

**UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN
CANARIA**

**ESCUELA DE INGENIERÍA DE
TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA**



PROYECTO FIN DE CARRERA

**SISTEMA DE DIAGNÓSTICO APLICADO A LA
DETECCIÓN DE LA APNEA OBSTRUCTIVA DEL
SUEÑO MEDIANTE POLIGRAFÍA**

Autor: Ubay Casanova Blancas
Tutores: Antonio G. Ravelo García
Juan Luis Navarro Mesa
Fecha: Julio de 2014

**UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN
CANARIA**

**ESCUELA DE INGENIERÍA DE
TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA**



PROYECTO FIN DE CARRERA

**SISTEMA DE DIAGNÓSTICO APLICADO A LA
DETECCIÓN DE LA APNEA OBSTRUCTIVA DEL
SUEÑO MEDIANTE POLIGRAFÍA**

HOJA DE FIRMAS

Alumno/a

Fdo.: Ubay Casanova Blancas

Tutor/a

Tutor/a

Fdo.: Antonio G. Ravelo García Fdo.: Juan Luis Navarro Mesa

Fecha: Julio de 2014

**UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN
CANARIA**

**ESCUELA DE INGENIERÍA DE
TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA**



PROYECTO FIN DE CARRERA

**SISTEMA DE DIAGNÓSTICO APLICADO A LA
DETECCIÓN DE LA APNEA OBSTRUCTIVA DEL
SUEÑO MEDIANTE POLIGRAFÍA**

HOJA DE EVALUACIÓN

Calificación: _____

Presidente

Fdo.:

Vocal

Secretario/a

Fdo.:

Fdo.:

Fecha: Julio de 2014

Quiero agradecer a todos los que me han ayudado y animado durante todos estos años de estudio.

En primer lugar, agradecer a mis padres y familia el apoyo incondicional que me han brindado y que han hecho posible que pueda acabar esta primera etapa de mi vida. Gracias por confiar siempre en mí.

También quiero dedicar unas palabras a todos mis compañeros de la Escuela, porque gracias a ellos ir a clase día tras día dejaba de ser una rutina. No sé qué hubiera sido de mí sin estos compañeros.

Y un agradecimiento muy especial para mi tutor, Antonio Ravelo, porque me ha transmitido la pasión por aprender y de conocer nuevos campos de este gran mundo que es la Ingeniería.

Gracias.

*We are drowning in information
and starving for knowledge.*

- Rutherford D. Roger

Índice general

I Memoria	1
1. Introducción	3
1.1. Introducción	3
1.2. El SAOS como problema de salud pública	3
1.2.1. Morbilidad	4
1.2.2. Coste para el sistema	4
1.2.3. Mortalidad	5
1.2.4. Tendencia de la sociedad a padecer SAOS	5
1.3. Síntomas del SAOS	5
1.4. Factores de riesgo que favorecen o agravan el SAOS	6
1.5. Antecedentes	7
1.6. Objetivos	8
1.7. Organización de la memoria	9
2. Diagnóstico y tratamiento del SAOS	11
2.1. Introducción	11
2.2. Unidad del sueño	11
2.3. Diagnóstico	12
2.3.1. Modelos de predicción clínica	12
2.3.2. Modelos de predicción objetiva: la polisomnografía	14
2.3.3. Modelos de predicción intermedios	15
2.4. Tratamiento	16

2.4.1. CPAP	16
2.4.2. Dispositivos intraorales	17
3. Señales poligráficas utilizadas	19
3.1. Introducción	19
3.2. Preprocesado de las señales	19
3.3. Señales estudiadas en los experimentos	20
3.3.1. Electrocardiograma (ECG)	21
3.3.2. Saturación de oxígeno en sangre (SaO ₂)	21
3.3.3. Señal o serie RR	22
3.3.4. Señal respiratoria derivada del electrocardiograma (EDR)	22
3.3.5. Señal o serie PP	24
3.4. Segmentación de las señales	24
4. Bases de datos	29
4.1. Introducción	29
4.2. Composición de las bases de datos (BBDD)	29
4.2.1. PhysioNet	30
4.2.2. HuGCDN2014	32
5. Extracción de características	35
5.1. Introducción	35
5.2. Variables temporales	36
5.2.1. Media	36
5.2.2. Desviación típica y varianza	36
5.2.3. Entropía de permutación	36
5.2.4. Análisis de la fluctuación sin tendencia	39
5.3. Variables en dominios transformados	41
5.3.1. Banco de filtros	41
5.3.2. Cepstrum	41

5.4.	Análisis estadístico de los parámetros	42
5.4.1.	U -test de Mann-Whitney-Wilcoxon	43
5.4.2.	H -test de Kruskal-Wallis	44
5.4.3.	Diagrama de caja (<i>boxplot</i>)	45
6.	Clasificador	47
6.1.	Introducción	47
6.2.	Introducción a la regresión logística	48
6.3.	Selección de características	49
6.4.	Validación cruzada	50
6.5.	Umbral de decisión	51
6.5.1.	Curva ROC	51
6.5.2.	Criterio para tomar el umbral	52
7.	Detección automática de SAOS	55
7.1.	Introducción	55
7.2.	Evaluación de los parámetros extraídos	56
7.3.	Parámetros clínicos más significativos	59
7.3.1.	Índice de masa corporal (IMC)	59
7.3.2.	Edad	60
7.3.3.	Número de apneas durante el sueño	61
7.3.4.	Número de hipoapneas durante el sueño	62
7.4.	Resultados del sistema	63
7.4.1.	Base de datos de PhysioNet	64
7.4.1.1.	EDR	64
7.4.1.2.	RR	65
7.4.1.3.	EDR+RR	67
7.4.1.4.	Conclusiones sobre los resultados con la base de datos de PhysioNet	68
7.4.2.	Base de datos de HuGCDN2014	69

7.4.2.1.	EDR	69
7.4.2.2.	RR	70
7.4.2.3.	EDR+RR	72
7.4.2.4.	SaO2	73
7.4.2.5.	Aportación de la señal RR a los pacientes no desaturadores	74
7.4.2.6.	Conclusiones sobre los resultados con la base de datos de HuGCDN2014	77
8.	Sistema físico para recolección de datos	79
8.1.	Introducción	79
8.2.	Objetivo del sistema	80
8.3.	Hardware	80
8.3.1.	Arduino UNO	80
8.3.2.	Wireless SD Shield	81
8.3.3.	Shield e-Health y pulsioxímetro	81
8.3.4.	Conexión del sistema hardware	82
8.4.	Software	83
8.4.1.	Librería eHealth.h	84
8.4.2.	Sketch	84
8.5.	Programación de la placa	86
8.6.	Funcionamiento del sistema	87
A.	Tabla de distribución normal	93
B.	Tabla de distribución chi-cuadrado	95
C.	Regresión Logística	97
C.1.	La función logística (<i>logit</i>)	97
C.2.	Ajuste del modelo de regresión logística	98
D.	Contenido del formato digital	101

II Planos y programas

103

III Pliego de condiciones

111

IV Presupuesto

123

Índice de figuras

1.1. Vía respiratoria abierta y obstruida	4
2.1. Unidad del sueño	12
2.2. Registro de señales mediante polisomnografía	15
2.3. CPAP	17
2.4. DAM	18
3.1. Visualización de señales en Polyman	20
3.2. Pulso de un ECG	21
3.3. Señal de SaO2 con y sin apnea	22
3.4. Obtención serie RR a partir del ECG	23
3.5. Ejemplo de serie RR	23
3.6. Generación señal EDR	26
3.7. Obtención señal PP a partir de la señal de pulso	27
3.8. Segmentación de las señales en 1 minuto	28
3.9. Segmentación de la señal en 5 minutos	28
4.1. Apnea según paciente	33
5.1. Ejemplo de codificación para el cálculo de la PE	38
5.2. Procedimiento para calcular DFA con polinomio lineal	40
5.3. Procedimiento para calcular DFA con polinomio cuadrático	40
5.4. Diagrama de bloques de un banco de filtros	42
5.5. Diagrama de caja	45

6.1. Distribución de clases	48
6.2. Selección de características	50
6.3. Ejemplo de selección de características	51
6.4. Tasas de una validación cruzada	52
6.5. Curva ROC	52
7.1. Diagrama de caja del parámetro PE	57
7.2. Diagrama de caja del parámetro DFA1	57
7.3. Diagrama de caja del parámetro DFA2	58
7.4. Comparación del periodograma de un momento apneico y no apneico	58
7.5. Datos de IMC por grupo	59
7.6. Datos de edad por grupo	60
7.7. Datos de número de apneas por grupo	61
7.8. Datos de número de hipoapneas por grupo	62
7.9. Resultados por paciente con EDR (PhysioNet)	64
7.10. Resultados por paciente con RR (PhysioNet)	66
7.11. Resultados por paciente con EDR+RR (PhysioNet)	67
7.12. Resultados por paciente con EDR (HuGCDN2014)	69
7.13. Resultados por paciente con RR (HuGCDN2014)	71
7.14. Resultados por paciente con EDR+RR (HuGCDN2014)	72
7.15. Resultados por paciente con SaO2 (HuGCDN2014)	73
7.16. Comparativa SaO2 y SaO2+RR para pacientes que no desaturan	76
8.1. Componentes utilizados para el sistema de recolección	79
8.2. Arduino Uno con el shield Wireless SD	81
8.3. Shield e-Health con el pulsioxímetro	82
8.4. Configuración del cableado para conectar el shield e-Health con el Wireless SD Shield	83
8.5. Interfaz Arduino IDE	84
8.6. Cambios en el código de la librería eHealth.h	85

8.7. Sketch para Arduino	86
8.8. Configuración para programar la placa	87
8.9. Puesta en funcionamiento del sistema	87
D.1. Diagrama de funciones y jerarquía	105
D.2. Interfaz SAOSvision	116
D.3. Selección de paciente en SAOSvision	117
D.4. Señales en SAOSvision	118
D.5. Botón Épocas en SAOSvision	119
D.6. Etiquetado manual	120
D.7. Clasificación paciente de una base de datos en SAOSvision	121
D.8. Diagnóstico a partir de un fichero de texto en SAOSvision	122
D.9. Guardar gráficas en SAOSvision	122

