, sin la presencia de artefactos, el firmware del equipo controla la válvula de salida de aire, para que la presión descienda linealmente y los cambios de presión que producen los pulsos solo adicionan una amplitud relativamente pequeña en la curva de presión

absoluta, Figura 3.8. Pero cuando un artefacto de movimiento ocurre, debido al cambio del volumen muscular donde se encuentra colocada la banda, cambia bruscamente la presión de la banda y esto es observado como una ondulación que deforma el descenso lineal que llevaba la señal de presión absoluta. Si podemos calcular la diferencia entre la línea que debía seguir la banda y la curva con el cambio brusco de presión, medida a la que llamaremos factor de diferencias de presión absoluta (FDP), esta medida puede ser diferenciante para el caso de un patrón de artefacto y uno normal, Figura 5.6.

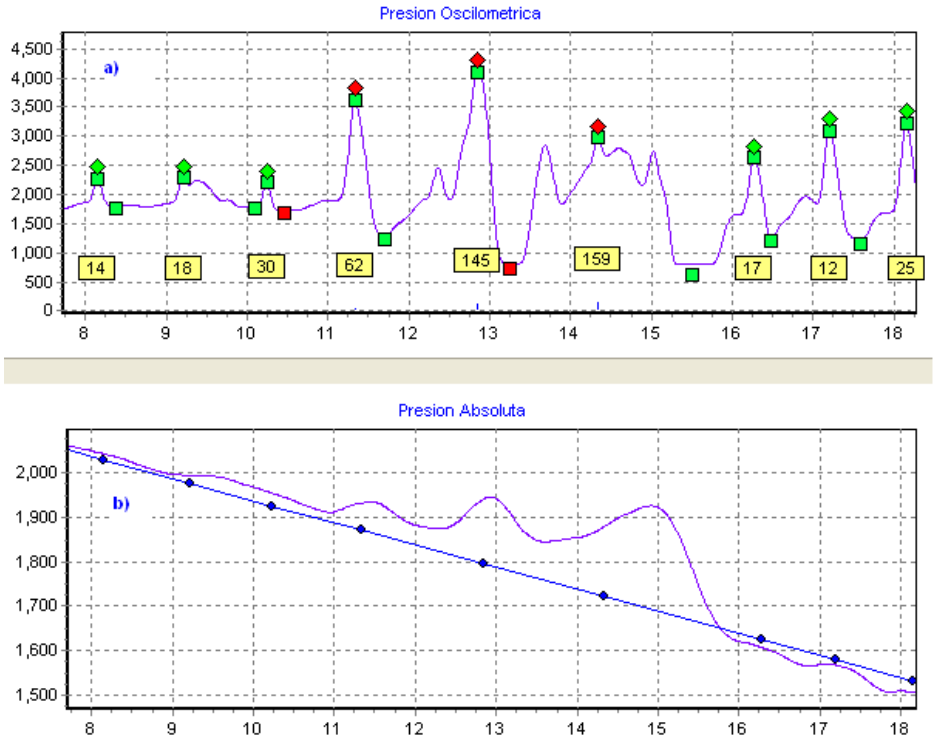


**Figura 5.6. Factor de diferencias de presión absoluta. a) pulsos, b) diferencias de presión.**

### 5.2.6. Conclusiones.

De la observación detallada de las señales anotadas, se han podido obtener varias medidas, que pueden ser características candidatas para formar los vectores correspondientes a los patrones, Tabla 5.1. Puede ser que con estas

características los patrones diferentes ocupen regiones diferentes en el espacio de representación y los de la misma clase estén cercanos en este espacio. Si esto es comprobado puede ser encontrado el clasificador. Esto corresponde a la siguiente etapa del proceso, donde además, podemos contestarnos si estas características son suficientes para representar las clases y obtener un clasificador, si es necesaria la búsqueda de otras variables o si basta con un subconjunto de éstas. Como los pulsos oscilométricos están formados por 3 extremos (mínimo, máximo, máximo) y las características FS, FEE, FCE, FDP son tomadas a cada extremo, estas junto al FCC sumarian 12 mediciones. Un patrón de este tamaño complejizaría el diseño del clasificador por lo que fue necesario un procesado de estos datos para reducir a la menor cantidad posible las dimensiones del patrón, sin afectar la calidad final del clasificador.

**Tabla 5.1. Resumen de las características candidatas de los pulsos oscilométricos.**

| No | Características | Definición | Definición operacional |
|---|---|---|---|
| 1 | FCC | Factor cruzar por el cero de la primera derivada de la señal. Es tomado al pulso. | Se calcula contando la cantidad de veces que cruza la señal de la primera derivada por el cero. |
| 2 | $FS_{mim1}$, $FS_{max}$, $FS_{mim2}$ | El factor de saturación. Es tomado a cada extremo del pulso. | Se calcula contando la cantidad de muestras del extremo que satura al conversor A/D. |
| 3 | $FEE_{mim1}$, $FEE_{max}$, $FEE_{mim2}$ | Factor extremo a extremo. Es tomado a cada extremo del pulso. | Se calcula midiendo la separación que existe entre el extremo medido del pulso y su extremo correspondiente en el pulso anterior. |
| 4 | $FCE_{mim1}$, $FCE_{max}$, $FCE_{mim2}$ | Factor de crecimiento de un extremo. Es tomado a cada extremo del pulso. | Sean $P2(A_2, t_2)$ un mínimo y $P1(A_1, t_1)$ el mínimo anterior, el factor de crecimiento de P2 se calcula según la siguiente ecuación: $FCE_{P2} = \frac{(A_2 - A_1)}{(t_2 - t_1)}$. |

| | | | |
|---|---|---|---|
| 5 | $FDP_{mim1,}$ $FDP_{max}$, $FDP_{mim2}$ | Factor de diferencias de presión absoluta. Es tomado a cada extremo del pulso. | Se calcula midiendo la diferencia entre la presión absoluta esperada (lineal) y la presión real tomada por el conversor. |

### 5.3. Selección y extracción de las características principales.

La selección y extracción de características se dividió en dos partes: la primera se enfoco en el análisis conceptual de las características para buscar combinaciones lógicas de un subconjunto de estas, de tal forma que formaran una nueva característica, sin perder la información que representaba el conjunto de todas y la segunda en aplicar el análisis de componentes principales para evaluar el aporte de cada rasgo a la varianza global.

Del análisis de la definición conceptual de las características FS, FEE, FCE y FDP de cada extremo, se pudo concluir que cuando una de estas mediciones es realizada a los 3 extremos de un pulso, es suficiente con que uno de los 3 valores tomados este en el rango considerado como artefacto, para que el pulso sea marcado como tal. Por lo que evaluando el valor máximo de las tres mediciones realizadas a cada extremo del pulso, es suficiente para evaluar la pertenencia del pulso a la clase artefactos o normal. O sea tomando:

$$FS = max\ \{ FS_{mim1,}\ FS_{max},\ FS_{mim2}\},$$
$$FEE = max\{ FEE_{mim1,}\ FEE_{max},\ FEE_{mim2}\},$$
$$FCE = max\ \{ FCE_{mim1,}\ FCE_{max},\ FCE_{mim2}\},$$
$$FDP = max\ \{ FDP_{mim1,}\ FDP_{max},\ FDP_{mim2}\},$$

Es reducida la dimensionalidad de los patrones a 5 dimensiones, sin perder la representatividad de la información de los vectores 12-dimencionales.

Luego de esta reducción se aplico un análisis de componentes principales utilizando como herramienta el Matlab, el cálculo de los autovalores de cada característica y su contribución a la varianza global, es resumido en la Tabla 5.2. De los resultados del PCA podemos concluir que el FCE y FDP el, recogen el 99 % de la varianza global, por lo que podemos suponer que con estas dos

características es suficiente para obtener un clasificador de buena calidad y las otras tres pueden ser desechadas.

**Tabla 5.2. Contribución de cada autovalor a la varianza global.**

| No | Característica | Autovalores | Contribución a la varianza global |
|---|---|---|---|
| 1 | FCC | 1 | 0.0002 |
| 2 | FS | 2 | 0.0004 |
| 3 | FEE | 35 | 0.0075 |
| 4 | FCE | 1510 | 0.3222 |
| 5 | FDP | 3138 | 0.6697 |
| | **Varianza Total:** | 4686 | |

## 5.4. Conclusiones y representación de los patrones.

De los análisis anteriores podemos concluir que para la clasificación de los pulsos, con las características FCE y FDP, es suficiente para representar a los patrones de los pulsos oscilómetricos y obtener una buena clasificación, ya que el 99 % de la varianza global es contenida en estos dos componentes principales. Finalmente, el espacio de representación de los patrones sería bidimensional y estos tomarían la forma de los pares ordenados (FCE, FDP), Figura 5.7

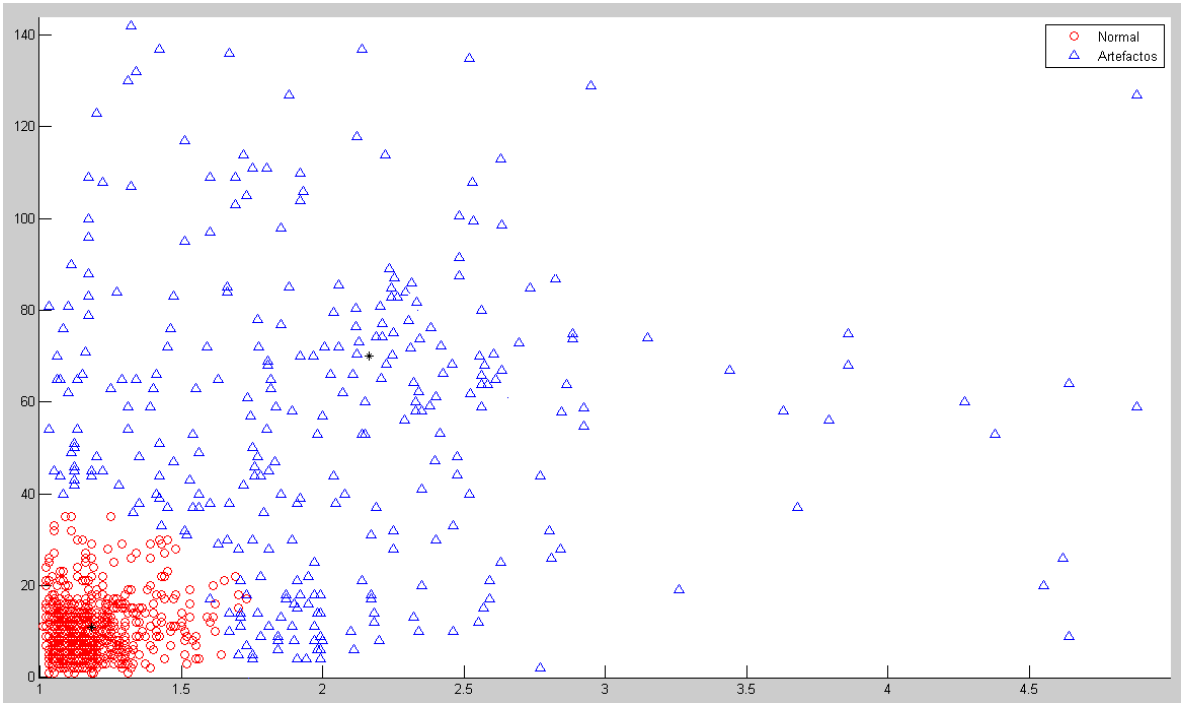


**Figura 5.7. Espacio de representación de los patrones.**

# Capítulo 6. Reconocimiento de los tramos de la señal oscilométrica.

## 6.1. Planteamiento del problema y solución propuesta.

El problema de reconocimiento de los tramos dañados y no dañados por artefactos, queda resumido de la siguiente forma:

Diseñar de un clasificador para los patrones de los pulsos oscilométricos (FCE, FDP), estos patrones deben ser clasificados en clase normal o artefacto y los tramos de la señal estarán formados por el conjunto consecutivos de pulsos normales o artefactos, respectivamente.

Para llegar a la conclusión del tipo de clasificador más adecuado para la solución del problema planteado se realizaron las siguientes tareas:

1. Analizar de la estructura estadística de los datos que representan a los patrones, además de la selección del conjunto de aprendizaje y del conjunto de prueba.

2. Seleccionar el tipo de clasificador más adecuado según la estructura estadística de los datos y obtención del mismo utilizando el conjunto de aprendizaje.

3. Evaluación del clasificador con el conjunto de prueba.

### 6.1.1. Análisis de la estructura estadística de los patrones.

Para el análisis de la estructura estadística de los patrones se realizo una prueba de hipótesis de la normalidad de las dos variables que forman el patrón. En esta

prueba de hipótesis se asumió como hipótesis nula, la normalidad de las variables. Los estadísticos analizados arrojaron que no se podía rechazar esta hipótesis, por lo que se podía asumir la distribución normal de los datos. Resultado que concuerda con la naturaleza física de las variables. Estas son mediciones continuas de una señal biomédica.