Índice de tablas

1.1. Datos de prevalencia del SAOS. Fuente. Apnea del Sueño en Atención Primaria. SEPAR	4
4.1. Pacientes de la base de datos de PhysioNet	31
4.2. Composición base de datos HuGCDN2014	32
4.3. Pacientes de la base de datos de HuGCDN2014	34
5.1. Ejemplo de la prueba de Mann-Whitney-Wilcoxon	44
7.1. Significación de grupos respecto a su IMC	59
7.2. Significación de grupos respecto a su edad	60
7.3. Significación de grupos respecto al número de apneas	61
7.4. Significación de grupos respecto al número de hipoapneas	62
7.5. Resultados con EDR (PhysioNet)	64
7.6. Resultados con RR (PhysioNet)	65
7.7. Resultados con EDR+RR (PhysioNet)	67
7.8. Resultados con EDR (HuGCDN2014)	69
7.9. Resultados con RR (HuGCDN2014)	70
7.10. Resultados con EDR+RR (HuGCDN2014)	72
7.11. Resultados con SaO2 (HuGCDN2014)	73
7.12. Resultados con SaO2 y SaO2+RR (HuGCDN2014)	75

Acrónimos

AASM American Academy of Sleep Medicine

AUC Área bajo la curva

BBDD Base de datos

CON Control

CPAP Presión continua en la vía aérea

DAM Dispositivo de avance mandibular

DES Desaturadores

DFA Detrended fluctuation analysis

EDF European Data Format

EDR Señal respiratoria derivada del ECG

EEG Electroencefalograma

EMG Electromiograma

EOG Electrooculograma

FBANK Banco de filtros

IAH Índice de apneas-hipoapneas durante hora de sueño

IEEE Institute of Electrical and Electronic Engineers

IMC Índice de masa corporal

NDES No desaturadores

PFC Proyecto de final de carrera

PO	Pulsioximetría
PR	Poligrafía respiratoria
PSG	Polisomnografía
PWM	Pulse-Width Modulation
ROC	Característica operativa del receptor
SAOS	Síndrome de apnea obstructiva del sueño
VAS	Vía aérea superior

Parte I
Memoria

Capítulo 1

Introducción

1.1. Introducción

El síndrome de apnea obstructiva del sueño (SAOS) es una entidad caracterizada por frecuentes ronquidos y un colapso repetitivo de la faringe durante el sueño [2]. A estos eventos obstructivos recurrentes se les denomina apneas, y pueden haber de tres tipos:

- Obstructiva: es la más frecuente y se produce por una oclusión de la vía respiratoria y, por tanto, se interrumpe el flujo aéreo. Esto puede provocar que el paciente se despierte inconscientemente para abrir la vía.
- Central: en este caso la vía permanece abierta pero el cerebro deja de enviar las señales necesarias para controlar la respiración. En este caso, es más frecuente que el paciente recuerde que se despertó por la noche para recuperar la respiración.
- Mixta: comienzan como apnea central y con el tiempo acaban teniendo un componente obstructivo.

Las consecuencias directas de estos episodios son descensos en la saturación de oxígeno y despertares transitorios (denominados *arousals*), los cuales son a su vez responsables de una excesiva somnolencia diurna y de trastornos neuropsiquiátricos.

1.2. El SAOS como problema de salud pública

La definición de una enfermedad como un problema de primera magnitud viene determinada por el cumplimiento de una serie de requisitos entre los que se incluyen la morbilidad, la mortalidad, el coste al sistema sanitario, la repercusión social y la tendencia de la sociedad a padecer el problema, así como la posibilidad de disponer en el futuro fácil acceso a su tratamiento. El SAOS cumple todas estas circunstancias para ser considerado un problema de salud pública.

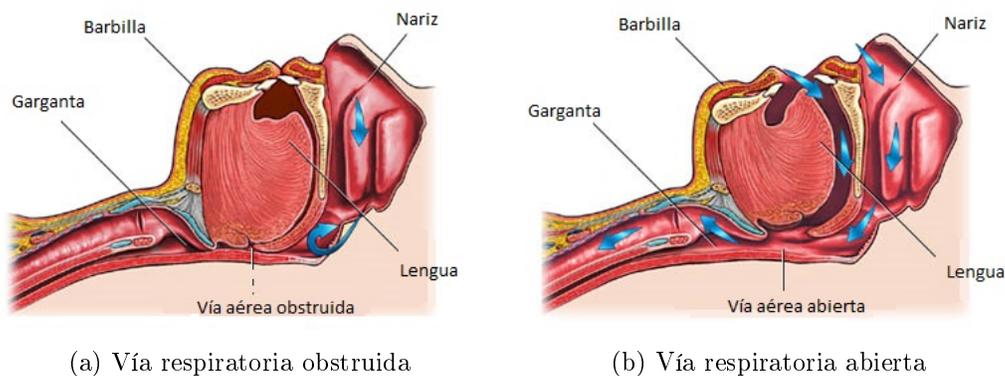


Figura 1.1: Vía respiratoria abierta y obstruida

1.2.1. Morbilidad

La morbilidad mide la proporción de personas que se enferman en un sitio y tiempo determinado. Estudios poblacionales con métodos epidemiológicos robustos durante la década de los 90 demostraron que, lejos de ser una rara enfermedad, el SAOS era extremadamente común.

Autor/Ciudad	Pacientes	Prevalencia
Young (Wisconsin)	602	24 (4%)
Bearpark (Australia)	486	25 (5,1%)
Bixler (Pensilvania)	4.364	17 (0,4%)
Durán (España)	4.296	34 (0,8%)

Tabla 1.1: Datos de prevalencia del SAOS. Fuente. Apnea del Sueño en Atención Primaria. SEPAR

En España se estima que hay entre 5-7 millones de personas con apneas de sueño y entre 1.200.000 y 2.150.000 personas sufren enfermedad relevante y por tanto, potencialmente pacientes de ser tratados. Sin embargo, sólo están diagnosticados y tratados entre el 5-9%..

1.2.2. Coste para el sistema

Aunque el coste real (directo e indirecto) es difícil de calcular, el SAOS parece ser causa de un elevado coste económico. Al costo directo del diagnóstico hay que sumarle los costos del personal sanitario encargado de la vigilia del paciente durante la noche de estudio, así como el proceso posterior de etiquetado de apneas realizado a partir de la señales obtenidas. Además, hay que añadir los costos del tratamiento, comorbilidad, etc. A los costos indirectos se le deben añadir aquellos debidos a la pérdida de trabajo, productividad, etc.

1.2.3. Mortalidad

El aumento de la mortalidad que ocurre en el SAOS se ha constatado en diferentes estudios y viene influida por un lado, por la hipoxemia recurrente nocturna que incrementa la actividad del sistema nervioso y aumenta el riesgo de formación excesiva o inadecuada de coágulos de sangre en los pacientes con SAOS, lo cual provoca un aumento del riesgo de las complicaciones cardiovasculares como la hipertensión, enfermedad coronaria y accidentes cerebrovasculares y aumento en la posibilidad de arritmias. Por otro lado, la somnolencia diurna es la principal responsable de los accidentes de tráfico, laborales y domésticos que también puede provocar un aumento de la mortalidad.

Los pacientes con SAOS tienen entre 7 y 10 veces más riesgo de tener un accidente de tráfico que la población general y están más expuestos a presentar accidentes laborales y domésticos. El anexo IV del RD 772/1997 establece que los conductores que presenten síndrome de apnea obstructiva del sueño, trastornos relacionados con él u otras causas de somnolencia diurna y que deseen obtener o renovar el permiso de conducir deberán aportar al centro de reconocimiento de conductores un informe favorable de una unidad de sueño en el que conste que están recibiendo tratamiento y control de la sintomatología diurna. Estos permisos tienen un período máximo de vigencia inferior al ordinario (2 años para los conductores no profesionales y 1 año para los profesionales). Es obligación de todos, médicos, autoridades y pacientes, favorecer el diagnóstico y el tratamiento de esta enfermedad, en especial en los pacientes en situaciones de riesgo, de forma que se eviten accidentes, a ellos mismos o a terceros.

1.2.4. Tendencia de la sociedad a padecer SAOS

Dado que entre los factores de riesgo del SAOS (género, edad, obesidad, historia familiar y factores genéticos y cráneo-faciales), la obesidad es el principal y esta sufre un claro aumento de proporciones epidémicas en los últimos tiempos, la tendencia de evolución del SAOS es hacia un considerable incremento.

1.3. Síntomas del SAOS

Las personas que padecen el SAOS, por lo general comienzan a roncar muy fuerte poco después de quedarse dormidos. De esta manera se pueden enumerar ciertas características producidas por este ronquito:

- A menudo, el ronquido se vuelve más fuerte.
- El ronquido es interrumpido por un largo período de silencio mientras su respiración se detiene (está sufriendo una apnea).
- El silencio va seguido por un fuerte resoplido y jadeo, a medida que se trata de respirar.

- Este patrón se repite durante toda la noche.

Muchas personas con SAOS no saben que su respiración arranca y se detiene durante la noche. Generalmente, son otros miembros de la familia los que oyen los ronquidos fuertes, el jadeo y el resoplido. El ronquido puede ser tan fuerte que se oye a través de las paredes.

Los síntomas que puede sentir la persona una vez se ha despertado y ha estado sufriendo continuas apneas durante la noche son los siguientes:

- Despertarse cansada en la mañana.
- Sentirse soñolienta o adormecida durante todo el día.
- Personalidad irritable.
- Lapsus de memoria.
- Quedarse dormida mientras trabajan, leen o ven televisión.
- Sentirse soñolienta mientras conducen o incluso quedarse dormida al conducir.
- Tener dolores de cabeza difíciles de tratar.

1.4. Factores de riesgo que favorecen o agravan el SAOS

Como toda enfermedad, existen factores que favorecen el SAOS, ya sea debido a la propia fisonomía del individuo o por malos hábitos.

- Edad. Se piensa que existe una disminución en la actividad de la musculatura de la vía aérea superior (VAS).
- Género. Existe una mayor prevalencia en hombres que en mujeres, las cuales presentan un mayor tono del músculo geniogloso¹.
- Obesidad. Aunque no está clara su patogénesis en la enfermedad es evidente que un porcentaje relevante de pacientes con SAOS son obesos y que la reducción de peso en estos pacientes se traduce en una mejoría del SAOS, con una disminución del número de apneas y una mejoría de la oxigenación nocturna. Reducciones del 5-10 % son capaces de disminuir el número de apneas durante el sueño y mejorar la sintomatología.
- Higiene de sueño. Es imprescindible conseguir una adecuada higiene de sueño. Hay que tener en cuenta que la causa más frecuente de somnolencia excesiva durante el día es unos malos hábitos de sueño, condicionados por horarios de sueño no regulares y/o inadecuadas rutinas de sueño. Además, se ha visto que la privación de sueño reduce el tono muscular e incrementa la colapsabilidad de la VAS, por lo que puede agravar un SAOS pre-existente.

¹La contracción del músculo geniogloso, presente en la lengua, estabiliza y alarga la sección superior de respiración

- Posición corporal. Algunos pacientes sólo tienen SAOS al adoptar la posición de decúbito supino (boca arriba) y todos los SAOS se agravan en esa posición por lo que es mejor evitarla. Se define un SAOS postural cuando el número de apneas durante el sueño en la posición en decúbito supino es al menos el doble que en decúbito lateral.
- Alcohol. Su consumo precipita y/o agrava un SAOS existente por depresión de la actividad de la musculatura dilatadora faríngea favoreciendo un desequilibrio entre las fuerzas dilatadoras y las constrictoras de la VAS.
- Tabaco. Los fumadores tienen un mayor riesgo de desarrollar roncopatía y se ha visto como ésta puede disminuir tras reducir el hábito.

1.5. Antecedentes

El desconocimiento y la poca importancia dada al SAOS como una enfermedad de primera magnitud ha hecho que su diagnóstico no haya sido objeto de estudio por la comunidad científica hasta hace unos años. Debido a que en los últimos tiempos se ha comprobado que sufrir esta patología podía causar graves problemas secundarios, los médicos han comenzado a realizar la prueba a mayor cantidad de pacientes, por lo que las listas de espera han aumentado de forma considerable. Además de que es un proceso muy costoso, ya que el diagnóstico se realiza de forma manual por un especialista.

A lo largo de los últimos años, se han ido sucediendo varias investigaciones científicas [22, 23, 24, 28, 26, 14] en torno al diagnóstico automático de esta patología. El creciente interés en el diagnóstico del SAOS viene en gran medida debido a la competición que se desarrolló entre febrero y septiembre de 2000, y que fue organizada por Computers in Cardiology² y PhysioNet y consistió en el diagnóstico de apneas automático tanto a nivel de cuantificación (diagnosticar correctamente una apnea en un minuto) como a nivel global del paciente. Por ese motivo, de ese mismo año, hay diferentes estudios [14, 26, 7] utilizando diferentes parámetros de la señal ECG.

La apnea se manifiesta de diferente forma en función de cada individuo, pero generalmente viene acompañada de una reducción en la saturación de oxihemoglobina (disminuye el oxígeno en la sangre). Esto hace de la señal de saturación de oxígeno en sangre (SaO₂) una señal muy significativa en el estudio de esta patología. Aunque según la American Academy of Sleep Medicine (AASM) [5] la identificación de una apnea no requiere de un criterio de desaturación, este hecho es muy frecuente, y facilita a los especialistas en su anotación de apneas.

Aunque en el mayoría de los casos se produce una desaturación en los momentos apneicos, en ciertos individuos no se observa este comportamiento, lo que hace que la señal de SaO₂ tenga sus límites para estos pacientes. Por ello, el estudio de otras señales es deseable para

²Computers in Cardiology es un congreso anual que está financiado por el Institute of Electrical and Electronic Engineers (IEEE)

el diagnóstico de apneas, puesto que no se puede confiar toda la carga del sistema en una única señal.

La señal RR, derivada del electrocardiograma, ofrece también buenas prestaciones. El estudio de la variabilidad del RR durante mucho tiempo estuvo confinado a los laboratorios, sin embargo con los recientes avances en la tecnología de los microprocesadores, este análisis puede llevarse a cabo clínicamente. Es utilizada para analizar la variabilidad de la frecuencia cardíaca, por lo que aporta información sobre el comportamiento del corazón.

1.6. Objetivos

El objetivo fundamental de este proyecto es desarrollar un sistema automático que ayude al especialista en su labor de clasificación de estados de apnea a partir de la poligrafía. Así como determinar si un paciente sufre o no la patología a nivel global. Obviamente, es deseable que el sistema sea robusto e independiente de la base de datos a utilizar. Para ello, se utilizarán varias bases de datos con las que comparar resultados y comprobar que, efectivamente, el sistema propuesto en este proyecto es totalmente independiente de las bases de datos y de la calidad de las señales que se pueden obtener de ellas. Enumerando los objetivos de este proyecto se podrían considerar los siguientes:

- Base de datos. Recopilar y adaptar diferentes bases de datos. En la actualidad existen varias bases de datos públicas en Internet que son ampliamente utilizadas para este tipo de estudios. También sería interesante poder obtener una base de datos única para este proyecto.
- Reducir lo máximo posible el número de electrodos que debe soportar el paciente durante el estudio de la patología. De esta manera, se logrará un sistema más cómodo y simple.
- Nuevas técnicas de extracción de variables de las señales. La detección de rasgos o patrones es muy dependiente de la aplicación concreta que se tenga entre manos. Se trata más de un arte que de una ciencia y ha sido, en ocasiones, la intuición y la experiencia los que han guiado a los investigadores en su elección.
 - La señal de saturación de oxígeno en sangre (SaO₂). Esta señal es muy significativa para la detección de apneas, pues los especialistas se guían especialmente de esta señal para decidir si se está produciendo una apnea o no. Se espera trasladar esta experiencia a un sistema automático que ayude a diagnosticar mejor la patología.
 - La serie RR. Se intentará conseguir características de esta señal que aporten información significativa para separar los momentos de apnea y no apnea. De esta señal se espera, además, que pueda encontrar información relevante en el caso de pacientes que no son correctamente diagnosticados utilizando la señal SaO₂.

- **Clasificación.** Se espera conseguir un clasificador que aporte una calidad de predicción notable, con tasas de acierto elevada. De esta manera, más pacientes podrán ser bien diagnosticados y el sistema global obtendrá una gran precisión.
- **Implementación.** Conseguir un sistema físico, a partir del cual se puedan extraer las señales poligráficas y procesarlas, ya sea en el mismo sistema, o posteriormente en un ordenador.

Como conclusión, y como objetivo principal de este Proyecto de Fin de Carrera (PFC), se plantea lograr un sistema que simplifique el diagnóstico de la enfermedad usando el menor número de señales poligráficas posibles, y así evitar el traslado del paciente a un centro hospitalario, permitiéndole incluso autodiagnosticarse de forma fiable en casa gracias a un sistema automático y portable.

1.7. Organización de la memoria

La presente memoria está compuesta por 7 capítulos y 4 anexos, así como los apartados de Planos y Programas, Pliego de Condiciones y Presupuesto. A continuación, se describe brevemente el contenido de cada uno de ellos:

- **Capítulo 1.** Introducción. Introducción al problema planteado, conocimientos generales del problema y los estudios precedentes para resolverlo. Se describen los objetivos principales del proyecto.
- **Capítulo 2.** Diagnóstico y tratamiento del SAOS. Se explican los distintos procedimientos utilizados actualmente para diagnosticar el SAOS, así como sus posibles tratamientos.
- **Capítulo 3.** Señales poligráficas utilizadas. Se explica el método de obtención de señales derivadas de otras. Se describe la forma de segmentar la señal para utilizarla en el software.
- **Capítulo 4.** Bases de datos. Descripción y características de las señales utilizadas para el presente proyecto.
- **Capítulo 5.** Extracción de características. Descripción de los tipos de variables que se van a utilizar. También se explican los diferentes tests de hipótesis que se utilizarán en los parámetros clínicos.
- **Capítulo 6.** Clasificador. Introducción al clasificador empleado en el proyecto. Se explica la metodología de entrenamiento seguida y cómo se seleccionan las variables más significativas del proceso.
- **Capítulo 7.** Detección automática de SAOS. Presentación de resultados obtenidos por todo el sistema.
- **Capítulo 8.** Sistema físico para recolección de datos. Descripción del sistema hardware diseñado para registrar diferentes señales fisiológicas.

- **Anexo A.** Tabla de distribución normal.
- **Anexo B.** Tabla de distribución chi-cuadrado.
- **Anexo C.** Regresión Logística. Se analiza en profundidad cómo funciona el clasificador empleado.
- **Anexo D.** Contenido del formato digital. Se describe la forma de presentar los archivos dentro de los CD-ROM aportados junto a esta memoria.
- **Planos y Programas.** Se exponen las diferentes funciones utilizadas con sus parámetros de entrada y salida.
- **Pliego de Condiciones.** Es el documento contractual, de carácter exhaustivo y obligatorio en el cual se establecen las condiciones del proyecto. También se especifica el procedimiento para utilizar la interfaz SAOSvision.
- **Presupuesto.** Se detalla el presupuesto necesario para la realización de este Proyecto de Fin de Carrera.

Capítulo 2

Diagnóstico y tratamiento del SAOS

2.1. Introducción

El SAOS se diagnostica y se trata en las unidades de sueño, donde se realiza una historia clínica dirigida a los trastornos del sueño y una exploración de la vía respiratoria superior. Se debe hacer un diagnóstico diferencial adecuado, ya que hay multitud de trastornos del sueño, muchos de los cuales presentan una sintomatología clara de somnolencia diurna.

2.2. Unidad del sueño

El laboratorio de sueño[6] es un área de estudios electrofisiológicos (como lo puede ser un área para realizarse un electroencefalograma, un electrocardiograma o una prueba de esfuerzo) en donde al paciente le es colocado una serie de sensores (electrodos, bandas y micrófonos) para poder monitorear sus funciones corporales durante el sueño. Para ello el área que se acondiciona para atender al paciente es similar a una habitación de hotel, con comodidades como: cama matrimonial, mesa de noche, lámpara, baño, televisor (en algunos casos) entre otros aditamentos. La razón primordial de esto es que como se evaluarán las funciones corporales durante el sueño, el paciente debe dormir y permanecer en la habitación durante la noche.

El estudio de sueño se realiza mediante una técnica llamada polisomnografía. Dicho estudio debe ser realizado en un ambiente adecuado para el mismo, y lo debe ejecutar un personal técnico entrenado y capacitado y solo debe ser indicado estrictamente por un médico. Adicionalmente, el paciente debe ser preparado apropiadamente para la realización del mismo. No debe ingerir bebidas alcohólicas ni café desde el día previo al estudio, debe acudir con el cabello lavado y seco y dormir menos de lo habitual el día anterior.