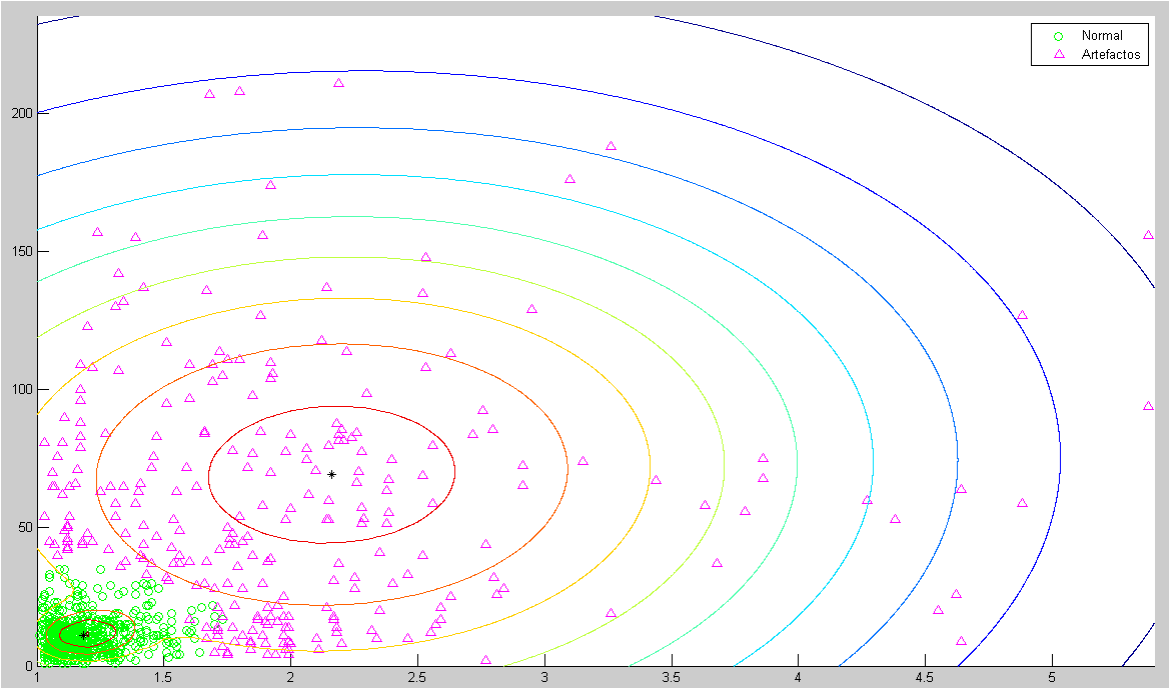


**Figura 6.1. Representación de las curvas de igualdad de probabilidad de los datos.**

En la figura 6.1 se pueden observar las curvas de igualdad de probabilidad de los datos. De esta representación grafica, del análisis de las varianzas de los datos y los coeficientes de correlación, 0.12 y 0.04 para cada variable, ver Tabla 6.1, podemos concluir que las variables están poco correlacionadas en la clase normal, por eso los ejes de las elipses son casi paralelo los ejes de coordenadas y en la clase artefacto la correlación es prácticamente nula.

**Tabla 6.1. Varianzas y coeficientes de correlación de las clases.**

| Clases | Varianza de las variables | | Coeficiente de correlación |
|---|---|---|---|
| Normal | Varianza FDP | 39.56 | 0.12 |
| | Varianza FCE | 0.02 | |
| Artefactos | Varianza FDP | 6897.10 | 0.04 |
| | Varianza FCE | 2.70 | |

El conjunto de los patrones fue dividido en dos subconjuntos uno para el cálculo y la optimización de los coeficientes del clasificador y otro para la evaluación del mismo. Esta división se realizó seleccionando una muestra aleatoria de 1/3 de la cantidad de cada una de las clases. Este muestreo estratificado se realizo de esta forma, con el objetivo de tener una representatividad de cada una de las clases de los patrones que fuera proporcional con la cantidad de muestras de los conjuntos originales.

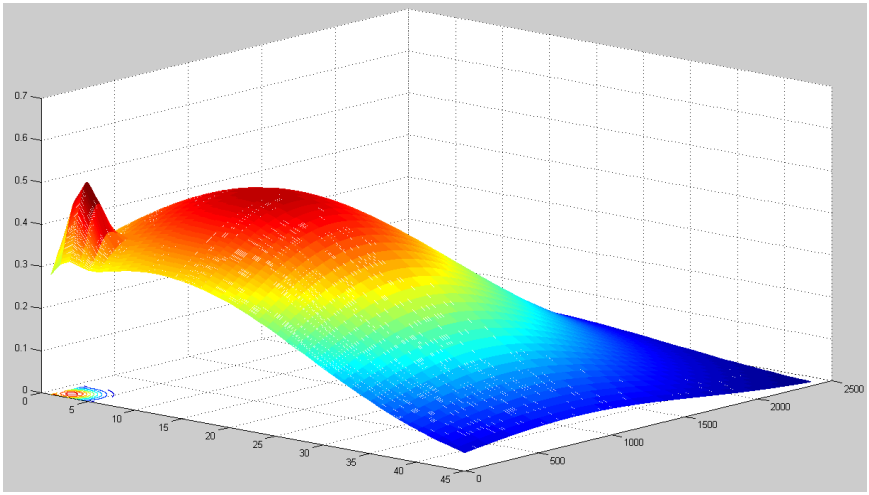


**Figura 6.2. Funciones de densidad de probabilidad de las clases.**

En la figura 6.2 se muestran una representación gráfica de las funciones de densidad de probabilidad de las clases. Para obtener esta gráfica la función de

densidad de probabilidad de la clase artefacto fue amplificada para que pudiera ser observada junto a la función de densidad de probabilidad de la clase normal.

### 6.1.2. Obtención del clasificador.

Como no se pudo rechazar la hipótesis de la normalidad de los datos, es válida la construcción de un clasificador paramétrico para datos con distribución normal. Como las matrices de covarianza de cada clase son diferentes, el clasificador más adecuado para estos casos es cuadrático, y el conjunto funciones discriminantes puede ser calculado utilizando la ecuación mostrada a continuación, que es obtenida utilizando la ecuación de una función de densidad de probabilidad normal.

$$D_i(x) = -\frac{1}{2}(x-\mu_i)^T{\Sigma_1}^{-1}(x-\mu_i) - \frac{1}{2}log|\Sigma_i| - log\ P(C_i)$$

En nuestro caso tenemos dos ecuaciones una para cada clase, con estas podemos obtener la ecuación de la superficie de decisión, que para nuestro caso queda de la siguiente forma:

$$\frac{1}{2}(x-\mu_1)^T{\Sigma_1}^{-1}(x-\mu_1) - \frac{1}{2}(x-\mu_2)^T{\Sigma_2}^{-1}(x-\mu_2) + \frac{1}{2}log\frac{|\Sigma_1|}{|\Sigma_2|} - log\frac{P(C_1)}{P(C_2)} = 0$$

Para que no se vea afectada la detección de los artefactos por la diferencia tan alta de la probabilidad a priori de la clase normal y artefacto, además que no se quiere disminuir la probabilidad de detección de artefactos del clasificador, las probabilidades a priori de las dos clases fueron consideradas iguales, por esa razón la función de la superficie de decisión se reduce a:

$$(x-\mu_1)^T{\Sigma_1}^{-1}(x-\mu_1)-(x-\mu_2)^T{\Sigma_2}^{-1}(x-\mu_2)+log\frac{|\Sigma_1|}{|\Sigma_2|}=0$$

Los coeficientes de la curva fueron calculados y optimizados, utilizando el Matlab, se obtuvieron a partir de los datos del conjunto de aprendizaje. La curva obtenida representó una parábola, un ejemplo de esta curva es mostrado en la Figura 6.3, en esta se muestra la representación gráfica del subconjunto de aprendizaje y la curva de color azul es la superficie de decisión obtenida.

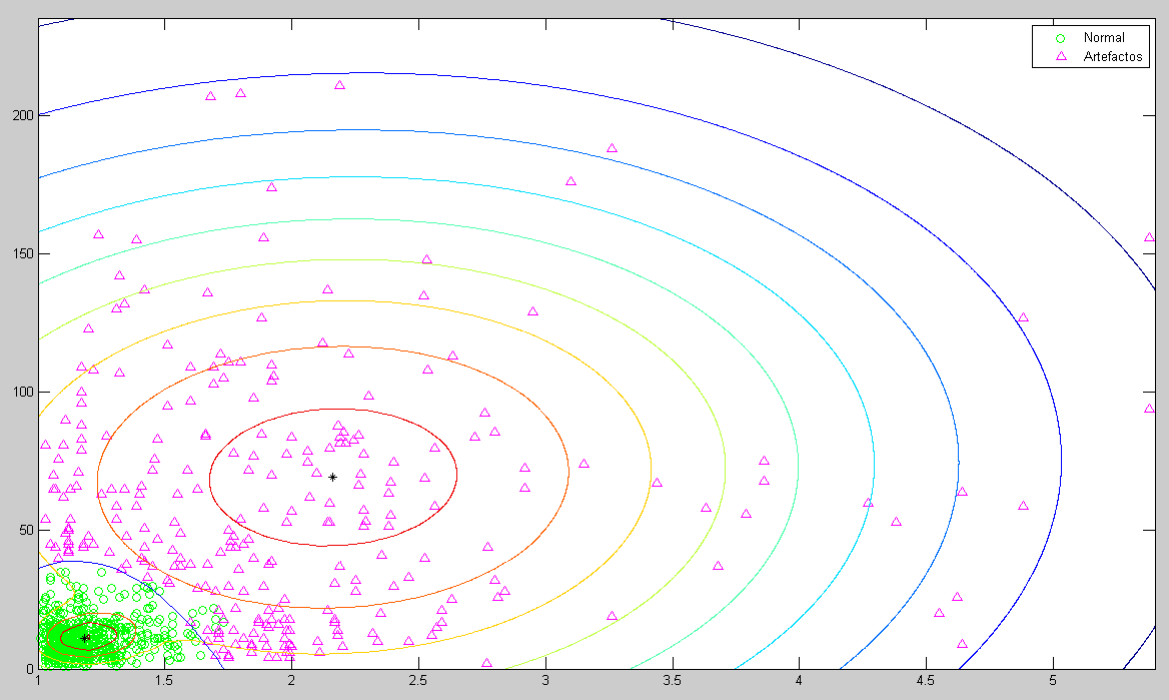


**Figura 6.3. Curva obtenida a partir del conjunto de aprendizaje.**

### 6.1.3. Evaluación del clasificador.

Aunque la decisión final de desarrollar un clasificador cuadrático depende de la forma de las matrices de covarianzas, el clasificador cuadrático requiere muchas más muestras de entrenamiento que un clasificador lineal. La diferencia entre la curva de error de un clasificador respecto al error de Bayes es proporcional a

$d^2/N$, para un clasificador cuadrático y $d/N$, para uno lineal. En esta investigación debido a que la dimensionalidad $d = 2$ y el número de prototipo $N = 30640$, estas diferencias serían 0.0001 y 0.00007, respectivamente. Según estos valores puede encontrarse una buena estimación de los parámetros para un clasificador cuadrático, lo que podrá comprobarse con los resultados de la evaluación del sistema.

La evaluación del clasificador se realizó, calculando con que clase es etiquetada cada prototipo del subconjunto de prueba, utilizando la curva obtenida y comparando estos resultados con las clase cierta, previamente etiquetada, para cada prototipo. Estos resultados fueron adicionados en la correspondiente matriz de confusión y calculados la sensibilidad, especificidad y exactitud del clasificador.

# Capítulo 7. Diseño general del algoritmo de detección y de medición.

## 7.1. Algoritmo de detección de los tramos no dañados por artefactos.

El objetivo fundamental de obtener un clasificador para etiquetar los pulsos oscilométricos como artefactos o normales. Es poder tener una implementación práctica de este clasificador en un algoritmo que permite obtener los tramos de la señal, formados por una secuencia de pulsos no etiquetados como artefactos. Con esta secuencia de pulsos es posible, si la señal no ha perdido demasiada cantidad de tramos, obtener la medición de la presión arterial por el método oscilométrico. El diseño del algoritmo de forma general es descrito a continuación:

***Algoritmo 7.1. Algoritmo para la clasificación de los pulsos oscilométricos.***

```
Tomar muestras del conversor.
Filtrar señal oscilométrica para eliminar ruido.
Estimar línea presión absoluta
Para cada muestra filtrada
        Analizar si muestra es fin de  pulso oscilométrico (por algoritmo 5.1)
        Si es fin de pulso oscilométrico
                Calcular patrón (FCE, FDP);
                Calcular valor del clasificador para el patrón;
                Si valor del clasificador > 0
                        Marcar como artefacto
                Sino
                        Marcar como normal
                Fin
        Fin
Fin
```

Al finalizar el algoritmo queda un arreglo con los pulsos oscilométricos y cada pulso queda marcado como normal o artefacto. Los tramos que forman una secuencia de pulsos marcados como normales, son los utilizados para estimar la envolvente de la señal y realizar la medición de la presión arterial, si son una cantidad suficiente de pulsos. Un ejemplo de cómo utilizar estos tramos en la medición es el algoritmo siguiente:

---

***Algoritmo 7.2. Algoritmo para el cálculo presión arterial.***

---

```
Recorrer arreglo de pulsos y obtener envolvente con tramos no dañados
Estimar posibilidad de realizar medición
Si es posible realizar medición
        Calcular puntos de media, diastólica y sistólica (Figura 2.9)
        Devolver medición de la presión arterial
Sino
        Dar mensaje de error: “demasiado movimiento”
Fin
```

---

Este algoritmo también puede ser utilizado para el paso de detección de artefactos en métodos donde utilizan paradas para la recuperación de los pulsos dañados por artefactos (desinflado por pasos). En estos casos el filtrado de la señal debe ser con una ventana pequeña, que permita la utilización temprana de las muestras procesadas de la señal y cuando es marcado un pulso como artefacto es detenido el desinflado hasta que se encuentre otro pulso marcado como normal o hasta que se aborte un tiempo límite de parada del proceso.

## 7.2. Prueba del clasificador en un algoritmo de medición.

La prueba se realizó, procesando el conjunto de las 255 señales obtenidas para esta prueba, con una implementación de una variante del método oscilométrico que incluye al clasificador, basado en puntos de identificación de parámetros PIP.

La obtención de los valores de presión sistólica y diastólica se realizan utilizando el enfoque de la altura (véase la Figura 2.9) y los coeficientes del cálculo son optimizados para los equipos de medición producidos por el ICID.

Se realizó una implementación del algoritmo de medición en alto nivel, utilizando las librerías de los experimentos del software desarrollado y otra implementación idéntica a esta para el firmware del Hipermax. Esta última se preparó para que calculara la presión arterial a señales copiadas en la memoria flash del equipo. Para lograr esto, se cambio la función que da respuesta a la interrupción programada para leer los valores de presión absoluta y diferencial, para que en lugar de leer del sensor de presión, las muestras fueran tomadas consecutivamente, de la señal copiada en la memoria flash.