Al paciente se le deja solo aproximadamente una hora y media para que se coloque su ropa de cama y se relaje en el cuarto y así progresivamente sienta la habitación propia y menos extraña. Luego, el técnico le realiza un cuestionario clínico, llena la historia técnica



Figura 2.1: Unidad del sueño

y se le toman las constantes vitales. Posteriormente, inicia la fase de conexión en la cual se le colocan electrodos en la cabeza, rostro y piernas para medir la actividad eléctrica cerebral, los movimientos de los ojos, los latidos del corazón y los movimientos de piernas respectivamente. Estos electrodos se colocan sobre la piel y el cuero cabelludo con una pasta especial de forma completamente indolora (no se utilizan electrodos de aguja y ninguno de los dispositivos colocados transmiten descargas eléctricas). Adicionalmente, se coloca una cánula de plástico ligera en la nariz para medir la respiración, un micrófono para medir ronquidos, unos cinturones en tórax y abdomen para medir la expansión del torso con la respiración y un medidor de la oxigenación de la sangre en uno de sus dedos (como los utilizados en las unidades de terapia intensiva, los cuales funcionan a través de una luz, de igual forma, absolutamente indoloros).

Una vez conectado, el paciente se acuesta en la cama, se realizan unas pequeñas pruebas para asegurarse que todos los electrodos funcionan bien, y el paciente es dejado a solas para dormir. Durante toda la noche, el técnico polisomnografista está vigilando las variables del paciente a través de la computadora, y en caso de requerir algún tipo de asistencia, el paciente dispone de un timbre, con el que puede llamar al técnico en cualquier momento.

2.3. Diagnóstico

Los estudios diagnósticos en el abordaje del SAOS pueden dividirse en dos tipos: aquellos realizados mediante predicción clínica y los realizados objetivamente mediante polisomnografía.

2.3.1. Modelos de predicción clínica

La primera evaluación que un médico realiza para llegar al diagnóstico de una enfermedad es la anamnesis¹ y la exploración física. Desde un punto de vista práctico, la enfermedad ideal es aquella en la que se puede realizar un diagnóstico clínico con fiabilidad, evitando

¹Conjunto de los datos clínicos relevantes y otros del historial de un paciente.

la realización de pruebas complementarias. Con ello, se consigue disminuir el tiempo y los recursos empleados en el diagnóstico, además de establecer de una forma más rápida el tratamiento adecuado.

Un test que hace posible calcular un índice es la prueba de sueño de Epworth, la cual fue desarrollada por investigadores en Australia y es ampliamente usada por profesionales del sueño alrededor del mundo para medir problemas de falta de sueño. Esta escala tiene como objetivo diferenciar las personas sanas de pacientes con ciertas patologías del sueño. Se considera que una puntuación entre 11 y 15, indicaría una sospecha de SAOS de tipo moderado y una puntuación ≥ 16 es indicativa de apnea severa. La redacción del cuestionario es sencilla y evita el uso de términos médicos. Las preguntas son contestadas mediante una escala de cuatro valores: 'nunca', 'rara vez', 'a veces' y 'a menudo'.

Otros modelos utilizan otras variables para determinar la probabilidad de que un paciente sufra el SAOS. Casi todos ellos utilizan medidas antropométricas, como el índice de masa corporal o el perímetro del cuello, así como alteraciones del sueño referidas, tales como ronquidos, pausas de apnea o despertares asfícticos. A modo de ejemplo, se incluyen algunos de los modelos utilizados para determinar la probabilidad de padecer SAOS.

El modelo desarrollado por Crocker utiliza la siguiente fórmula para establecer la probabilidad de SAOS:

$$\text{Probabilidad SAOS (Crocker)} = \frac{1}{1 + e^{-(13,9+0,06*edad+2,98*a+0,23*IMC+1,35*b)}}$$

Siendo $a = 1$ si existen apneas referidas o $a = 0$ si no, y $b = 1$ si existe hipertensión arterial o $b = 0$, si no.

Otro modelo que tiene en cuenta otras variables está definido por Vinner mediante la siguiente ecuación:

$$\text{ProbabilidadSAOS (Vinner)} = \frac{e^{(-10,5132+0,9164*sexo+0,047*edad+0,1869*IMC+1,932*ronquido)}}{(1 + e^{(-10,5132+0,9164*sexo+0,047*edad+0,1869*IMC+1,932*ronquido)})}$$

Donde $sexo = 1$ para hombres y 0 para mujeres, y $ronquido = 1$ para presente y 0 para ausente.

Otros modelos establecen una puntuación a partir de la cual definen un punto de corte que determina si ese paciente padece SAOS. Es el caso del modelo de Flemons:

$$\text{Punt. clínicaSAOS (Flemons)} = (10 - 2,132 + 0,069*PC + 0,31*a + 0,206*b + 0,224*c) + 1$$

Siendo PC el perímetro del cuello. Las otras tres variables tendrán el valor 1 en caso de padecerlas y 0 en caso contrario, siendo 'a' equivalente a hipertensión, 'b' a ronquido y 'c'

a despertares asfícticos. Una puntuación < 5 tiene una probabilidad post-test del 17%, y una puntuación > 15 tiene una probabilidad post-test del 81%.

En el modelo de Sharma la fórmula utilizada es la siguiente:

$$\text{Punt. clínica SAOS (Sharma)} = 1,378 * \text{género} + 0,064 * \text{WHR} + 0,21 * \text{NC}$$

En donde *género* = 0 en mujeres o 1 en hombres; WHR: porcentaje del índice cintura cadera normal (tomado este como 0.85); NC perímetro del cuello. El valor de 16.62 se establece como punto de corte.

A pesar de la limitación en los modelos, varias son las lecturas positivas que se pueden extraer analizando estos resultados:

- El hecho de basarse en hallazgos clínicos los hace poseer un alcance potencialmente universal.
- Son modelos muy sensibles, es decir, funcionan muy bien para descartar el SAOS, ya que un resultado negativo hace poco probable la presencia de la enfermedad.
- Pueden usarse como herramientas de priorización de unos recursos relativamente escasos como son los laboratorios del sueño, ya que se podría dar prioridad a los pacientes con puntuaciones más elevadas y de esta forma intentar disminuir el plazo para instaurar un tratamiento adecuado en aquellos que tienen más probabilidad clínica de tener un SAOS y además tener un grado de mayor severidad.

2.3.2. Modelos de predicción objetiva: la polisomnografía

El diagnóstico del SAOS requiere la presencia de clínica compatible y la demostración de alteraciones respiratorias durante el sueño. El método objetivo y que no da lugar a dudas para el diagnóstico del SAOS es la polisomnografía (PSG). Se trata del registro simultáneo, realizado en el laboratorio del sueño de forma vigilada por un técnico, de las variables neurofisiológicas: electroencefalograma (EEG), electrooculograma (EOG) y electromiograma (EMG) mentoniano, y de las variables respiratorias: flujo oronasal, esfuerzo respiratorio y saturación de oxígeno en la sangre arterial. La monitorización de las variables neurofisiológicas permite separar el sueño de la vigilia, identificar las fases 1, 2, 3 y 4 de sueño NREM y el sueño REM y detectar los arousals corticales, que son cambios bruscos en la frecuencia del EEG, con una duración mínima de 3 segundos y en caso de ocurrir durante el sueño REM, han de acompañarse de un aumento del tono del EMG, aunque hay discrepancias sobre estos aspectos.

Los criterios para establecer el diagnóstico de SAOS, así como su gravedad, se basan en el número promedio de eventos respiratorios por hora de sueño en la PSG. Se expresa con el índice de apneas-hipoapneas durante el sueño (IAH). Para clasificar a los pacientes según su IAH existen unos valores establecidos por la American Academy of Sleep Medicine (AASM) que indican si una persona sufre o no la patología.

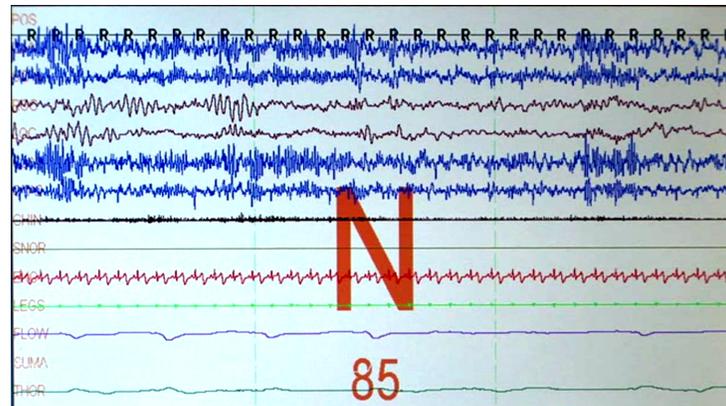


Figura 2.2: Registro de señales mediante polisomnografía

- $IAH < 5$. Se considera un paciente sano.
- $IAH > 5$. Paciente que padece la patología y que debe seguir un tratamiento.

En los últimos años se ha hecho una clasificación más rigurosa en la que se separa a aquellos pacientes con IAH menor a 30 y a los que tienen un IAH mayor a 30. Aquellos que están entre esos valores intermedios de 5 y 30 se les denomina *borderline*, y se considera que sufren la patología de manera leve, mientras que los que superan los 30 son considerados casos graves.

2.3.3. Modelos de predicción intermedios

Los estudios diagnósticos en el abordaje del SAOS pueden dividirse en varios tipos, según la complejidad técnica, los recursos empleados y los resultados obtenidos. En las secciones anteriores se explicaron dos métodos: uno basado en observaciones del paciente sin realizar un estudio del sueño; y el 'gold standard', que es la polisomnografía, el cual es el método más completo y efectivo para el diagnóstico del SAOS. Se puede considerar que son los métodos extremos para diagnosticar la patología. Existen variantes intermedias que permiten, también, determinar si un paciente está enfermo o no. Para ello, se debe conocer los elementos constituyentes de cada uno de estas variantes, para así poder alcanzar un equilibrio coste-efectividad adecuado.

- Variante 1. Dispositivos con canales limitados (entre 4 y 7 canales). Se incluyen en este nivel las poligrafías respiratorias (PR). La PR puede realizarse en el laboratorio de sueño o en el domicilio y consiste en el análisis de las variables respiratorias y cardíacas sin evaluar las variables neurofisiológicas. Generalmente se evalúa el flujo nasal, movimientos toracoabdominales, posición corporal, saturación de oxihemoglobina y también puede registrarse frecuencia cardíaca y ronquido
- Variante 2. uno o dos canales, siendo uno de ellos habitualmente la pulsioximetría (PO). La PO es un método empleado en el diagnóstico del SAOS y presenta la ventaja que puede ser domiciliaria. Aunque la PO es una prueba simplificada útil

para identificar la presencia de apneas e hipopneas de una manera indirecta, a través de las consecuencias que los eventos respiratorios tienen sobre la curva de SaO₂ nocturna, hay que tener en cuenta que puede proporcionar resultados falsos negativos, sobre todo en pacientes jóvenes, no obesos y sin otras patologías, en los que las apneas pueden no dar lugar a desaturaciones.