Esto permitió evaluar la ejecución del algoritmo en el hardware de un dispositivo de medición, utilizando las mismas señales captadas para las prueba. Los valores de las presiones sistólica y diastólica, medidos en las ejecución de los algoritmos de la implementación de alto nivel y de la del Hipermax, coincidieron exactamente en la unidad de medida *mmHg* y tuvieron diferencias en el intervalo de ±*3,* en las unidades de conversión que son digitalizadas las muestras de las señales, lo que no llega a representar *1 mmHg* de diferencia ($1\ mmHg \cong 12.5\ unidades$).

# PARTE III

## Presentación de los resultados, conclusiones y líneas futuras de investigación

# Capítulo 8. Resultados Obtenidos y discusión.

## 8.1. Introducción.

En este capítulo se presentan los resultados alcanzados en el proceso de evaluación del clasificador y la prueba de este en un algoritmo de medición. Inicialmente, se describen los resultados de la evaluación y construcción del clasificador, para la detección de los pulsos oscilométricos dañados por artefactos. Y luego, se presentan los resultados de la prueba del clasificador en un algoritmo de medición, implementado en el software de alto nivel y en el firmware de un equipo de medición.

## 8.2. Determinación de los coeficientes de la función discriminante.

Los coeficientes de la curva fueron calculados y optimizados, utilizando el Matlab. Se obtuvieron a partir de los datos del conjunto de aprendizaje. La curva obtenida representa una parábola, Figura 5.10 y 5.11. La curva finalmente quedó de la siguiente forma:

$$-27.64x_1^{\,2} + 63.43x_1 - 0.24x_2^{\,2} - 26.9 = 0$$

Donde $x_1$ representa el factor de diferencia de presión (FCE) y $x_2$ el factor de crecimiento de extremo (FDP). Esta curva divide el espacio de representación de los patrones en dos regiones, la región por encima de la curva pertenece a la clase de artefactos y por debajo a la clase normal. Por lo tanto para clasificar un nuevo patrón (FCE, FDP), se evalúa en la ecuación, si el resultado es mayor que 0 es un artefacto de los contrario es un pulso normal.

Los valores de la sensibilidad, especificidad y exactitud global, obtenidos con el conjunto de entrenamiento, son mostrados en la Tabla 8.1. Se puede observar que la sensibilidad en el entrenamiento fue del 100 %, esto significa que todos los

prototipos de la clase artefacto fueron clasificados como tal y la especificidad fue del 98.64 %, este indicador muestra que en los prototipos de la clase normal, existe solo un 1.36 % de los pulsos que son clasificados de forma incorrecta como artefactos.

Para este problema, es preferible sacrificar un pequeño por ciento de la especificidad, por obtener el mayor porciento posible de sensibilidad, debido a que es más costoso el error de clasificación de un artefacto que el de un pulso normal. La incorrecta clasificación de un artefacto puede introducir errores en la estimación de la envolvente y por ende en la obtención de los valores de la presión sistólica y diastólica. Sin embargo, que sean eliminados algunos pulsos normales, en la mayoría de los casos, no disminuye la precisión de la estimación de la envolvente de la señal y no se ve afectado la medición final de la presión arterial.

**Tabla 8.1. Matriz de confusión, para la clasificación con el conjunto de entrenamiento.**

| | Artefacto | Normal | Total | |
|---|---|---|---|---|
| Artefacto | **2178** | **0** (Error de Tipo I) | **2178** | ***Sensibilidad*** 100 % |
| Normal | **249** (Error de Tipo II) | **18101** | **18350** | ***Especificidad*** 98.64 % |
| **Total** | 2427 | 18101 | 20528 | ***Exactitud Global*** 98.78 % |

### 8.2.1. Resultados de la evaluación del clasificador con el conjunto de prueba.

Los valores de la sensibilidad, especificidad y exactitud global, con el conjunto de prueba, se obtuvieron después de optimizar los coeficientes de la región de decisión, con el conjunto de entrenamiento. Estos valores tuvieron un comportamiento similar a los calculados con el conjunto de entrenamiento, los mismos son mostrados en la Tabla 8.2. La sensibilidad del clasificador se mantuvo en el 100 % y la especificidad de 98.64 disminuyó a 98.49 %. Este experimento

comprueba que el clasificador diseñado es muy efectivo, solo un 1.51 % de los patrones normales fueron incorrectamente clasificados, que como fue explicado anteriormente, es preferible para el problema que se resuelve, sacrificar un pequeño porciento de pulsos normales mal clasificados, con el fin de clasificar correctamente el 100% de los artefactos, que son los que dañan el resultado final de la medición.

**Tabla 8.2. Matriz de confusión, para la clasificación con el conjunto de prueba.**

| | Artefacto | Normal | Total | |
|---|---|---|---|---|
| Artefacto | **1073** | **0** (Error de Tipo I) | **1073** | ***Sensibilidad*** 100 % |
| Normal | **136** (Error de Tipo II) | **8903** | **9039** | ***Especificidad*** 98.49 % |
| **Total** | 1209 | 8903 | 10112 | ***Exactitud Global*** 98.65 % |

Finalmente la exactitud global del sistema, calculada con el conjunto de prueba es de un 98.65 %, lo que verifica la calidad de la función discriminante con los coeficientes optimizados.

### 8.2.2. Resultados de la prueba del clasificador en un algoritmo de medición.

La prueba del clasificador en un algoritmo de medición se realizó después de comprobada su precisión. En esta se procesaron las 255 señales simuladas, captadas con este fin. En primer lugar se obtuvieron los valores de presión diastólica y sistólica del conjunto de señales sin contaminar, con el algoritmo que incluye al clasificador, ver Tabla A.III.1. Luego se calcularon los valores de presiones al conjunto de señales contaminadas, con ese mismo algoritmo, ver Tabla A.III.2 y finalmente, con un algoritmo sin el clasificador (Tabla A.III.3), con tratamiento para los artefactos basados en análisis de los puntos índices de la envolvente.

La representación de los resultados obtenidos se realizó, utilizando para cada uno de los cálculos, un histograma con las frecuencias de las diferencias de las

mediciones obtenidas y las esperadas, agrupados por tipos. En la siguiente tabla se describen los tipos en los que se agruparon las mediciones.

**Tabla 8.3. Descripción de los tipos.**

| Tipo | Descripción |
|---|---|
| 1 | Diferencias menores o iguales a 5 mmHg |
| 2 | Diferencias de 6 a 10 mmHg. |
| 3 | Diferencias entre 10 y 15 mmHg. |
| 4 | Diferencias mayores que 15. |

También se utilizó un sencillo procedimiento gráfico, para evaluar la concordancia entre dos sistemas de medida este es el propuesto por Bland y Altman, Figura 8.1. Dicho procedimiento consiste en representar gráficamente las diferencias entre dos mediciones frente a su media. En el eje *X* se representan la media de las mediciones de presión arterial simulada y la obtenida por el algoritmo implementado y en el eje *Y* la diferencia de estas mediciones. La recta de color verde representa el valor promedio de estas diferencias (*PD*) y las rectas magentas representan el resultado de restarle y sumarle a ese promedio el doble de la desviación estándar (*DS*), o sea las rectas son: *PD*± *2DS*.

***Resultados de las mediciones, con el algoritmo que incluye al clasificador diseñado, en el conjunto de señales sin contaminar.***

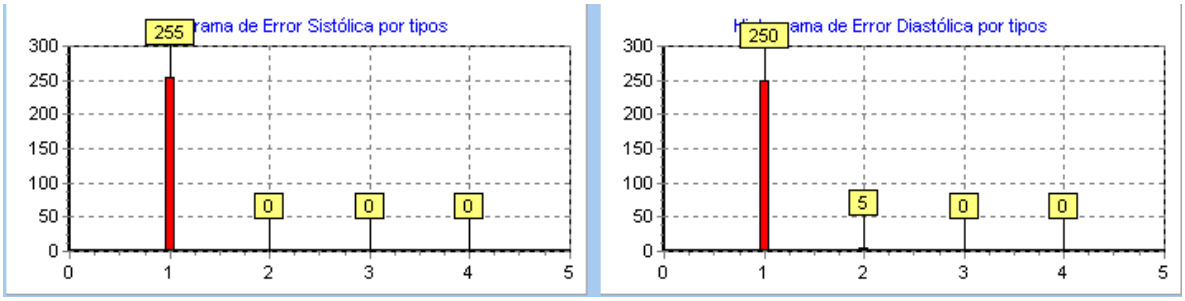


**Figura 8.1. Histograma para las mediciones del algoritmo con el clasificador, en el conjunto de señales sin contaminar.**

En estos histogramas puede observarse, que el 100 % de las diferencias en la diastólica están en el intervalo de diferencias menores de 5 mmHg y en la

diastólica el 98 %, solo 5 mediciones en la diastólica, están en el intervalo entre 6 y 10 mmHg.

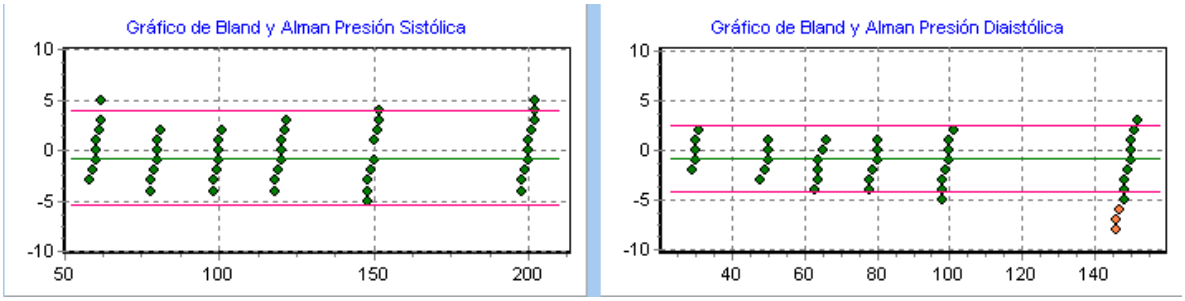


**Figura 8.2. Gráfico de Bland y Altman para las mediciones del algoritmo con el clasificador, en el conjunto de señales sin contaminar.**

En la gráfica 8.2, se puede observar que la media de las diferencias de cada presión para la diastólica de *-0.75* y para la sistólica -0.75 y la desviación estándar fueron 1.68 y 2.35, respectivamente, en ambos casos menor a 5 mmHg. Esto significa estadísticamente que en el 95 % de las mediciones, el error que se comete esta en el intervalo [-4.11; 2.61] mmHg, para la presión diastólica y en el intervalo [*-5.45; 3.95]* mmHg para la presión sistólica, lo que da una medida de la buena precisión de la medición con señales sin la presencia de artefactos.

***Resultados de las mediciones, con el algoritmo que incluye al clasificador diseñado, en el conjunto de señales contaminadas.***

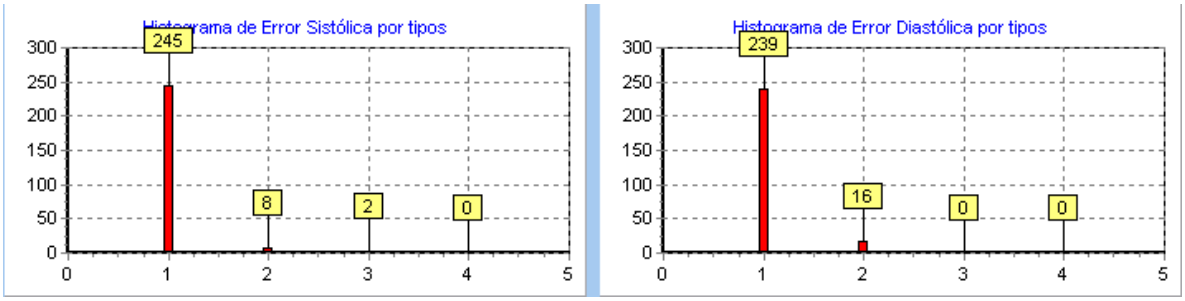


**Figura 8.3. Histograma para las mediciones del algoritmo con el clasificador, en el conjunto de señales contaminadas.**

Con el conjunto de señales contaminadas disminuye las frecuencias del primer grupo como es observado en la Figura 8.3, el porciento de mediciones menores de 5 mmHg es del 96 % para la sistólica y 94% para la sistólica.

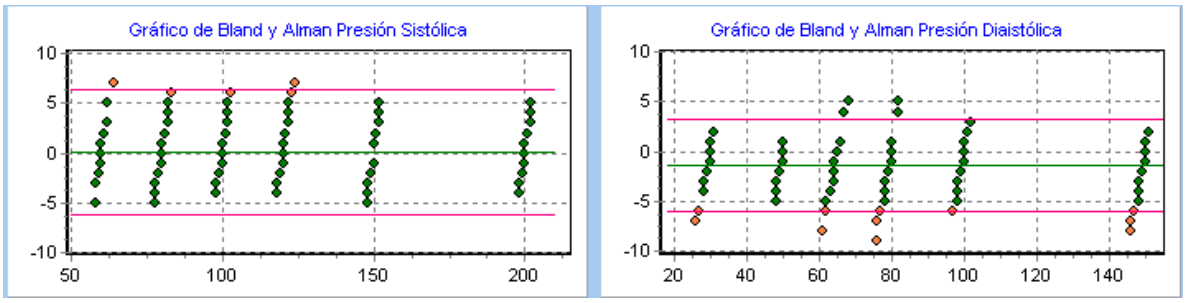


**Figura 8.4. Gráfico de Bland y Altman para las mediciones del algoritmo con el clasificador, en el conjunto de señales contaminadas.**

Y en el gráfico de Bland y Altman, se puede observar que la media de las diferencias de cada presión para la diastólica de -1.41 y para la sistólica y *0.11,* la desviación estándar fueron 2.33 y 3.13, respectivamente, en ambos casos menor a 5 mmHg. Esto significa estadísticamente que en el 95 % de las mediciones, el error que se comete esta en el intervalo [-6.07; 3.25] mmHg, para la presión diastólica y en el intervalo [*-6.15; 6.27]* mmHg para la presión sistólica, lo que comprueba que el algoritmo mantiene una buena precisión de la medición en el conjunto de señales que incluyen artefactos.

***Resultados de las mediciones, con el algoritmo que no contiene al clasificador para la detección de artefactos, en el conjunto de señales contaminadas.***

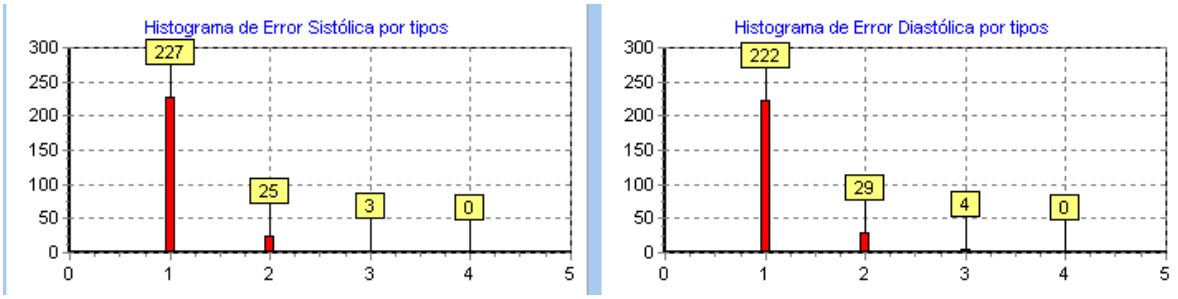


**Figura 8.5. Histograma para las mediciones del algoritmo sin el clasificador, en el conjunto de señales contaminadas.**

Los histogramas de la figura 8.5 muestran que con este algoritmo, disminuyen un poco el por ciento de diferencias menores que 5 mmHg, respecto al algoritmo que incluye la detección de artefactos con el clasificador diseñado, siendo estos de un 89 % para la sistólica y 87% para la diastólica.

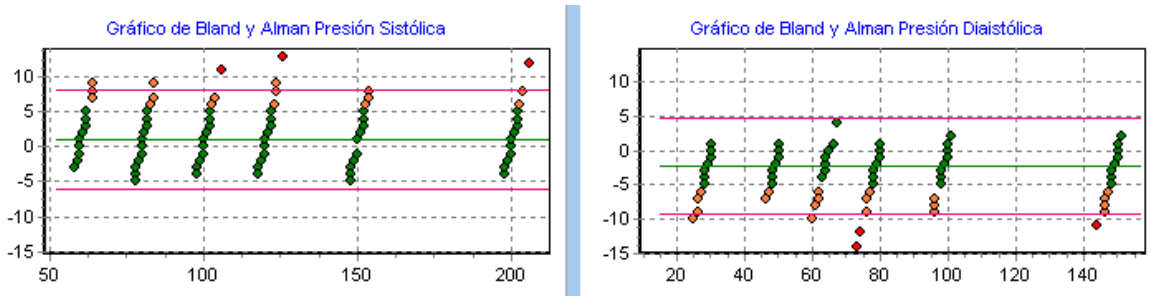


**Figura 8.6. Gráfico de Bland y Altman para las mediciones del algoritmo sin el clasificador, en el conjunto de señales contaminadas.**

Y en la gráfica se puede observar que la media de las diferencias de cada presión para la diastólica de *-2.18* y para la sistólica 1.00 y la desviación estándar fueron 3.53 y 3.56, respectivamente, en ambos casos menor a 5 mmHg. Esto significa estadísticamente que en 95 % de las mediciones, el error que se comete esta en el intervalo *[9.24; 4.88]* mmHg, para la presión diastólica y *[ -6.12; 8.12]* mmHg para la presión sistólica, lo que da un intervalo más amplio que el algoritmo con el clasificador diseñado.

Con estos resultados es comprobado, para la prueba realizada, que el algoritmo que incluye el clasificador, mantiene mejor precisión de la medición ante la presencia de artefactos de movimiento.

***Resultados de la eficiencia de la ejecución del algoritmo que incluye al clasificador en el firmware del Hipermax.***

La diferencia de precisión de los cálculos de las señales en el Hipermax y en el software de alto nivel, como se mencionó anteriormente, no alcanzo 1 mmHg, esto es debido a que los tipos de datos simples y las operaciones sobre estos, fueron representados en ambos algoritmos, utilizando el mismo tipo básico de variables. La eficiencia del algoritmo se midió calculando el tiempo de procesado de cada muestra. El peor de los casos, es cuando el firmware tiene que procesar la muestra correspondiente al fin de un pulso, este tiempo promedio 10 ms. El caso mínimo, es para el procesado de las muestras que no corresponden a ninguno de los extremos de los pulsos, este tiempo fue de 0.007 ms y el caso promedio, tuvo un tiempo de procesado de 0.104 ms.

Este resultado muestra que la implementación del algoritmo de medición, incluyendo el clasificador de los patrones, puede ser ejecutado eficientemente en un dispositivo de medición automática. El microcontrolador utilizado en la prueba fue un MSP430 de 8 MHz de velocidad y 10 kB de memoria RAM.

# Capítulo 9. Conclusiones y líneas futuras de investigación.

## 9.1. Cumplimiento de los objetivos.

El trabajo de investigación ha partido de la necesidad de mejorar la robustez de los algoritmos de medición automática de la presión arterial en presencia de artefactos de movimientos. Situación que es observada en mayor proporción, en los estudios ambulatorios, debido a que los pacientes se encuentran realizando sus tareas cotidianas. La necesidad de la mejora de los equipos producidos con este fin en el ICID, en contraste con el crecimiento en el interés de los desarrolladores de estos equipos en el mundo y la comprobación clínica de la utilidad de estos equipos en el diagnostico de la hipertensión arterial, nos condujeron a considerar la necesidad de buscar un nuevo método, aplicando técnicas de reconocimiento de patrones, para mejorar la detección de los artefactos y no considerar estos en la medición final de la presión arterial.

Para lograr los objetivos del trabajo se desarrollaron componentes de software, que permitieron el desarrollo de una base de señales oscilométrica anotada. Esta base de datos y los componentes de software, resultaron ser unas herramientas útiles en el estudio de las características de los artefactos de movimiento y el desarrollo de métodos de procesado de estas señales.

Con el estudio de las características de los pulsos oscilométricos y los pulsos dañados por artefactos de movimiento, se pudo obtener un patrón que permitiera la representación de estos pulsos en un espacio que facilitara la construcción de un clasificador que permitiera un adecuado etiquetado de los pulsos y de esta forma, la selección de los tramos, no dañados por estos artefactos, que pueden ser utilizados en la medición de la presión arterial.

La evaluación del clasificador se basó en el cálculo de la exactitud utilizando una matriz de confusión. La evaluación del algoritmo se realizó comparando los resultados de las mediciones, utilizando las implementaciones del algoritmo en el Software de alto nivel y en el Hipermax, con las mediciones tomados por expertos por otro método.

### 9.2. Conclusiones.

De acuerdo a los resultados obtenidos se plantean las siguientes conclusiones fundamentales de este trabajo:

1. A partir del estudio del los diferentes métodos de medición automática de la presión arterial se diagnosticó la necesidad de mejorar estos métodos en la detección de artefactos de movimiento, para aumentar la robustez de los equipos desarrollados por el ICID.
2. Utilizando técnicas de reconocimiento de patrones, pueden desarrollarse algoritmos para la detección de los artefactos de movimiento en la señal oscilométrica y de esta forma pueden ser mejorados los métodos de medición actual de la presión arterial.
3. El diseño y adquisición de una base de datos de señales oscilométricas, con suficiente cantidad de casos con presencia de artefactos de movimiento, resulta de gran utilidad para la construcción y prueba de algoritmos para la detección de los tramos no dañados por artefactos en la señal oscilométrica.
4. Es comprobada la efectividad de utilizar bases de datos anotadas para la evaluación de métodos de medición de la presión arterial.
5. Con estas bases de datos pueden evaluarse situaciones que no son valoradas en las normas exigidas actualmente para la prueba de dispositivos de medición de la presión arterial, pero si definen el comportamiento de la precisión de estos equipos ante estas situaciones, que son comúnmente encontradas en la práctica.

Las conclusiones aquí expuestas permiten afirmar que aplicando técnicas de reconocimientos de patrones puede ser desarrollado un algoritmo para la detección de los tramos no dañados por artefactos de movimiento en la señal oscilométrica. Esto mejora la precisión de la medición de la Presión Arterial, ya que, si es lograda la detección y eliminación de estos, es mejorada la obtención de la envolvente de la señal oscilométrica, a partir de la cual son estimados los valores de la presión. Con este razonamiento puede concluirse que satisfecha la hipótesis planteada.

### 9.3. Recomendaciones y líneas futuras de investigación.

A partir de los resultados de esta investigación queda abierta la posibilidad de extender la aplicación del reconocimiento de patrones, a otras fases del método oscilométrico de medición de la presión arterial. Entre ellas una de las líneas futuras para darle continuidad a este trabajo, es aplicar técnicas de reconstrucción de la envolvente de la señal, utilizando información obtenida a partir de los tramos que no fueron dañados por artefactos.

También, con la información de estos tramos, puede ser evaluada la posibilidad de obtener métricas, que nos aporten una medida del grado de daño de la señal y en función de este, analizar posibilidad real, de obtener una medición precisa de la presión arterial. En los casos que no es posible medir, analizar la posibilidad de calcular los intervalos donde podría encontrarse la medición, o en el peor de los casos, informar que no se puede obtener la medición. En estos equipos es preferible informar que no se puede medir, a dar un valor erróneo de la presión arterial, pues esto puede conllevar a que los especialistas médicos infieran diagnósticos, que puedan afectar la salud de los pacientes.

# Referencias Bibliográficas.


1. Roca R. Temas de Medicina Interna. Cuarta Edición ed. Ciudad de la Habana: Editorial Ciencias Medicas; 2002.

2. Rangayyan R. Biomedical Signal Analysis. A Case-Study Approach. Akay M, editor.; 2002.

3. Calvo C. Cronobiología y enfermedad cardiovascular. Medicina Clínica Barcelona. 2005;6.

4. Nara A., Downs G. Professional Course: Blood Pressure. Arterial Pressure Pulses. 1995.

5. Kim-Gau N. Blood pressure measurement. Medical Electronics. 1997 Febrero 1997.

6. Guerra J. Hipertensión arterial en la atensión primaria de sauld. Habana: Editorial Ciencias Médicas; 2010.

7. González-Juanatey J, Soria F, Barrios V, Rodríguez L, Bertomeu V. . Actualización de las Guías de Práctica Clínica de la Sociedad Española de Cardiología en hipertensión arterial. Revista Española de Cardiología. 2003;56(5):11.

8. Marchiando R. Automated ambulatory blood pressure monitoring: Clinical Utility in the family practice setting. American Family Physician. 2003;67(11):8.

9. Padrón R. SOFTWARE PARA LA MEDICIÓN NO INVASIVA DE LA PRESIÓN ARTERIAL EN EL MONITOR DOCTUS IV [Maestría]. Ciudad Habana. Cuba: INSTITUTO SUPERIOR POLITÉCNICO "JOSÉ ANTONIO ECHEVERRÍA"; 1999.

10. Geddes L. Handbook of Blood Pressure Measurement. Clifton, New Jersey: Human Press Inc.; 1991.

11. Ramsey M. Automatic oscillometric noninvasive blood pressure: theory and practice. New York: Steinkopf/Springer; 1990.

12. Nara A., Downs G. Professional Course: Blood Pressure. Part 3- Fundamentals of Hydraulics. Medical Electronics. 1996 Feb, 1996.

13. Nara A., Downs G. Professional Course: Blood Pressure. Part 8- Automated Noninvasive Measurement. Medical Electronics. 1996 Diciembre 1996.

14. Ramsey M. Automatic Oscillometric NIBP versus manual auscultatory blood pressure in the PACU. Journal of Clinical Monitoring 1994 Marzo 1994;10(2).

15. Kaspari WJ. Blood pressure: Differential Auscultatory Technique. Medical Electronics. 1995 Abril 1995.

16. Nara A., Downs G. . Professional Course: Blood Pressure. Part 7- Noninvasive (Indirect) Measurement Techniques. Medical Electronics. 1996 Octubre 1996.

17. ANSI/AAMI SP10:2002/A1:2003 “Manual, electronic or automated sphygmomanometers”. , ANSI/AAMI SP10:2002/A1:2003. (2003).

18. Arias S. Método robusto de medición de la Presión Sanguínea Arterial en niños [Doctorado]. Santa Clara. Cuba: Universidad Central de las Villas; 2008.

19. Sergios Theodoris KK. Pattern Recognition, Fourth Edition. United States of America: Academic Press publications; 2008.

20. Bon F. Introducción al Reconocimiento de Formas. 2001.

21. Webb A. Statistical Pattern Recognition. Second Edition. Second Edition ed.: Wiley; 2002.

22. Richard O. Duda, David G. Stork. Pattern Classification .Second Edition. Wiley-Interscince; 2000.

23. Fukunaga K. Introduction to Statistical Pattern Recognition, Second Edition.

24. Fisher R. The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. Annals of Eugenics,. 1936;7:9.

25. Anton Amann R, Karl Unterkofler. Reliability of old and new ventricular fibrillation detection algorithms for automated external defibrillators. BioMedical Engineering OnLine. 2005 27 October 2005;4(60):15.

26. Graybeal J, M.T. Adaptive filtering and alternative calculations revolutionizes pulse oximetry sensitivity and specificity during motion and low perfusion Engineering in Medicine and Biology Society, 2004 IEMBS '04 26th Annual International Conference of the IEEE 2004 14 marzo 2005;2(1-5 Sept. 2004 ):5.

27. Criqui A, M Klauber, E Barrett-Connor, S Gabriel The sensitivity, specificity, and predictive value of traditional clinical evaluation of peripheral arterial disease: results from noninvasive testing in a defined population. Cisrculation by American Heart Association 1985;Vol 71:8.

28. J. García-Nieto, L. Jourdan, E. Talbi. Sensitivity and specificity based multiobjective approach for feature selection: Application to cancer diagnosis. Elsevier North-Holland, Inc Amsterdam, The Netherlands. 2009 July 2009;109(16):9.