2.4. Tratamiento

El tratamiento del SAOS debe ir encaminado a resolver los síntomas asociados, normalizar la estructura del sueño, el IAH y la desaturación de hemoglobina, así como a reducir el riesgo de complicaciones sistémicas. Desde el punto de vista de salud pública será importante disminuir los costes directos e indirectos generados por la enfermedad.

La elección del tratamiento más adecuado para cada paciente con SAOS es motivo continuo de debate ya que no se conoce con exactitud la historia natural de la enfermedad y tiene importantes implicaciones económicas derivadas. Las alternativas abarcan desde una serie de medidas generales que disminuyen el colapso de la vía aérea superior, distintas técnicas quirúrgicas, fármacos y dispositivos que estabilizan la vía aérea superior y evitan también su colapso. Con mucho, la administración de presión positiva continua en la vía aérea (CPAP) es el tratamiento más eficaz para el SAOS.

2.4.1. CPAP

La causa del SAOS es la obstrucción mecánica de las vías respiratorias altas. Cuando las paredes de la vía aérea no tienen una consistencia suficiente o están inflamadas o comprimidas, la disminución de la presión o succión que se produce al inspirar puede generar una obstrucción total o parcial.

Hasta hace unos años, el único tratamiento eficaz para evitar la obstrucción de la vía aérea era la realización de una traqueotomía, pero dada la agresividad de este tratamiento, se efectuaba sólo en casos muy graves. Esto cambió radicalmente a raíz de los trabajos del Dr. Sullivan, médico australiano que desarrolló un tratamiento sencillo, eficaz y poco agresivo. Sullivan pensó, que si la presión negativa de succión producía el cierre de las vías respiratorias, logrando una presión positiva interna suficiente se podría evitar este cierre. El sistema que logra este objetivo es el CPAP y esencialmente consiste en producir un flujo de aire que aumenta la presión por medio de un compresor o turbina. Este aire ambiental (no es oxígeno) se aplica por medio de una mascarilla, que en la mayoría de los casos es sólo nasal, lo que mejora la tolerancia y facilita su aplicación.

La CPAP corrige las apneas obstructivas, mixtas y, frecuentemente las centrales, y también suprime el ronquido. Evita desaturaciones de oxígeno, los despertares electroencefalográficos (arousals) secundarios a los eventos respiratorios y normaliza la arquitectura del sueño. Como consecuencia de ello, la CPAP produce la remisión de los



Figura 2.3: CPAP

síntomas, disminución y/o eliminación de la somnolencia diurna (evaluada subjetiva y objetivamente), desaparición del cansancio y mejoría de la calidad de vida.

2.4.2. Dispositivos intraorales

Un lugar importante de obstrucción es la orofaringe y en concreto la base de la lengua. En un principio, se propusieron dispositivos dentales que sujetasen, incluso traccionasen, hacia delante la mandíbula. Entre estos dispositivos, los más usados son los dispositivos de avance mandibular (DAM). Los DAM en sus versiones de avance fijo y avance regulable, son los realmente eficaces en el manejo de los problemas obstructivos de la VAS.

Los DAM son dispositivos que se introducen en la boca modificando la posición de la mandíbula, lengua y otras estructuras de soporte de la VAS para el tratamiento del ronquido y/o el SAOS. Son considerados como una alternativa válida de primera elección, para roncadores simples, pacientes con SAOS leve y SAOS leve-moderado con bajo índice de masa corporal, y como segunda elección en pacientes que no responden o rechazan las CPAP.

Estos dispositivos consisten en dos moldes de las arcadas dentales superior e inferior unidos entre si. Los DAM variables suelen llevar unos tornillos reguladores que modifican la posición relativa de la arcada inferior y que permite un adelantamiento progresivo, son mas grandes e incómodos que los fijos, cuyo diseño más simplificado, consiste en unos moldes finos pegados con resina en una posición determinada de avance.



Figura 2.4: DAM

Capítulo 3

Señales poligráficas utilizadas

3.1. Introducción

En este capítulo se analizan y se discuten las diferentes técnicas de procesamiento utilizadas para las señales utilizadas en este PFC. Para ello, es de vital importancia conocer cierta información de cómo se han obtenido dichas señales; información como su frecuencia de muestreo, filtros utilizados, etc. Una vez conocidos estos datos, se debe recurrir a algún software especializado que permita manipular estas señales de manera precisa. Para este PFC se ha utilizado MatLab [11], de la empresa The Mathworks, Inc. MatLab es una herramienta de software matemático diseñado especialmente para el trabajo con matrices de datos, posee un lenguaje de programación propio (lenguaje M) y está disponible para las plataformas Unix, Windows, Mac OS X y GNU/Linux .

3.2. Preprocesado de las señales

Las señales obtenidas directamente por poligrafía deben ser acondicionadas para que puedan ser utilizadas por MatLab. Dependiendo de la BBDD y de cómo sean dadas las señales se deben realizar diferentes preprocesados. Además, en multitud de ocasiones no se trabaja con las señales fisiológicas obtenidas directamente, sino con derivados. Este es el caso del ECG, cuya señal, aunque de muy fácil obtención, ya que únicamente se deben colocar electrodos de superficie sobre las extremidades o el pecho, es muy poco robusta y propensa a perder su estabilidad. Para solucionar esta limitación inherente a esta señal, se debe recurrir a técnicas avanzadas de procesamiento de señal que permitan recopilar toda la información que da el ECG pero sin perder la robustez de otro tipo de señales.

Para la BBDD de PhysioNet, los ECG son dados directamente como un vector de datos junto a otro fichero que indica el etiquetado por minuto. Por lo tanto, a esta señal únicamente habrá que realizarle el preprocesado deseado para obtener el derivado del ECG que se necesite y seccionarla en épocas.

La base de datos de HuGCDN2014 incorpora todas las señales proveniente de la polisomnografía, de las cuales se utilizarán las señales de ECG y de SaO2 junto a un fichero de texto que indica si en ese minuto se ha producido apnea o no. Todas las señales recopiladas durante la noche de estudio del paciente, son convertidas a formato EDF (European Data Format) .

Este tipo de formato fue desarrollado por ingenieros del campo de la medicina para intercambiar y almacenar fácilmente múltiples canales biológicos y fisiológicos [1]. Desde la misma página web donde se especifica el formato, se pueden descargar varios programas para visualizar las diferentes señales. Uno de ellos es el Polyman, el cual es un software que ofrece distintas opciones de análisis automático, así como opciones para realizar anotaciones sobre las señales. Su interfaz gráfica se puede ver en la Figura 3.1. Polyman también permite extraer otro tipo de información como la frecuencia de muestreo utilizada para cada señal, el canal en el que se guardó cada señal o información propia del paciente diagnosticado.

Una vez se tienen localizados los canales correspondientes a las señales que se van a utilizar, se debe realizar un pequeño programa que convierta esos datos a un tipo de formato que pueda ser leído por MatLab.

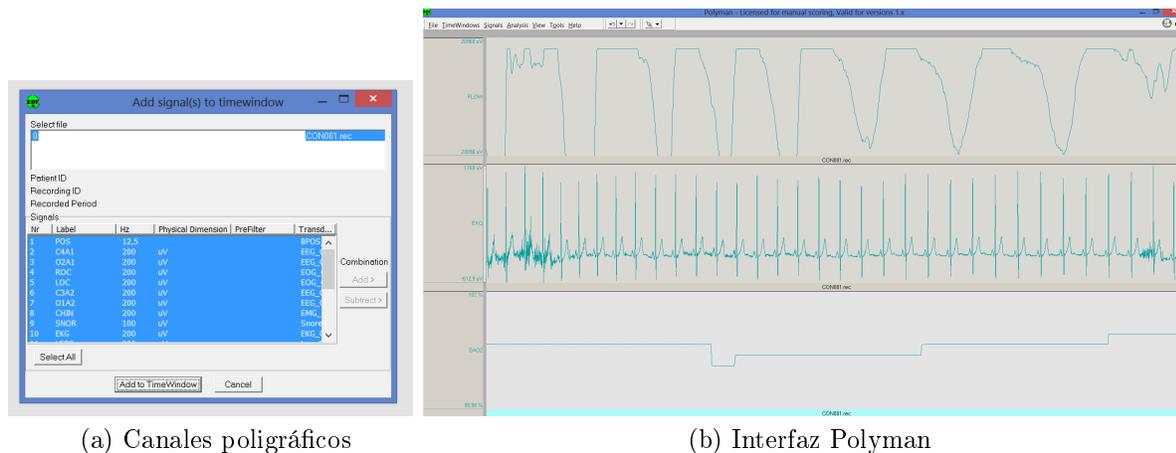


Figura 3.1: Visualización de señales en Polyman

3.3. Señales estudiadas en los experimentos

Como se indicó en el apartado anterior, muchas veces se recurre a señales derivadas de otras que proporcionan información significativa, pero que son mucho más robustas y permiten extraer características de ellas de manera más fiable. Cuando se produce una apnea, la frecuencia cardíaca tiende a disminuir (se produce lo que médicamente se denomina braquicardia) y suele aumentar al finalizar esta (taquicardia). En las señales de SaO2, se suelen observar caídas en sus valores ante la presencia de una apnea. Por esta información,

se puede deducir que tanto el ECG como la SaO₂ presentarán variaciones y serán de utilidad para diagnosticar los momentos de apnea.

3.3.1. Electrocardiograma (ECG)

El electrocardiograma es una prueba que registra la actividad eléctrica del corazón que se produce en cada latido cardíaco. Esta actividad eléctrica se registra desde la superficie corporal del paciente y se puede representar tanto de manera mecánica como digital, donde se observan diferentes ondas que representan los estímulos eléctricos de las aurículas y los ventrículos. El aparato con el que se obtiene el electrocardiograma se llama electrocardiógrafo. Es una señal de difícil procesamiento pues, en general, contiene gran cantidad de ruido debido a que los electrodos son muy sensibles a cualquier movimiento del paciente.