# Anexos I. Variaciones de las presiones en las cavidades cardiacas y grandes vasos durante el ciclo cardiaco.

**Tabla A.I.1. Variaciones de las presiones en las cavidades cardiacas y grandes vasos durante el ciclo cardiaco.**

| Cavidad o gran vaso | Presión | Normal | | Límites extremos | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | mmHg | kPa | mmHg | kPa |
| Aurícula Izquierda | Sistólica | 13 | 1,7 | 6-20 | 0,8-2,6 |
| | Diastólica | 3 | 0,4 | 0-9 | 0-1,2 |
| | Media | 7 | 0,9 | 4-12 | 0,5-1,6 |
| Ventrículo Izquierdo | Sistólica | 130 | 17,1 | 90-140 | 11,8-18,4 |
| | Diastólica | 7 | 0,9 | 4-12 | 0,5-1,6 |
| Arteria Aorta | Sistólica | 130 | 17,1 | 90-140 | 11,8-18,4 |
| | Diastólica | 70 | 9,2 | 60-90 | 7,9-11,8 |
| | Media | 85 | 11,2 | 70-105 | 9,2-13,8 |
| Aurícula Derecha | Sistólica | 7 | 0,9 | 2-14 | 0,3-1,8 |
| | Diastólica | 2 | 0,3 | 2-8 | 0,3-1,1 |
| | Media | 4 | 0,5 | 1-10 | 0,1-1,3 |
| Ventrículo Derecho | Sistólica | 24 | 3,2 | 15-30 | 2-3,9 |
| | Diastólica | 4 | 0,5 | 0-8 | 0-1,1 |
| Arteria Pulmonar | Sistólica | 24 | 3,2 | 15-30 | 2-3,9 |
| | Diastólica | 10 | 1,3 | 5-16 | 0,7-2,1 |
| | Media | 16 | 2,1 | 10-22 | 1,3-2,9 |

# Anexos II. Descripción de los ficheros de la base de datos de señales.

**Tabla A.II.1. Descripción de los ficheros de la base de datos de señales.**

| Extensión | Descripción del Fichero |
|---|---|
| .din | Contiene los valores de la señal oscilométrica, formada por una secuencia de parejas de enteros de dos bytes (word), que corresponden al valor de la presión absoluta y la presión oscilométrica, tomadas por el sensor de presión a una determinada frecuencia de muestreo. La frecuencia a la que son captados los datos está incluida en el fichero en el encabezado del fichero, así como otros datos importantes para la correcta interpretación de los datos. |
| .ptr | Contiene las anotaciones realizadas por los expertos de los pulsos oscilométricos de una señal: como la clase a la que pertenecen los pulsos y los valores del vector de características del patrón prototipo, que corresponde al pulso anotado. |
| .txt | Contiene la descripción de los pacientes que fueron monitoreados o simulados, así como valores de presión tomadas por otros métodos o equipos. |

# Anexos III. Valores de presión medidos en las pruebas del clasificador en un algoritmo de medición.

| *Leyenda de las Tablas* | |
|---|---|
| ***Columna 1:*** | Indica el número de la señal analizada. |
| ***Columna 2:*** | Es el valor de la presión sistólica simulada (SistEsp). |
| ***Columna 3:*** | Es el valor de la presión sistólica obtenida por el algoritmo de medición (SistObt). |
| ***Columna 4:*** | Es el valor de la diferencia entre la presión sistólica obtenida por el algoritmo de medición y la simulada (ErrorSist= SistObt - SistEsp). |
| ***Columna 5:*** | Es el valor de la presión diastólica simulada (DiasEsp). |
| ***Columna 6:*** | Es el valor de la presión diastólica obtenida por el algoritmo de medición (DiasObt). |
| ***Columna 7:*** | Es el valor de la diferencia entre la presión diastólica obtenida por el algoritmo de medición y la simulada (ErrorDias= DiasObt - DiasEsp). |

**Tabla A.III.1. Valores de presión medidos a señales sin contaminar, por el algoritmo de medición que incluye al clasificador.**

| No | SistEsp | SistObt | ErrorSist | DiasEsp | DiasObt | ErrorDias | FC |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 200 | 196 | -4 | 150 | 152 | 2 | 157 |
| 2 | 60 | 61 | 1 | 30 | 29 | -1 | 40 |
| 3 | 60 | 61 | 1 | 30 | 29 | -1 | 40 |
| 4 | 60 | 60 | 0 | 30 | 29 | -1 | 59 |
| 5 | 60 | 60 | 0 | 30 | 29 | -1 | 59 |
| 6 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 79 |
| 7 | 60 | 59 | -1 | 30 | 30 | 0 | 79 |
| 8 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 99 |
| 9 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 99 |
| 10 | 60 | 59 | -1 | 30 | 30 | 0 | 119 |
| 11 | 60 | 59 | -1 | 30 | 30 | 0 | 118 |
| 12 | 60 | 59 | -1 | 30 | 31 | 1 | 139 |
| 13 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 139 |
| 14 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 157 |
| 15 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 157 |
| 16 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 40 |
| 17 | 80 | 81 | 1 | 50 | 49 | -1 | 40 |
| 18 | 80 | 79 | -1 | 50 | 49 | -1 | 59 |
| 19 | 80 | 79 | -1 | 50 | 49 | -1 | 59 |
| 20 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 21 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 79 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 22 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 99 |
| 23 | 80 | 79 | -1 | 50 | 49 | -1 | 102 |
| 24 | 80 | 78 | -2 | 50 | 50 | 0 | 119 |
| 25 | 80 | 78 | -2 | 50 | 50 | 0 | 119 |
| 26 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 139 |
| 27 | 80 | 78 | -2 | 50 | 50 | 0 | 139 |
| 28 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 157 |
| 29 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 157 |
| 30 | 100 | 101 | 1 | 65 | 61 | -4 | 40 |
| 31 | 100 | 101 | 1 | 65 | 63 | -2 | 40 |
| 32 | 100 | 99 | -1 | 65 | 64 | -1 | 59 |
| 33 | 100 | 98 | -2 | 65 | 64 | -1 | 59 |
| 34 | 100 | 99 | -1 | 65 | 63 | -2 | 59 |
| 35 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 79 |
| 36 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 79 |
| 37 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 99 |
| 38 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 99 |
| 39 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 99 |
| 40 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 119 |
| 41 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 119 |
| 42 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 139 |
| 43 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 139 |
| 44 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 146 |
| 45 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 157 |
| 46 | 120 | 123 | 3 | 80 | 76 | -4 | 40 |
| 47 | 120 | 119 | -1 | 80 | 78 | -2 | 40 |
| 48 | 120 | 119 | -1 | 80 | 78 | -2 | 59 |
| 49 | 120 | 118 | -2 | 80 | 79 | -1 | 59 |
| 50 | 120 | 118 | -2 | 80 | 80 | 0 | 79 |
| 51 | 120 | 118 | -2 | 80 | 78 | -2 | 82 |
| 52 | 120 | 118 | -2 | 80 | 80 | 0 | 93 |
| 53 | 120 | 117 | -3 | 80 | 79 | -1 | 99 |
| 54 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 119 |
| 55 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 119 |
| 56 | 120 | 116 | -4 | 80 | 80 | 0 | 139 |
| 57 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 131 |
| 58 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 157 |
| 59 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 157 |
| 60 | 120 | 116 | -4 | 80 | 80 | 0 | 157 |
| 61 | 150 | 151 | 1 | 100 | 98 | -2 | 40 |
| 62 | 150 | 151 | 1 | 100 | 98 | -2 | 40 |
| 63 | 150 | 149 | -1 | 100 | 99 | -1 | 59 |
| 64 | 150 | 148 | -2 | 100 | 99 | -1 | 59 |
| 65 | 150 | 149 | -1 | 100 | 100 | 0 | 79 |
| 66 | 150 | 148 | -2 | 100 | 100 | 0 | 78 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 67 | 150 | 148 | -2 | 100 | 100 | 0 | 99 |
| 68 | 150 | 148 | -2 | 100 | 100 | 0 | 99 |
| 69 | 150 | 148 | -2 | 100 | 101 | 1 | 118 |
| 70 | 150 | 147 | -3 | 100 | 100 | 0 | 119 |
| 71 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 139 |
| 72 | 150 | 147 | -3 | 100 | 100 | 0 | 139 |
| 73 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 152 |
| 74 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 157 |
| 75 | 200 | 201 | 1 | 150 | 149 | -1 | 40 |
| 76 | 200 | 201 | 1 | 150 | 148 | -2 | 40 |
| 77 | 200 | 201 | 1 | 150 | 149 | -1 | 59 |
| 78 | 200 | 200 | 0 | 150 | 149 | -1 | 59 |
| 79 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 79 |
| 80 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 79 |
| 81 | 200 | 199 | -1 | 150 | 150 | 0 | 99 |
| 82 | 200 | 199 | -1 | 150 | 151 | 1 | 99 |
| 83 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 119 |
| 84 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 119 |
| 85 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 139 |
| 86 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 157 |
| 87 | 60 | 65 | 5 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 88 | 60 | 61 | 1 | 30 | 29 | -1 | 40 |
| 89 | 60 | 58 | -2 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 90 | 60 | 60 | 0 | 30 | 29 | -1 | 60 |
| 91 | 60 | 58 | -2 | 30 | 30 | 0 | 79 |
| 92 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 79 |
| 93 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 99 |
| 94 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 97 |
| 95 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 119 |
| 96 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 119 |
| 97 | 60 | 57 | -3 | 30 | 32 | 2 | 138 |
| 98 | 60 | 57 | -3 | 30 | 31 | 1 | 139 |
| 99 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 157 |
| 100 | 60 | 57 | -3 | 30 | 31 | 1 | 157 |
| 101 | 80 | 81 | 1 | 50 | 47 | -3 | 40 |
| 102 | 80 | 82 | 2 | 50 | 48 | -2 | 40 |
| 103 | 80 | 80 | 0 | 50 | 48 | -2 | 60 |
| 104 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 60 |
| 105 | 80 | 79 | -1 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 106 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 107 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 99 |
| 108 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 99 |
| 109 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 119 |
| 110 | 80 | 77 | -3 | 50 | 51 | 1 | 113 |
| 111 | 80 | 76 | -4 | 50 | 51 | 1 | 139 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 112 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 138 |
| 113 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 156 |
| 114 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 157 |
| 115 | 100 | 102 | 2 | 65 | 63 | -2 | 40 |
| 116 | 100 | 98 | -2 | 65 | 63 | -2 | 40 |
| 117 | 100 | 98 | -2 | 65 | 64 | -1 | 59 |
| 118 | 100 | 99 | -1 | 65 | 64 | -1 | 59 |
| 119 | 100 | 97 | -3 | 65 | 66 | 1 | 79 |
| 120 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 82 |
| 121 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 90 |
| 122 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 100 |
| 123 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 119 |
| 124 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 109 |
| 125 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 138 |
| 126 | 100 | 97 | -3 | 65 | 66 | 1 | 122 |
| 127 | 100 | 96 | -4 | 65 | 65 | 0 | 157 |
| 128 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 157 |
| 129 | 120 | 122 | 2 | 80 | 77 | -3 | 40 |
| 130 | 120 | 123 | 3 | 80 | 78 | -2 | 43 |
| 131 | 120 | 118 | -2 | 80 | 80 | 0 | 55 |
| 132 | 120 | 117 | -3 | 80 | 79 | -1 | 60 |
| 133 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 79 |
| 134 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 79 |
| 135 | 120 | 117 | -3 | 80 | 81 | 1 | 99 |
| 136 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 99 |
| 137 | 120 | 116 | -4 | 80 | 80 | 0 | 119 |
| 138 | 120 | 117 | -3 | 80 | 81 | 1 | 119 |
| 139 | 120 | 117 | -3 | 80 | 81 | 1 | 139 |
| 140 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 139 |
| 141 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 157 |
| 142 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 157 |
| 143 | 150 | 148 | -2 | 100 | 99 | -1 | 40 |
| 144 | 150 | 151 | 1 | 100 | 98 | -2 | 40 |
| 145 | 150 | 147 | -3 | 100 | 100 | 0 | 59 |
| 146 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 59 |
| 147 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 79 |
| 148 | 150 | 147 | -3 | 100 | 100 | 0 | 79 |
| 149 | 150 | 146 | -4 | 100 | 101 | 1 | 99 |
| 150 | 150 | 146 | -4 | 100 | 101 | 1 | 99 |
| 151 | 150 | 146 | -4 | 100 | 101 | 1 | 119 |
| 152 | 150 | 146 | -4 | 100 | 101 | 1 | 119 |
| 153 | 150 | 145 | -5 | 100 | 101 | 1 | 138 |
| 154 | 150 | 145 | -5 | 100 | 101 | 1 | 139 |
| 155 | 150 | 146 | -4 | 100 | 102 | 2 | 157 |
| 156 | 150 | 145 | -5 | 100 | 102 | 2 | 157 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 157 | 200 | 199 | -1 | 150 | 148 | -2 | 40 |
| 158 | 200 | 200 | 0 | 150 | 148 | -2 | 40 |
| 159 | 200 | 198 | -2 | 150 | 150 | 0 | 59 |
| 160 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 79 |
| 161 | 200 | 197 | -3 | 150 | 151 | 1 | 79 |
| 162 | 200 | 196 | -4 | 150 | 153 | 3 | 99 |
| 163 | 200 | 197 | -3 | 150 | 151 | 1 | 99 |
| 164 | 200 | 197 | -3 | 150 | 151 | 1 | 99 |
| 165 | 200 | 197 | -3 | 150 | 152 | 2 | 119 |
| 166 | 200 | 197 | -3 | 150 | 152 | 2 | 118 |
| 167 | 200 | 196 | -4 | 150 | 152 | 2 | 139 |
| 168 | 200 | 196 | -4 | 150 | 152 | 2 | 139 |
| 169 | 200 | 197 | -3 | 150 | 152 | 2 | 157 |
| 170 | 200 | 204 | 4 | 150 | 143 | -7 | 157 |
| 171 | 60 | 63 | 3 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 172 | 60 | 62 | 2 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 173 | 60 | 62 | 2 | 30 | 29 | -1 | 59 |
| 174 | 60 | 62 | 2 | 30 | 29 | -1 | 59 |
| 175 | 60 | 61 | 1 | 30 | 30 | 0 | 79 |
| 176 | 60 | 61 | 1 | 30 | 29 | -1 | 79 |
| 177 | 60 | 61 | 1 | 30 | 30 | 0 | 99 |
| 178 | 60 | 61 | 1 | 30 | 29 | -1 | 99 |
| 179 | 60 | 61 | 1 | 30 | 30 | 0 | 99 |
| 180 | 60 | 61 | 1 | 30 | 30 | 0 | 118 |
| 181 | 60 | 60 | 0 | 30 | 29 | -1 | 118 |
| 182 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 138 |
| 183 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 138 |
| 184 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 155 |
| 185 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 155 |
| 186 | 80 | 82 | 2 | 50 | 47 | -3 | 40 |
| 187 | 80 | 82 | 2 | 50 | 47 | -3 | 40 |
| 188 | 80 | 82 | 2 | 50 | 48 | -2 | 59 |
| 189 | 80 | 81 | 1 | 50 | 48 | -2 | 59 |
| 190 | 80 | 81 | 1 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 191 | 80 | 81 | 1 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 192 | 80 | 81 | 1 | 50 | 49 | -1 | 99 |
| 193 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 99 |
| 194 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 118 |
| 195 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 118 |
| 196 | 80 | 79 | -1 | 50 | 48 | -2 | 138 |
| 197 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 138 |
| 198 | 80 | 80 | 0 | 50 | 48 | -2 | 155 |
| 199 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 155 |
| 200 | 100 | 101 | 1 | 65 | 62 | -3 | 43 |
| 201 | 100 | 102 | 2 | 65 | 62 | -3 | 41 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 202 | 100 | 102 | 2 | 65 | 63 | -2 | 59 |
| 203 | 100 | 102 | 2 | 65 | 63 | -2 | 59 |
| 204 | 100 | 101 | 1 | 65 | 63 | -2 | 79 |
| 205 | 100 | 101 | 1 | 65 | 64 | -1 | 79 |
| 206 | 100 | 101 | 1 | 65 | 64 | -1 | 96 |
| 207 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 99 |
| 208 | 100 | 100 | 0 | 65 | 63 | -2 | 118 |
| 209 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 109 |
| 210 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 138 |
| 211 | 100 | 99 | -1 | 65 | 64 | -1 | 138 |
| 212 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 142 |
| 213 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 155 |
| 214 | 120 | 122 | 2 | 80 | 76 | -4 | 40 |
| 215 | 120 | 123 | 3 | 80 | 76 | -4 | 40 |
| 216 | 120 | 123 | 3 | 80 | 76 | -4 | 61 |
| 217 | 120 | 123 | 3 | 80 | 77 | -3 | 59 |
| 218 | 120 | 121 | 1 | 80 | 78 | -2 | 79 |
| 219 | 120 | 122 | 2 | 80 | 78 | -2 | 79 |
| 220 | 120 | 121 | 1 | 80 | 79 | -1 | 99 |
| 221 | 120 | 121 | 1 | 80 | 78 | -2 | 99 |
| 222 | 120 | 121 | 1 | 80 | 78 | -2 | 99 |
| 223 | 120 | 120 | 0 | 80 | 78 | -2 | 118 |
| 224 | 120 | 120 | 0 | 80 | 79 | -1 | 118 |
| 225 | 120 | 120 | 0 | 80 | 78 | -2 | 132 |
| 226 | 120 | 122 | 2 | 80 | 76 | -4 | 127 |
| 227 | 120 | 123 | 3 | 80 | 77 | -3 | 139 |
| 228 | 120 | 121 | 1 | 80 | 78 | -2 | 145 |
| 229 | 150 | 154 | 4 | 100 | 95 | -5 | 40 |
| 230 | 150 | 153 | 3 | 100 | 96 | -4 | 40 |
| 231 | 150 | 153 | 3 | 100 | 97 | -3 | 59 |
| 232 | 150 | 153 | 3 | 100 | 97 | -3 | 59 |
| 233 | 150 | 152 | 2 | 100 | 98 | -2 | 79 |
| 234 | 150 | 152 | 2 | 100 | 98 | -2 | 79 |
| 235 | 150 | 152 | 2 | 100 | 99 | -1 | 99 |
| 236 | 150 | 151 | 1 | 100 | 99 | -1 | 99 |
| 237 | 150 | 151 | 1 | 100 | 99 | -1 | 113 |
| 238 | 150 | 149 | -1 | 100 | 96 | -4 | 109 |
| 239 | 150 | 153 | 3 | 100 | 99 | -1 | 156 |
| 240 | 150 | 152 | 2 | 100 | 98 | -2 | 156 |
| 241 | 200 | 205 | 5 | 150 | 146 | -4 | 40 |
| 242 | 200 | 204 | 4 | 150 | 146 | -4 | 40 |
| 243 | 200 | 205 | 5 | 150 | 147 | -3 | 59 |
| 244 | 200 | 203 | 3 | 150 | 149 | -1 | 79 |
| 245 | 200 | 204 | 4 | 150 | 149 | -1 | 79 |
| 246 | 200 | 202 | 2 | 150 | 149 | -1 | 99 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 247 | 200 | 203 | 3 | 150 | 149 | -1 | 99 |
| 248 | 200 | 204 | 4 | 150 | 144 | -6 | 118 |
| 249 | 200 | 205 | 5 | 150 | 143 | -7 | 118 |
| 250 | 200 | 203 | 3 | 150 | 142 | -8 | 139 |
| 251 | 200 | 201 | 1 | 150 | 144 | -6 | 138 |
| 252 | 200 | 204 | 4 | 150 | 145 | -5 | 156 |
| 253 | 200 | 203 | 3 | 150 | 149 | -1 | 157 |
| 254 | 200 | 205 | 5 | 150 | 148 | -2 | 139 |
| 255 | 200 | 204 | 4 | 150 | 148 | -2 | 138 |