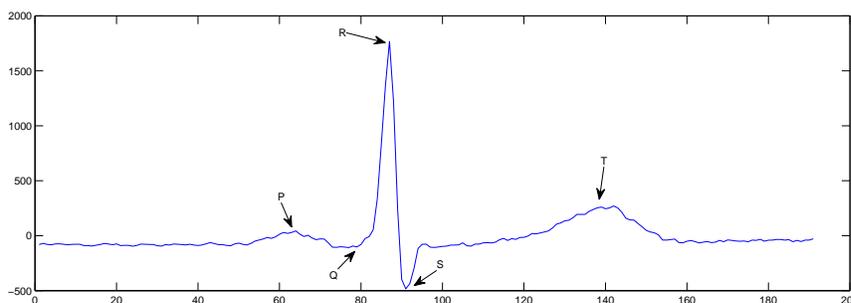


Figura 3.2: Pulso de un ECG

La justificación para el uso de derivados de la señal ECG se puede ver en la Figura 3.1, donde hay parte de un electrocardiograma. Se puede observar en la segunda señal la presencia de ruido, sobre todo en la primera parte de la señal y en la parte final, lo que hace que no sea recomendable su uso para extraer ciertos parámetros que se pueden ver fuertemente influenciados por ese ruido, provocando un mal rendimiento.

3.3.2. Saturación de oxígeno en sangre (SaO₂)

La saturación de oxígeno en sangre es una medida que hace referencia a la cantidad de oxígeno que transportan los vasos sanguíneos en un momento concreto. Hay varias formas de medir la saturación de oxígeno, pero la más utilizada es la forma no invasiva, midiendo la oxigenación arterial con un pulsioxímetro, ya que es el método más rápido y los riesgos asociados con la pulsioximetría son prácticamente inexistentes y muy poco frecuentes. Generalmente, los individuos sanos presentan unos valores de saturación de oxígeno que oscila entre un 96 % y un 99 %, cuando estos niveles bajan a una cifra inferior al 90 %, provoca hipoxemia.

Es una señal muy estable y que, en teoría, debería aportar mucha información en aquellos

pacientes que sufren una desaturación importante en los momentos apneicos. Se puede ver cómo evoluciona la señal en los momentos sin apnea en la Figura 3.3a, donde prácticamente no hay variaciones y cómo sí hay caídas de esos valores en los momentos con apnea de la Figura 3.3b, donde pasa de un valor de 98 % a bajar del 90 %.

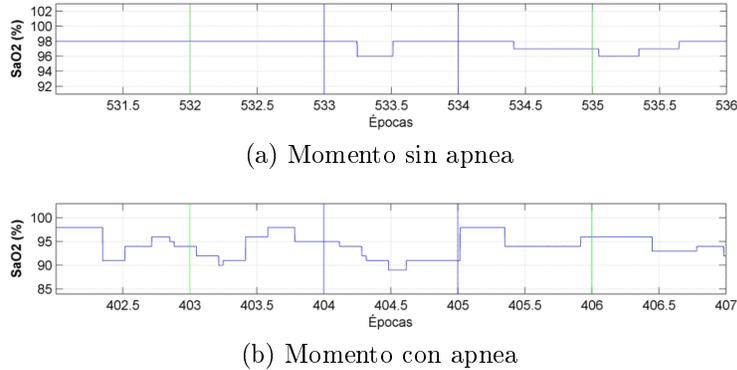


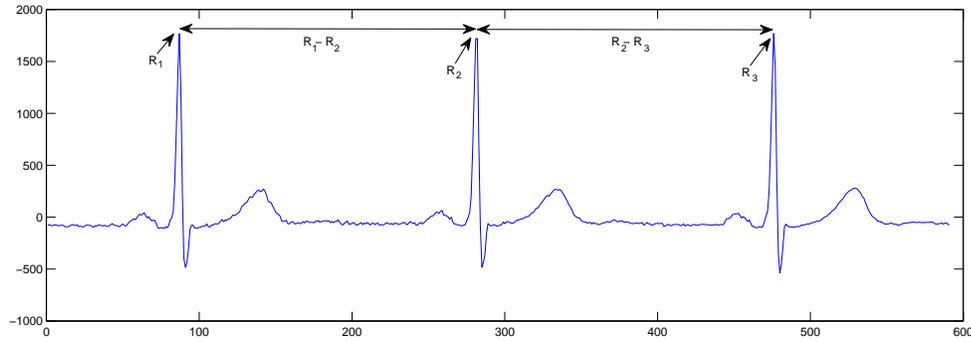
Figura 3.3: Señal de SaO2 con y sin apnea

3.3.3. Señal o serie RR

La señal o serie RR es un derivado del ECG, y para obtenerla, se mide el retardo entre dos picos R consecutivos de la señal ECG. Por lo tanto, la secuencia de valores consecutivos que dan el tiempo de retardo entre un pulso y el siguiente se denomina serie RR. De forma gráfica, se puede ver cómo se obtiene la serie RR a partir del ECG en la Figura 3.4. Bajo condiciones de reposo, el ECG de un individuo sano exhibe variaciones periódicas en el intervalo RR [12]. Este fenómeno rítmico fluctúa con la fase de respiración produciéndose una cardio-aceleración al inspirar y una cardio-desaceleración al expirar. Por tanto, es de esperar que estos fenómenos estén presentes en la apnea, pues no se ha de olvidar que la fuente de esta patología es un trastorno respiratorio. Además, esta característica refuerza la intención de utilizar la serie RR como objeto de trabajo. En reposo, la frecuencia cardiaca de un paciente sano está en valores cercanos a las 60 pulsaciones/minuto, por lo que es de esperar que en una serie RR los valores estén cercanos al segundo, como se puede ver en la Figura 3.5.

3.3.4. Señal respiratoria derivada del electrocardiograma (EDR)

El objetivo de la señal EDR (por sus siglas en inglés por *ECG derived respiratory*) es el de obtener una señal que proporcione información sobre la respiración a partir del ECG. Se puede comprobar cómo la señal EDR se corresponde de manera fiable con la señal medida por un sensor del flujo de aire colocado en la nariz [17]. Por lo tanto, de esta señal derivada del ECG, se espera que pueda aportar más información para poder discernir entre momentos de apnea y no apnea.



Como se conoce la frecuencia de muestreo del ECG (en este caso, 200 muestras/segundo), y la posición de cada pico R, simplemente hay que realizar una división para hallar el tiempo entre picos. Para el caso de la Figura adjunta, $x(R_1) = 87$, $x(R_2) = 282$, $x(R_3) = 476$. Haciendo cálculos: $t(R_1 - R_2) = \frac{(282-87)*muestras}{200*muestras/s} = 0,975s$, $t(R_2 - R_3) = \frac{(476-282)*muestras}{200*muestras/s} = 0,97s$. Con lo que ya se tendrían los dos primeros valores de la serie RR, que como se había comentado, son valores cercanos a uno pues la frecuencia cardíaca en reposo se encuentra en torno a las 60 pulsaciones/minuto, o lo que es lo mismo, 1 pulsación/segundo.

Figura 3.4: Obtención serie RR a partir del ECG

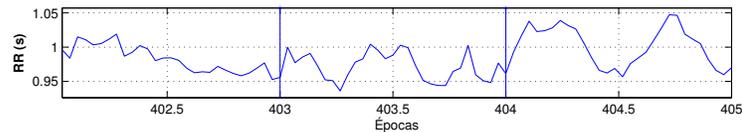


Figura 3.5: Ejemplo de serie RR

La manera de generar el EDR es muy sencilla, pues viene dada por los cambios de amplitud del ECG, por lo que únicamente habrá que realizar una detección de picos R y realizar una interpolación de puntos. Existen estudios donde se comparan varios métodos para la generación de la EDR [18]. Todos estos métodos siguen prácticamente los mismos pasos, las únicas diferencias entre ellos son los filtros utilizados para la interpolación o la forma de detección de los picos. Para el caso de este PFC se ha realizado una modificación de uno de los métodos propuestos en [18], denominado Método 1. Los pasos para ello son:

- Importar el ECG deseado.
- Filtrar con un filtro paso alto para eliminar la componente de muy baja frecuencia con un filtro de Kaiser [8] a la frecuencia de 0.5 Hz y orden 20.
- Detección de amplitudes y posiciones de picos R.
- Zero-padding entre picos R, es decir, eliminar o poner a cero toda la señal excepto las muestras donde están los picos R, con sus amplitudes correspondientes. El número de ceros introducidos en este PFC ha sido de 100, por lo que se está modificando la frecuencia la muestreo desde 200, del ECG, a 100 de la señal EDR.

- Filtrar con un filtro paso bajo para realizar el interpolado entre punto con un filtro de Butterworth [8] a la frecuencia de 0.4 Hz y orden 5.
- Eliminar la media.

3.3.5. Señal o serie PP

Otra señal estudiada es la denominada serie PP, y es definida básicamente como la señal RR del apartado 3.3.3, pero obtenida a partir de la señal de pulso, en lugar del ECG. La señal de pulso es muy inestable y en muchas ocasiones se satura en sus máximos y mínimos, por lo que para hallar la secuencia de valores PP se ha procedido a trabajar con su derivada. Como se sabe, la derivada presenta máximos donde la pendiente es máxima, por lo que esta será una forma útil de no tener que trabajar con los picos propios de la señal de pulso ya que suelen saturarse, sino con sus pendientes. Por lo tanto, el procedimiento seguido para la obtención de la serie PP es el siguiente:

- Importar señal de pulso.
- Derivar la señal.
- Filtrar con un filtro paso bajo para *suavizar* la señal con un filtro de Butterworth a la frecuencia de 0.35 Hz y orden 5.
- Cálculo del retardo entre picos consecutivos de la señal derivada.

La forma de obtener la serie PP paso a paso se puede ver en la Figura 3.7.

3.4. Segmentación de las señales

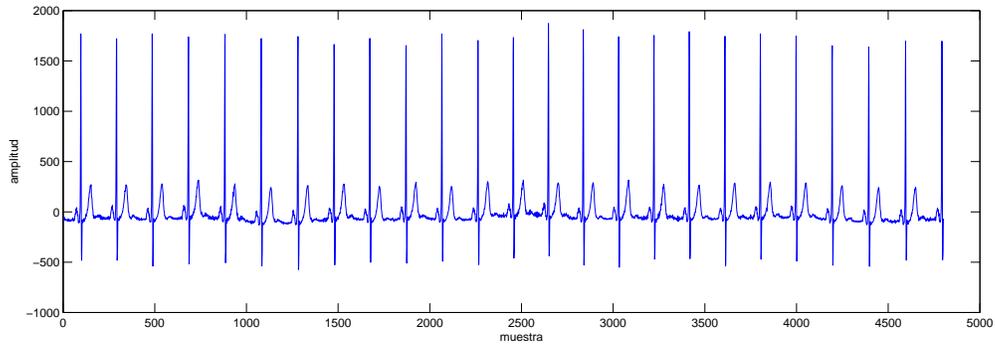
Tras haber obtenido cada una de las señales, es necesario adaptarlas al etiquetado proporcionado por los especialistas. Normalmente se suelen hacer etiquetados de 30 o 60 segundos contabilizando si en ese tiempo se ha producido o no una apnea. En el caso de este PFC, todos los etiquetados están realizados en épocas de 60 segundos. Por ello, hay que segmentar las señales en períodos de 60 segundos, es decir, crear un vector de MatLab con tantos elementos como minutos tenga cada paciente. En cada elemento de este vector se incluirá el minuto que corresponda con el índice del vector. Gráficamente se puede en la Figura 3.8

En la práctica, para cumplir con la condición de estacionariedad por un lado y buena resolución espectral por el otro, en cada elemento del vector se disponen 5 minutos de la señal con el minuto correspondiente al índice en el medio. Esto se hace para poder realizar posteriormente un análisis o extracción de parámetros frecuenciales de manera apropiada. Este tipo de segmentación se realiza a las señales que necesiten mayor resolución espectral. En este PFC, se han segmentado en 5 minutos la siguientes señales:

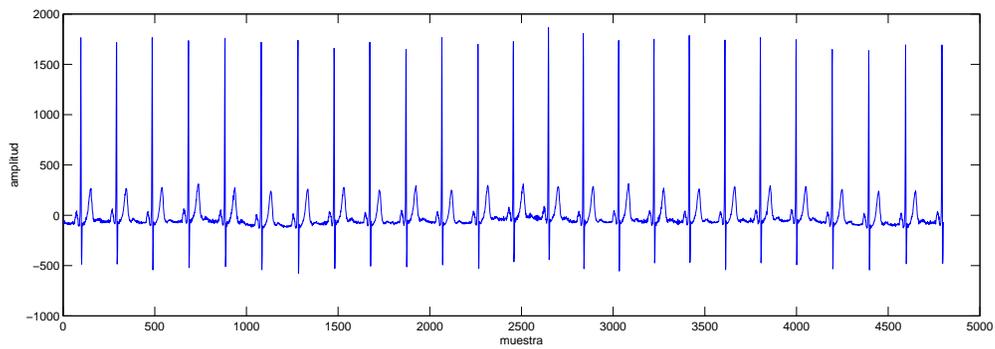
- Serie RR

- SaO2
- Serie PP

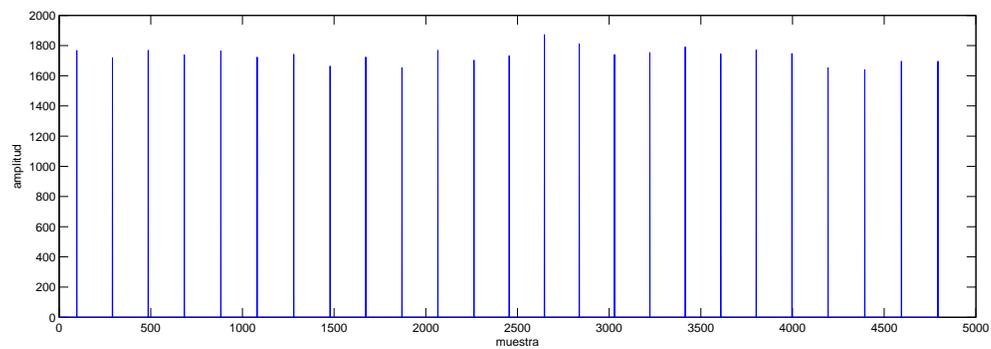
Mientras que se ha mantenido con la segmentación de 60 segundos la señal EDR. La forma de segmentar en 5 minutos se puede ver en la Figura 3.9.



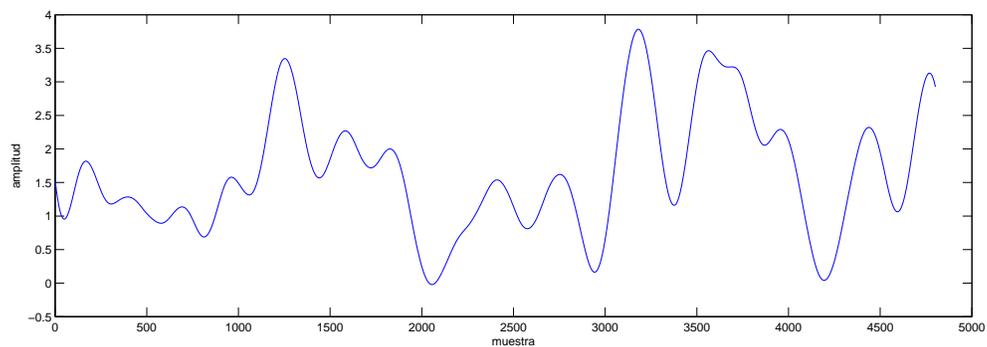
(a) Parte de un ECG



(b) ECG tras pasar por el filtro paso alto

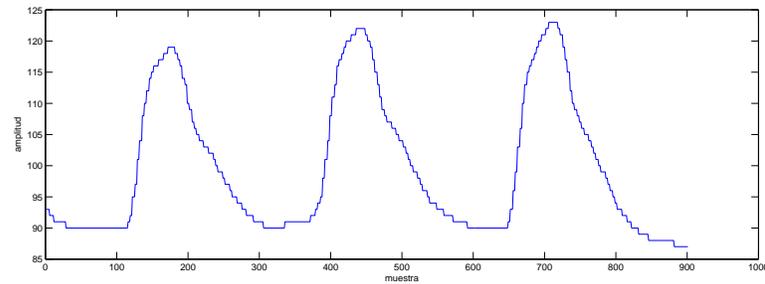


(c) Detección de picos

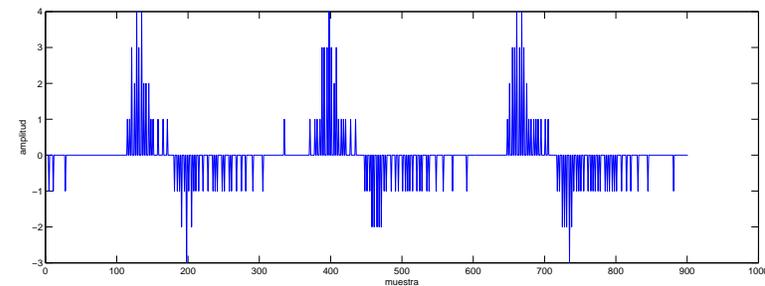


(d) Señal EDR generada tras el filtro paso bajo

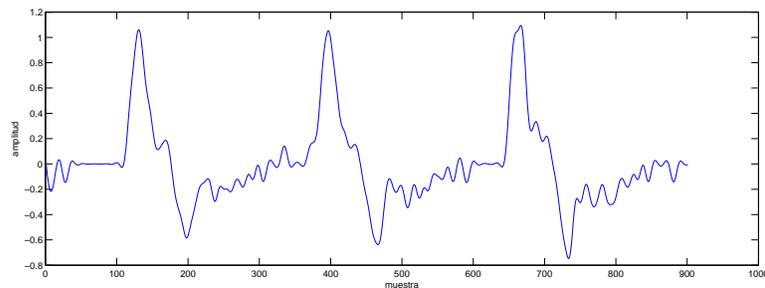
Figura 3.6: Generación señal EDR



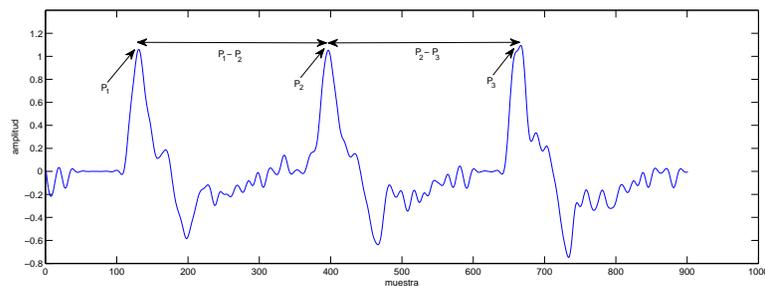
(a) Señal de pulso



(b) Señal de pulso derivada



(c) Señal derivada tras pasar por el filtro paso bajo



(d) Cálculo del retardo entre picos

Como se conoce la frecuencia de muestreo de la señal de pulso (250 muestras/segundo), y la posición de cada pico P , se procede como en la generación de la serie RR. Para el caso de la Figura adjunta, $x(P_1) = 131$, $x(P_2) = 398$, $x(P_3) = 668$. Haciendo cálculos: $t(P_1 - P_2) = \frac{(398-131)*muestras}{250*muestras/s} = 1,068s$, $t(P_2 - P_3) = \frac{(668-398)*muestras}{250*muestras/s} = 1,08s$. La frecuencia cardíaca en reposo se encuentra en torno a las 60 pulsaciones/minuto, o lo que es lo mismo, 1 pulsación/segundo, como se puede observar con estos cálculos.