**Tabla A.III.2. Valores de presión medidos a señales contaminadas, por el algoritmo de medición que incluye al clasificador.**

| No | SistEsp | SistObt | ErrorSist | DiasEsp | DiasObt | ErrorDias | FC |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 200 | 187 | -13 | 150 | 152 | 2 | 157 |
| 2 | 60 | 67 | 7 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 3 | 60 | 61 | 1 | 30 | 29 | -1 | 40 |
| 4 | 60 | 60 | 0 | 30 | 29 | -1 | 59 |
| 5 | 60 | 62 | 2 | 30 | 26 | -4 | 59 |
| 6 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 79 |
| 7 | 60 | 59 | -1 | 30 | 30 | 0 | 79 |
| 8 | 60 | 63 | 3 | 30 | 32 | 2 | 99 |
| 9 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 99 |
| 10 | 60 | 59 | -1 | 30 | 30 | 0 | 119 |
| 11 | 60 | 59 | -1 | 30 | 26 | -4 | 118 |
| 12 | 60 | 59 | -1 | 30 | 31 | 1 | 139 |
| 13 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 139 |
| 14 | 60 | 65 | 5 | 30 | 31 | 1 | 157 |
| 15 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 157 |
| 16 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 40 |
| 17 | 80 | 81 | 1 | 50 | 49 | -1 | 40 |
| 18 | 80 | 86 | 6 | 50 | 47 | -3 | 59 |
| 19 | 80 | 79 | -1 | 50 | 49 | -1 | 59 |
| 20 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 21 | 80 | 86 | 6 | 50 | 48 | -2 | 79 |
| 22 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 99 |
| 23 | 80 | 79 | -1 | 50 | 49 | -1 | 102 |
| 24 | 80 | 85 | 5 | 50 | 48 | -2 | 119 |
| 25 | 80 | 78 | -2 | 50 | 50 | 0 | 119 |
| 26 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 139 |
| 27 | 80 | 79 | -1 | 50 | 46 | -4 | 139 |
| 28 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 157 |
| 29 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 157 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 30 | 100 | 101 | 1 | 65 | 61 | -4 | 40 |
| 31 | 100 | 101 | 1 | 65 | 63 | -2 | 40 |
| 32 | 100 | 106 | 6 | 65 | 62 | -3 | 59 |
| 33 | 100 | 98 | -2 | 65 | 64 | -1 | 59 |
| 34 | 100 | 99 | -1 | 65 | 63 | -2 | 59 |
| 35 | 100 | 101 | 1 | 65 | 61 | -4 | 79 |
| 36 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 79 |
| 37 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 99 |
| 38 | 100 | 105 | 5 | 65 | 63 | -2 | 99 |
| 39 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 99 |
| 40 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 119 |
| 41 | 100 | 106 | 6 | 65 | 64 | -1 | 119 |
| 42 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 139 |
| 43 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 139 |
| 44 | 100 | 104 | 4 | 65 | 66 | 1 | 146 |
| 45 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 157 |
| 46 | 120 | 131 | 11 | 80 | 77 | -3 | 40 |
| 47 | 120 | 119 | -1 | 80 | 78 | -2 | 40 |
| 48 | 120 | 119 | -1 | 80 | 78 | -2 | 59 |
| 49 | 120 | 121 | 1 | 80 | 74 | -6 | 59 |
| 50 | 120 | 118 | -2 | 80 | 80 | 0 | 79 |
| 51 | 120 | 118 | -2 | 80 | 78 | -2 | 82 |
| 52 | 120 | 123 | 3 | 80 | 76 | -4 | 93 |
| 53 | 120 | 117 | -3 | 80 | 79 | -1 | 99 |
| 54 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 119 |
| 55 | 120 | 118 | -2 | 80 | 75 | -5 | 119 |
| 56 | 120 | 116 | -4 | 80 | 80 | 0 | 139 |
| 57 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 131 |
| 58 | 120 | 124 | 4 | 80 | 78 | -2 | 157 |
| 59 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 157 |
| 60 | 120 | 116 | -4 | 80 | 80 | 0 | 157 |
| 61 | 150 | 151 | 1 | 100 | 98 | -2 | 40 |
| 62 | 150 | 151 | 1 | 100 | 95 | -5 | 40 |
| 63 | 150 | 149 | -1 | 100 | 99 | -1 | 59 |
| 64 | 150 | 148 | -2 | 100 | 99 | -1 | 59 |
| 65 | 150 | 154 | 4 | 100 | 103 | 3 | 79 |
| 66 | 150 | 148 | -2 | 100 | 100 | 0 | 78 |
| 67 | 150 | 148 | -2 | 100 | 100 | 0 | 99 |
| 68 | 150 | 155 | 5 | 100 | 102 | 2 | 99 |
| 69 | 150 | 148 | -2 | 100 | 101 | 1 | 118 |
| 70 | 150 | 147 | -3 | 100 | 100 | 0 | 119 |
| 71 | 150 | 153 | 3 | 100 | 99 | -1 | 139 |
| 72 | 150 | 147 | -3 | 100 | 100 | 0 | 139 |
| 73 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 152 |
| 74 | 150 | 145 | -5 | 100 | 99 | -1 | 157 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 75 | 200 | 201 | 1 | 150 | 149 | -1 | 40 |
| 76 | 200 | 201 | 1 | 150 | 148 | -2 | 40 |
| 77 | 200 | 203 | 3 | 150 | 149 | -1 | 59 |
| 78 | 200 | 200 | 0 | 150 | 149 | -1 | 59 |
| 79 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 79 |
| 80 | 200 | 205 | 5 | 150 | 148 | -2 | 79 |
| 81 | 200 | 199 | -1 | 150 | 150 | 0 | 99 |
| 82 | 200 | 199 | -1 | 150 | 151 | 1 | 99 |
| 83 | 200 | 198 | -2 | 150 | 146 | -4 | 119 |
| 84 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 119 |
| 85 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 139 |
| 86 | 200 | 198 | -2 | 150 | 147 | -3 | 157 |
| 87 | 60 | 65 | 5 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 88 | 60 | 63 | 3 | 30 | 23 | -7 | 40 |
| 89 | 60 | 58 | -2 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 90 | 60 | 60 | 0 | 30 | 29 | -1 | 60 |
| 91 | 60 | 59 | -1 | 30 | 24 | -6 | 79 |
| 92 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 79 |
| 93 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 99 |
| 94 | 60 | 65 | 5 | 30 | 27 | -3 | 97 |
| 95 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 119 |
| 96 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 119 |
| 97 | 60 | 59 | -1 | 30 | 32 | 2 | 138 |
| 98 | 60 | 57 | -3 | 30 | 31 | 1 | 139 |
| 99 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 157 |
| 100 | 60 | 55 | -5 | 30 | 32 | 2 | 157 |
| 101 | 80 | 82 | 2 | 50 | 46 | -4 | 40 |
| 102 | 80 | 82 | 2 | 50 | 48 | -2 | 40 |
| 103 | 80 | 80 | 0 | 50 | 48 | -2 | 60 |
| 104 | 80 | 76 | -4 | 50 | 48 | -2 | 60 |
| 105 | 80 | 79 | -1 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 106 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 107 | 80 | 75 | -5 | 50 | 49 | -1 | 99 |
| 108 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 99 |
| 109 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 119 |
| 110 | 80 | 76 | -4 | 50 | 48 | -2 | 113 |
| 111 | 80 | 76 | -4 | 50 | 51 | 1 | 139 |
| 112 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 138 |
| 113 | 80 | 77 | -3 | 50 | 46 | -4 | 156 |
| 114 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 157 |
| 115 | 100 | 102 | 2 | 65 | 63 | -2 | 40 |
| 116 | 100 | 99 | -1 | 65 | 57 | -8 | 40 |
| 117 | 100 | 98 | -2 | 65 | 64 | -1 | 59 |
| 118 | 100 | 99 | -1 | 65 | 64 | -1 | 59 |
| 119 | 100 | 106 | 6 | 65 | 64 | -1 | 79 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 120 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 82 |
| 121 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 90 |
| 122 | 100 | 102 | 2 | 65 | 69 | 4 | 100 |
| 123 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 119 |
| 124 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 109 |
| 125 | 100 | 103 | 3 | 65 | 70 | 5 | 138 |
| 126 | 100 | 97 | -3 | 65 | 66 | 1 | 122 |
| 127 | 100 | 96 | -4 | 65 | 65 | 0 | 157 |
| 128 | 100 | 105 | 5 | 65 | 63 | -2 | 157 |
| 129 | 120 | 122 | 2 | 80 | 77 | -3 | 40 |
| 130 | 120 | 123 | 3 | 80 | 78 | -2 | 43 |
| 131 | 120 | 118 | -2 | 80 | 80 | 0 | 55 |
| 132 | 120 | 127 | 7 | 80 | 77 | -3 | 60 |
| 133 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 79 |
| 134 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 79 |
| 135 | 120 | 125 | 5 | 80 | 78 | -2 | 99 |
| 136 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 99 |
| 137 | 120 | 116 | -4 | 80 | 80 | 0 | 119 |
| 138 | 120 | 119 | -1 | 80 | 84 | 4 | 119 |
| 139 | 120 | 117 | -3 | 80 | 81 | 1 | 139 |
| 140 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 139 |
| 141 | 120 | 117 | -3 | 80 | 85 | 5 | 157 |
| 142 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 157 |
| 143 | 150 | 148 | -2 | 100 | 99 | -1 | 40 |
| 144 | 150 | 151 | 1 | 100 | 98 | -2 | 40 |
| 145 | 150 | 146 | -4 | 100 | 98 | -2 | 59 |
| 146 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 59 |
| 147 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 79 |
| 148 | 150 | 148 | -2 | 100 | 94 | -6 | 79 |
| 149 | 150 | 146 | -4 | 100 | 101 | 1 | 99 |
| 150 | 150 | 146 | -4 | 100 | 101 | 1 | 99 |
| 151 | 150 | 155 | 5 | 100 | 97 | -3 | 119 |
| 152 | 150 | 146 | -4 | 100 | 101 | 1 | 119 |
| 153 | 150 | 145 | -5 | 100 | 101 | 1 | 138 |
| 154 | 150 | 145 | -5 | 100 | 96 | -4 | 139 |
| 155 | 150 | 146 | -4 | 100 | 102 | 2 | 157 |
| 156 | 150 | 145 | -5 | 100 | 102 | 2 | 157 |
| 157 | 200 | 199 | -1 | 150 | 148 | -2 | 40 |
| 158 | 200 | 200 | 0 | 150 | 148 | -2 | 40 |
| 159 | 200 | 198 | -2 | 150 | 145 | -5 | 59 |
| 160 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 79 |
| 161 | 200 | 197 | -3 | 150 | 151 | 1 | 79 |
| 162 | 200 | 196 | -4 | 150 | 148 | -2 | 99 |
| 163 | 200 | 197 | -3 | 150 | 151 | 1 | 99 |
| 164 | 200 | 197 | -3 | 150 | 151 | 1 | 99 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 165 | 200 | 198 | -2 | 150 | 146 | -4 | 119 |
| 166 | 200 | 197 | -3 | 150 | 152 | 2 | 118 |
| 167 | 200 | 196 | -4 | 150 | 152 | 2 | 139 |
| 168 | 200 | 204 | 4 | 150 | 152 | 2 | 139 |
| 169 | 200 | 197 | -3 | 150 | 152 | 2 | 157 |
| 170 | 200 | 204 | 4 | 150 | 143 | -7 | 157 |
| 171 | 60 | 63 | 3 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 172 | 60 | 62 | 2 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 173 | 60 | 61 | 1 | 30 | 23 | -7 | 59 |
| 174 | 60 | 62 | 2 | 30 | 29 | -1 | 59 |
| 175 | 60 | 61 | 1 | 30 | 30 | 0 | 79 |
| 176 | 60 | 61 | 1 | 30 | 26 | -4 | 79 |
| 177 | 60 | 61 | 1 | 30 | 30 | 0 | 99 |
| 178 | 60 | 61 | 1 | 30 | 29 | -1 | 99 |
| 179 | 60 | 63 | 3 | 30 | 26 | -4 | 99 |
| 180 | 60 | 61 | 1 | 30 | 30 | 0 | 118 |
| 181 | 60 | 60 | 0 | 30 | 29 | -1 | 118 |
| 182 | 60 | 65 | 5 | 30 | 29 | -1 | 138 |
| 183 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 138 |
| 184 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 155 |
| 185 | 60 | 65 | 5 | 30 | 28 | -2 | 155 |
| 186 | 80 | 82 | 2 | 50 | 47 | -3 | 40 |
| 187 | 80 | 83 | 3 | 50 | 45 | -5 | 40 |
| 188 | 80 | 82 | 2 | 50 | 48 | -2 | 59 |
| 189 | 80 | 81 | 1 | 50 | 48 | -2 | 59 |
| 190 | 80 | 82 | 2 | 50 | 46 | -4 | 79 |
| 191 | 80 | 81 | 1 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 192 | 80 | 81 | 1 | 50 | 49 | -1 | 99 |
| 193 | 80 | 83 | 3 | 50 | 48 | -2 | 99 |
| 194 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 118 |
| 195 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 118 |
| 196 | 80 | 77 | -3 | 50 | 48 | -2 | 138 |
| 197 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 138 |
| 198 | 80 | 80 | 0 | 50 | 48 | -2 | 155 |
| 199 | 80 | 84 | 4 | 50 | 48 | -2 | 155 |
| 200 | 100 | 101 | 1 | 65 | 62 | -3 | 43 |
| 201 | 100 | 102 | 2 | 65 | 62 | -3 | 41 |
| 202 | 100 | 103 | 3 | 65 | 59 | -6 | 59 |
| 203 | 100 | 102 | 2 | 65 | 63 | -2 | 59 |
| 204 | 100 | 101 | 1 | 65 | 63 | -2 | 79 |
| 205 | 100 | 102 | 2 | 65 | 59 | -6 | 79 |
| 206 | 100 | 101 | 1 | 65 | 64 | -1 | 96 |
| 207 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 99 |
| 208 | 100 | 104 | 4 | 65 | 64 | -1 | 118 |
| 209 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 109 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 210 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 138 |
| 211 | 100 | 102 | 2 | 65 | 60 | -5 | 138 |
| 212 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 142 |
| 213 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 155 |
| 214 | 120 | 122 | 2 | 80 | 76 | -4 | 40 |
| 215 | 120 | 119 | -1 | 80 | 71 | -9 | 40 |
| 216 | 120 | 123 | 3 | 80 | 76 | -4 | 61 |
| 217 | 120 | 123 | 3 | 80 | 77 | -3 | 59 |
| 218 | 120 | 126 | 6 | 80 | 77 | -3 | 79 |
| 219 | 120 | 122 | 2 | 80 | 78 | -2 | 79 |
| 220 | 120 | 121 | 1 | 80 | 79 | -1 | 99 |
| 221 | 120 | 121 | 1 | 80 | 75 | -5 | 99 |
| 222 | 120 | 121 | 1 | 80 | 78 | -2 | 99 |
| 223 | 120 | 120 | 0 | 80 | 78 | -2 | 118 |
| 224 | 120 | 120 | 0 | 80 | 76 | -4 | 118 |
| 225 | 120 | 120 | 0 | 80 | 78 | -2 | 132 |
| 226 | 120 | 122 | 2 | 80 | 76 | -4 | 127 |
| 227 | 120 | 123 | 3 | 80 | 73 | -7 | 139 |
| 228 | 120 | 121 | 1 | 80 | 78 | -2 | 145 |
| 229 | 150 | 154 | 4 | 100 | 95 | -5 | 40 |
| 230 | 150 | 153 | 3 | 100 | 96 | -4 | 40 |
| 231 | 150 | 153 | 3 | 100 | 97 | -3 | 59 |
| 232 | 150 | 155 | 5 | 100 | 97 | -3 | 59 |
| 233 | 150 | 152 | 2 | 100 | 98 | -2 | 79 |
| 234 | 150 | 152 | 2 | 100 | 98 | -2 | 79 |
| 235 | 150 | 153 | 3 | 100 | 99 | -1 | 99 |
| 236 | 150 | 151 | 1 | 100 | 99 | -1 | 99 |
| 237 | 150 | 151 | 1 | 100 | 99 | -1 | 113 |
| 238 | 150 | 149 | -1 | 100 | 96 | -4 | 109 |
| 239 | 150 | 153 | 3 | 100 | 99 | -1 | 156 |
| 240 | 150 | 152 | 2 | 100 | 98 | -2 | 156 |
| 241 | 200 | 205 | 5 | 150 | 146 | -4 | 40 |
| 242 | 200 | 204 | 4 | 150 | 146 | -4 | 40 |
| 243 | 200 | 205 | 5 | 150 | 147 | -3 | 59 |
| 244 | 200 | 203 | 3 | 150 | 146 | -4 | 79 |
| 245 | 200 | 204 | 4 | 150 | 149 | -1 | 79 |
| 246 | 200 | 202 | 2 | 150 | 149 | -1 | 99 |
| 247 | 200 | 203 | 3 | 150 | 143 | -7 | 99 |
| 248 | 200 | 204 | 4 | 150 | 144 | -6 | 118 |
| 249 | 200 | 205 | 5 | 150 | 143 | -7 | 118 |
| 250 | 200 | 203 | 3 | 150 | 142 | -8 | 139 |
| 251 | 200 | 201 | 1 | 150 | 144 | -6 | 138 |
| 252 | 200 | 204 | 4 | 150 | 145 | -5 | 156 |
| 253 | 200 | 204 | 4 | 150 | 149 | -1 | 157 |
| 254 | 200 | 205 | 5 | 150 | 148 | -2 | 139 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 255 | 200 | 204 | 4 | 150 | 148 | -2 | 138 |

**Tabla A.III.3. Valores de presión medidos a señales contaminadas, por el algoritmo de medición que no contiene al clasificador.**

| No | SistEsp | SistObt | ErrorSist | DiasEsp | DiasObt | ErrorDias | FC |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 200 | 203 | 3 | 150 | 151 | 1 | 157 |
| 2 | 60 | 69 | 9 | 30 | 21 | -9 | 40 |
| 3 | 60 | 61 | 1 | 30 | 29 | -1 | 40 |
| 4 | 60 | 60 | 0 | 30 | 29 | -1 | 59 |
| 5 | 60 | 63 | 3 | 30 | 25 | -5 | 59 |
| 6 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 79 |
| 7 | 60 | 59 | -1 | 30 | 30 | 0 | 79 |
| 8 | 60 | 61 | 1 | 30 | 29 | -1 | 99 |
| 9 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 99 |
| 10 | 60 | 59 | -1 | 30 | 30 | 0 | 119 |
| 11 | 60 | 63 | 3 | 30 | 27 | -3 | 118 |
| 12 | 60 | 59 | -1 | 30 | 31 | 1 | 139 |
| 13 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 139 |
| 14 | 60 | 67 | 7 | 30 | 29 | -1 | 157 |
| 15 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 157 |
| 16 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 40 |
| 17 | 80 | 81 | 1 | 50 | 49 | -1 | 40 |
| 18 | 80 | 89 | 9 | 50 | 48 | -2 | 59 |
| 19 | 80 | 79 | -1 | 50 | 49 | -1 | 59 |
| 20 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 21 | 80 | 87 | 7 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 22 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 99 |
| 23 | 80 | 79 | -1 | 50 | 49 | -1 | 102 |
| 24 | 80 | 84 | 4 | 50 | 46 | -4 | 119 |
| 25 | 80 | 78 | -2 | 50 | 50 | 0 | 119 |
| 26 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 139 |
| 27 | 80 | 84 | 4 | 50 | 47 | -3 | 139 |
| 28 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 157 |
| 29 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 157 |
| 30 | 100 | 101 | 1 | 65 | 61 | -4 | 40 |
| 31 | 100 | 101 | 1 | 65 | 63 | -2 | 40 |
| 32 | 100 | 111 | 11 | 65 | 61 | -4 | 59 |
| 33 | 100 | 98 | -2 | 65 | 64 | -1 | 59 |
| 34 | 100 | 99 | -1 | 65 | 63 | -2 | 59 |
| 35 | 100 | 107 | 7 | 65 | 59 | -6 | 79 |
| 36 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 79 |
| 37 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 99 |
| 38 | 100 | 104 | 4 | 65 | 61 | -4 | 99 |
| 39 | 100 | 98 | -2 | 65 | 65 | 0 | 99 |
| 40 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 119 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 41 | 100 | 103 | 3 | 65 | 62 | -3 | 119 |
| 42 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 139 |
| 43 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 139 |
| 44 | 100 | 106 | 6 | 65 | 63 | -2 | 146 |
| 45 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 157 |
| 46 | 120 | 133 | 13 | 80 | 66 | -14 | 40 |
| 47 | 120 | 119 | -1 | 80 | 78 | -2 | 40 |
| 48 | 120 | 119 | -1 | 80 | 78 | -2 | 59 |
| 49 | 120 | 124 | 4 | 80 | 71 | -9 | 59 |
| 50 | 120 | 118 | -2 | 80 | 80 | 0 | 79 |
| 51 | 120 | 118 | -2 | 80 | 78 | -2 | 82 |
| 52 | 120 | 126 | 6 | 80 | 73 | -7 | 93 |
| 53 | 120 | 117 | -3 | 80 | 79 | -1 | 99 |
| 54 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 119 |
| 55 | 120 | 121 | 1 | 80 | 76 | -4 | 119 |
| 56 | 120 | 116 | -4 | 80 | 80 | 0 | 139 |
| 57 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 131 |
| 58 | 120 | 126 | 6 | 80 | 77 | -3 | 157 |
| 59 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 157 |
| 60 | 120 | 116 | -4 | 80 | 80 | 0 | 157 |
| 61 | 150 | 151 | 1 | 100 | 98 | -2 | 40 |
| 62 | 150 | 153 | 3 | 100 | 93 | -7 | 40 |
| 63 | 150 | 149 | -1 | 100 | 99 | -1 | 59 |
| 64 | 150 | 148 | -2 | 100 | 99 | -1 | 59 |
| 65 | 150 | 156 | 6 | 100 | 101 | 1 | 79 |
| 66 | 150 | 148 | -2 | 100 | 100 | 0 | 78 |
| 67 | 150 | 148 | -2 | 100 | 100 | 0 | 99 |
| 68 | 150 | 158 | 8 | 100 | 99 | -1 | 99 |
| 69 | 150 | 148 | -2 | 100 | 101 | 1 | 118 |
| 70 | 150 | 147 | -3 | 100 | 100 | 0 | 119 |
| 71 | 150 | 155 | 5 | 100 | 98 | -2 | 139 |
| 72 | 150 | 147 | -3 | 100 | 100 | 0 | 139 |
| 73 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 152 |
| 74 | 150 | 148 | -2 | 100 | 97 | -3 | 157 |
| 75 | 200 | 201 | 1 | 150 | 149 | -1 | 40 |
| 76 | 200 | 201 | 1 | 150 | 148 | -2 | 40 |
| 77 | 200 | 205 | 5 | 150 | 148 | -2 | 59 |
| 78 | 200 | 200 | 0 | 150 | 149 | -1 | 59 |
| 79 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 79 |
| 80 | 200 | 208 | 8 | 150 | 145 | -5 | 79 |
| 81 | 200 | 199 | -1 | 150 | 150 | 0 | 99 |
| 82 | 200 | 199 | -1 | 150 | 151 | 1 | 99 |
| 83 | 200 | 203 | 3 | 150 | 141 | -9 | 119 |
| 84 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 119 |
| 85 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 139 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 86 | 200 | 204 | 4 | 150 | 145 | -5 | 157 |
| 87 | 60 | 65 | 5 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 88 | 60 | 64 | 4 | 30 | 26 | -4 | 40 |
| 89 | 60 | 58 | -2 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 90 | 60 | 60 | 0 | 30 | 29 | -1 | 60 |
| 91 | 60 | 65 | 5 | 30 | 23 | -7 | 79 |
| 92 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 79 |
| 93 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 99 |
| 94 | 60 | 67 | 7 | 30 | 25 | -5 | 97 |
| 95 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 119 |
| 96 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 119 |
| 97 | 60 | 64 | 4 | 30 | 29 | -1 | 138 |
| 98 | 60 | 57 | -3 | 30 | 31 | 1 | 139 |
| 99 | 60 | 58 | -2 | 30 | 31 | 1 | 157 |
| 100 | 60 | 58 | -2 | 30 | 30 | 0 | 157 |
| 101 | 80 | 85 | 5 | 50 | 45 | -5 | 40 |
| 102 | 80 | 82 | 2 | 50 | 48 | -2 | 40 |
| 103 | 80 | 80 | 0 | 50 | 48 | -2 | 60 |
| 104 | 80 | 82 | 2 | 50 | 49 | -1 | 60 |
| 105 | 80 | 79 | -1 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 106 | 80 | 78 | -2 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 107 | 80 | 83 | 3 | 50 | 47 | -3 | 99 |
| 108 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 99 |
| 109 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 119 |
| 110 | 80 | 83 | 3 | 50 | 46 | -4 | 113 |
| 111 | 80 | 76 | -4 | 50 | 51 | 1 | 139 |
| 112 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 138 |
| 113 | 80 | 82 | 2 | 50 | 43 | -7 | 156 |
| 114 | 80 | 77 | -3 | 50 | 50 | 0 | 157 |
| 115 | 100 | 102 | 2 | 65 | 63 | -2 | 40 |
| 116 | 100 | 105 | 5 | 65 | 55 | -10 | 40 |
| 117 | 100 | 98 | -2 | 65 | 64 | -1 | 59 |
| 118 | 100 | 99 | -1 | 65 | 64 | -1 | 59 |
| 119 | 100 | 104 | 4 | 65 | 62 | -3 | 79 |
| 120 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 82 |
| 121 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 90 |
| 122 | 100 | 105 | 5 | 65 | 66 | 1 | 100 |
| 123 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 119 |
| 124 | 100 | 97 | -3 | 65 | 65 | 0 | 109 |
| 125 | 100 | 104 | 4 | 65 | 69 | 4 | 138 |
| 126 | 100 | 97 | -3 | 65 | 66 | 1 | 122 |
| 127 | 100 | 96 | -4 | 65 | 65 | 0 | 157 |
| 128 | 100 | 107 | 7 | 65 | 61 | -4 | 157 |
| 129 | 120 | 123 | 3 | 80 | 74 | -6 | 40 |
| 130 | 120 | 123 | 3 | 80 | 78 | -2 | 43 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 131 | 120 | 118 | -2 | 80 | 80 | 0 | 55 |
| 132 | 120 | 129 | 9 | 80 | 75 | -5 | 60 |
| 133 | 120 | 117 | -3 | 80 | 80 | 0 | 79 |
| 134 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 79 |
| 135 | 120 | 126 | 6 | 80 | 76 | -4 | 99 |
| 136 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 99 |
| 137 | 120 | 116 | -4 | 80 | 80 | 0 | 119 |
| 138 | 120 | 122 | 2 | 80 | 81 | 1 | 119 |
| 139 | 120 | 117 | -3 | 80 | 81 | 1 | 139 |
| 140 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 139 |
| 141 | 120 | 118 | -2 | 80 | 76 | -4 | 157 |
| 142 | 120 | 116 | -4 | 80 | 81 | 1 | 157 |
| 143 | 150 | 148 | -2 | 100 | 99 | -1 | 40 |
| 144 | 150 | 151 | 1 | 100 | 98 | -2 | 40 |
| 145 | 150 | 155 | 5 | 100 | 96 | -4 | 59 |
| 146 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 59 |
| 147 | 150 | 147 | -3 | 100 | 101 | 1 | 79 |
| 148 | 150 | 149 | -1 | 100 | 91 | -9 | 79 |
| 149 | 150 | 146 | -4 | 100 | 101 | 1 | 99 |
| 150 | 150 | 146 | -4 | 100 | 101 | 1 | 99 |
| 151 | 150 | 157 | 7 | 100 | 65 | -35 | 119 |
| 152 | 150 | 146 | -4 | 100 | 101 | 1 | 119 |
| 153 | 150 | 145 | -5 | 100 | 101 | 1 | 138 |
| 154 | 150 | 149 | -1 | 100 | 97 | -3 | 139 |
| 155 | 150 | 146 | -4 | 100 | 102 | 2 | 157 |
| 156 | 150 | 145 | -5 | 100 | 102 | 2 | 157 |
| 157 | 200 | 199 | -1 | 150 | 148 | -2 | 40 |
| 158 | 200 | 200 | 0 | 150 | 148 | -2 | 40 |
| 159 | 200 | 201 | 1 | 150 | 142 | -8 | 59 |
| 160 | 200 | 198 | -2 | 150 | 151 | 1 | 79 |
| 161 | 200 | 197 | -3 | 150 | 151 | 1 | 79 |
| 162 | 200 | 198 | -2 | 150 | 146 | -4 | 99 |
| 163 | 200 | 197 | -3 | 150 | 151 | 1 | 99 |
| 164 | 200 | 197 | -3 | 150 | 151 | 1 | 99 |
| 165 | 200 | 204 | 4 | 150 | 144 | -6 | 119 |
| 166 | 200 | 197 | -3 | 150 | 152 | 2 | 118 |
| 167 | 200 | 196 | -4 | 150 | 152 | 2 | 139 |
| 168 | 200 | 206 | 6 | 150 | 149 | -1 | 139 |
| 169 | 200 | 197 | -3 | 150 | 152 | 2 | 157 |
| 170 | 200 | 204 | 4 | 150 | 143 | -7 | 157 |
| 171 | 60 | 63 | 3 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 172 | 60 | 62 | 2 | 30 | 28 | -2 | 40 |
| 173 | 60 | 63 | 3 | 30 | 20 | -10 | 59 |
| 174 | 60 | 62 | 2 | 30 | 29 | -1 | 59 |
| 175 | 60 | 61 | 1 | 30 | 30 | 0 | 79 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 176 | 60 | 65 | 5 | 30 | 24 | -6 | 79 |
| 177 | 60 | 61 | 1 | 30 | 30 | 0 | 99 |
| 178 | 60 | 61 | 1 | 30 | 29 | -1 | 99 |
| 179 | 60 | 64 | 4 | 30 | 25 | -5 | 99 |
| 180 | 60 | 61 | 1 | 30 | 30 | 0 | 118 |
| 181 | 60 | 60 | 0 | 30 | 29 | -1 | 118 |
| 182 | 60 | 68 | 8 | 30 | 27 | -3 | 138 |
| 183 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 138 |
| 184 | 60 | 60 | 0 | 30 | 30 | 0 | 155 |
| 185 | 60 | 67 | 7 | 30 | 25 | -5 | 155 |
| 186 | 80 | 82 | 2 | 50 | 47 | -3 | 40 |
| 187 | 80 | 86 | 6 | 50 | 43 | -7 | 40 |
| 188 | 80 | 82 | 2 | 50 | 48 | -2 | 59 |
| 189 | 80 | 81 | 1 | 50 | 48 | -2 | 59 |
| 190 | 80 | 87 | 7 | 50 | 44 | -6 | 79 |
| 191 | 80 | 81 | 1 | 50 | 49 | -1 | 79 |
| 192 | 80 | 81 | 1 | 50 | 49 | -1 | 99 |
| 193 | 80 | 85 | 5 | 50 | 45 | -5 | 99 |
| 194 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 118 |
| 195 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 118 |
| 196 | 80 | 75 | -5 | 50 | 46 | -4 | 138 |
| 197 | 80 | 80 | 0 | 50 | 49 | -1 | 138 |
| 198 | 80 | 80 | 0 | 50 | 48 | -2 | 155 |
| 199 | 80 | 86 | 6 | 50 | 45 | -5 | 155 |
| 200 | 100 | 101 | 1 | 65 | 62 | -3 | 43 |
| 201 | 100 | 102 | 2 | 65 | 62 | -3 | 41 |
| 202 | 100 | 105 | 5 | 65 | 58 | -7 | 59 |
| 203 | 100 | 102 | 2 | 65 | 63 | -2 | 59 |
| 204 | 100 | 101 | 1 | 65 | 63 | -2 | 79 |
| 205 | 100 | 104 | 4 | 65 | 57 | -8 | 79 |
| 206 | 100 | 101 | 1 | 65 | 64 | -1 | 96 |
| 207 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 99 |
| 208 | 100 | 103 | 3 | 65 | 63 | -2 | 118 |
| 209 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 109 |
| 210 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 138 |
| 211 | 100 | 104 | 4 | 65 | 64 | -1 | 138 |
| 212 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 142 |
| 213 | 100 | 100 | 0 | 65 | 64 | -1 | 155 |
| 214 | 120 | 122 | 2 | 80 | 76 | -4 | 40 |
| 215 | 120 | 121 | 1 | 80 | 68 | -12 | 40 |
| 216 | 120 | 123 | 3 | 80 | 76 | -4 | 61 |
| 217 | 120 | 123 | 3 | 80 | 77 | -3 | 59 |
| 218 | 120 | 128 | 8 | 80 | 75 | -5 | 79 |
| 219 | 120 | 122 | 2 | 80 | 78 | -2 | 79 |
| 220 | 120 | 121 | 1 | 80 | 79 | -1 | 99 |

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 221 | 120 | 123 | 3 | 80 | 71 | -9 | 99 |
| 222 | 120 | 121 | 1 | 80 | 78 | -2 | 99 |
| 223 | 120 | 120 | 0 | 80 | 78 | -2 | 118 |
| 224 | 120 | 122 | 2 | 80 | 77 | -3 | 118 |
| 225 | 120 | 120 | 0 | 80 | 78 | -2 | 132 |
| 226 | 120 | 122 | 2 | 80 | 76 | -4 | 127 |
| 227 | 120 | 125 | 5 | 80 | 74 | -6 | 139 |
| 228 | 120 | 121 | 1 | 80 | 78 | -2 | 145 |
| 229 | 150 | 154 | 4 | 100 | 92 | -8 | 40 |
| 230 | 150 | 153 | 3 | 100 | 96 | -4 | 40 |
| 231 | 150 | 153 | 3 | 100 | 97 | -3 | 59 |
| 232 | 150 | 156 | 6 | 100 | 95 | -5 | 59 |
| 233 | 150 | 152 | 2 | 100 | 98 | -2 | 79 |
| 234 | 150 | 152 | 2 | 100 | 98 | -2 | 79 |
| 235 | 150 | 154 | 4 | 100 | 97 | -3 | 99 |
| 236 | 150 | 151 | 1 | 100 | 99 | -1 | 99 |
| 237 | 150 | 151 | 1 | 100 | 99 | -1 | 113 |
| 238 | 150 | 152 | 2 | 100 | 93 | -7 | 109 |
| 239 | 150 | 153 | 3 | 100 | 99 | -1 | 156 |
| 240 | 150 | 152 | 2 | 100 | 98 | -2 | 156 |
| 241 | 200 | 212 | 12 | 150 | 144 | -6 | 40 |
| 242 | 200 | 204 | 4 | 150 | 146 | -4 | 40 |
| 243 | 200 | 205 | 5 | 150 | 147 | -3 | 59 |
| 244 | 200 | 205 | 5 | 150 | 145 | -5 | 79 |
| 245 | 200 | 204 | 4 | 150 | 149 | -1 | 79 |
| 246 | 200 | 202 | 2 | 150 | 149 | -1 | 99 |
| 247 | 200 | 204 | 4 | 150 | 139 | -11 | 99 |
| 248 | 200 | 204 | 4 | 150 | 144 | -6 | 118 |
| 249 | 200 | 205 | 5 | 150 | 143 | -7 | 118 |
| 250 | 200 | 204 | 4 | 150 | 142 | -8 | 139 |
| 251 | 200 | 201 | 1 | 150 | 144 | -6 | 138 |
| 252 | 200 | 204 | 4 | 150 | 145 | -5 | 156 |
| 253 | 200 | 206 | 6 | 150 | 147 | -3 | 157 |
| 254 | 200 | 205 | 5 | 150 | 148 | -2 | 139 |
| 255 | 200 | 204 | 4 | 150 | 148 | -2 | 138 |