Figura 3.7: Obtención señal PP a partir de la señal de pulso

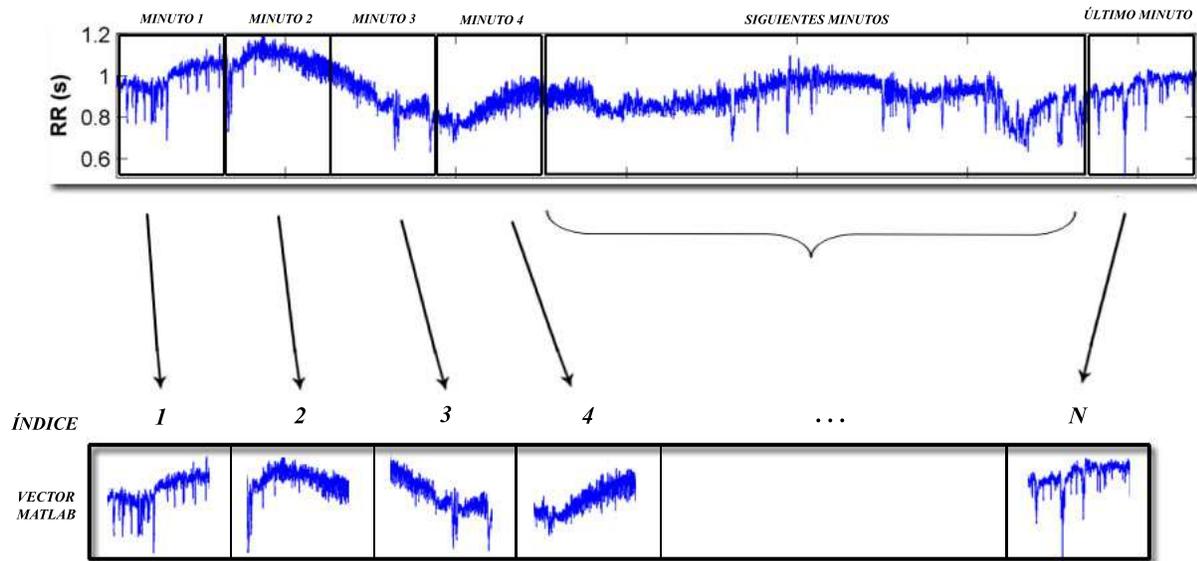


Figura 3.8: Segmentación de las señales en 1 minuto

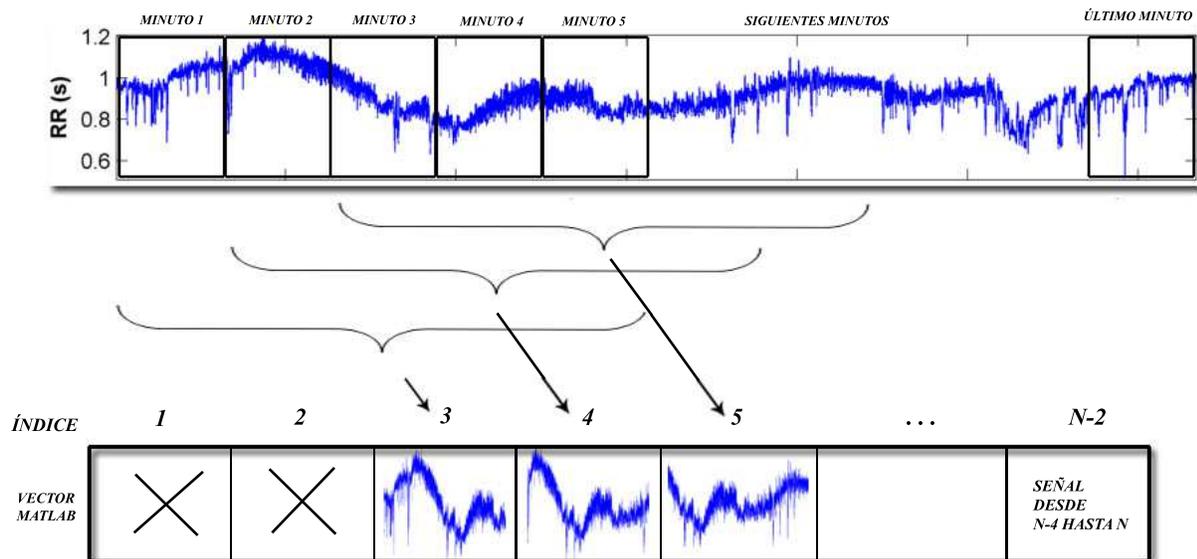


Figura 3.9: Segmentación de la señal en 5 minutos

Capítulo 4

Bases de datos

4.1. Introducción

La importancia de obtener un sistema robusto e independiente, fuerza la necesidad de poder contar con varias bases de datos para la realización de diferentes pruebas. Como en los últimos tiempos se ha incrementado de manera notable la investigación para detectar la patología del SAOS mediante sistemas automáticos, existen en Internet varias bases de datos públicas para este propósito. El problema de estas BBDD es que muchas veces los investigadores conducen sus algoritmos para que obtengan buenos resultados con las mismas, pero dejan de lado el propósito principal, que es el de obtener un sistema que pueda cubrir a cualquier paciente, y no solo a los de estas bases de datos, que en muchas ocasiones están formadas por registros de pacientes que favorecen el uso de según qué señal o según que parámetros. Por ello, para este PFC se ha podido contar con una base de datos propia gracias al Hospital Universitario de Gran Canaria Doctor Negrín, que ha aportado más de 80 pacientes con diferentes características para poder comprobar la robustez del sistema automático de detección que se ha realizado.

Algunas bases de datos públicas son las de PhysioNet [9] o la de St. Vincent's University Hospital / University College Dublin Sleep Apnea Database [16]. Para este PFC se ha utilizado la base de datos de PhysioNet para comparar resultados junto a la proporcionada por el Hospital Doctor Negrín, denominada HuGCDN2014.

4.2. Composición de las bases de datos (BBDD)

En este apartado se hace un análisis individual de cada una de las BBDD utilizadas en este PFC. Cada base de datos cuenta con varios grupos de pacientes, dependiendo de si tienen o no la patología o de alguna otra característica por la que se crea oportuno separar diferentes grupos. Cada base de datos tiene su propio registro de señales y cada una ha sido obtenida de manera diferente, por lo que, en un principio, no se podrían mezclar ambas.

En algunos casos las señales están muestreadas a una frecuencia de muestreo diferente que el resto, y esto hay que tenerlo muy presente para su posterior tratamiento.

4.2.1. PhysioNet

Consta de un total de 70 registros de electrocardiograma seleccionados de dos estudios. Uno entre 1993 y 1995 y otro entre 1998 y 1999. Los ECG están digitalizados a una frecuencia de muestreo de 100 Hz. La duración media de los 70 registros varía entre 401 y 578 minutos. Basándose en el tiempo de apneas de cada paciente, se han definido tres grupos de señales:

- Registros con una duración por debajo de 5 minutos de apnea, se encuentran agrupados en el grupo C (de control). Un total de 10 grabaciones cumplen este requisito y provienen de seis hombres y cuatro mujeres con una edad media de 33 años.
- El grupo A (de apnea) agrupa aquellos registros que contienen 100 minutos o más de apnea. En total 20 procedentes de 20 hombres con una edad media de 50 años.
- Por último, el grupo B (de borderline) recoge 5 registros con períodos de apnea de entre 10 y 96 minutos. Se extrajeron de 4 hombres y una mujer con edad media de 46 años.

Para la fase de test, se dispone de otro grupo de señales denominadas x , el cual está formado por 35 señales. De ellas, 20 contienen más de 100 minutos de apnea, 5 son consideradas borderline y 10 provienen de pacientes sin patología.

Para el etiquetado de la base de datos se siguió un criterio estándar. Para ello, los registros de ECG se realizaron junto a una polisomnografía y analizados por un experto, indicando el comienzo y el final de las apneas o hipoapneas, sin diferenciarlas. Estas marcas fueron trasladadas al tiempo con una resolución de un minuto. El etiquetado final consiste en una información binaria por cada minuto de señal codificado como respiración normal 'N' o desorden respiratorio 'A'.

La diversidad de las señales presentes en la base de datos favorecerá en gran medida la fase de entrenamiento, ya que se tendrán mayor número de criterios para discriminar entre fases de apnea y de no apnea.

Paciente	IAH	Minutos	Apnea
c01	0	484	0
c02	0	502	1
c03	0	454	0
c04	0	482	0
c05	0	466	3
c06	0.25	468	1
c07	0	429	4
c08	0	513	0
c09	0	468	2
c10	0	431	1
a01	69.6	489	470
a02	69.5	528	420
a03	39.1	519	246
a04	77.4	492	453
a05	41	454	276
a06	24.7	510	206
a07	63	511	322
a08	42	501	189
a09	31.7	495	381
a10	21	517	100
a11	14	466	222
a12	80.2	577	534
a13	42	495	244
a14	54.7	509	383
a15	52	510	368
a16	41	482	320
a17	33	485	158
a18	82.4	489	438
a19	34	502	205
a20	41	510	315
b01	0.24	487	19
b02	19	517	93
b03	24	441	73
b04	0.7	429	10
b05	5	433	57

(a) Pacientes de entrenamiento

Paciente	IAH	Minutos	Apnea
x01	63	523	375
x02	37.7	469	209
x03	0.13	465	12
x04	0	482	0
x05	34	505	316
x06	0	450	0
x07	21	509	240
x08	48	517	324
x09	18.5	508	167
x10	10	510	96
x11	5	457	13
x12	33	527	57
x13	18.7	506	292
x14	79.5	490	439
x15	15.9	498	200
x16	24	516	65
x17	0	401	1
x18	0	460	2
x19	56.2	488	407
x20	43	514	264
x21	19	511	120
x22	0	483	2
x23	14.3	528	119
x24	0	430	1
x25	48	511	291
x26	15.1	521	344
x27	75	499	487
x28	75	496	433
x29	0	471	0
x30	41	512	326
x31	93.5	558	516
x32	71.8	539	425
x33	0.13	474	3
x34	0.38	476	4
x35	0	484	0

(b) Pacientes de test

Tabla 4.1: Pacientes de la base de datos de PhysioNet

4.2.2. HuGCDN2014

Esta base de datos ha sido rigurosamente seleccionada por especialistas neumólogos del Hospital Universitario de Gran Canaria Doctor Negrín y consta de 88 pacientes. Los 88 registros han sido tomados y etiquetados en el laboratorio del sueño a partir de polisomnografía. De esta base de datos, al ser recopilada especialmente para este PFC, se han podido obtener otras señales como la saturación de oxígeno en sangre para su posterior estudio. Por lo tanto, por cada paciente tenemos tanto el ECG como la SaO₂, así como su flujo de aire.

En esta BBDD, se ha realizado una separación de grupos utilizando otro criterio, y no únicamente por el número de minutos con apnea de cada paciente. El criterio establecido se basa en el IAH y en la forma en la que se manifiestan las apneas en la señal de SaO₂ en cada pacientes. En general, a los momentos en los que se produce una apnea le acompaña una caída en los niveles de oxígeno en sangre que, medida en porcentaje, es de al menos un 3%. Sin embargo, algunos individuos no sufren desaturaciones en los momentos apneicos (véase Figura 4.1), por lo que es interesante comprobar si, aún sin este hecho, es posible clasificarlos correctamente con un sistema automático utilizando la señal de SPO₂. Por lo tanto, para esta BBDD se ha decidido hacer una separación de grupos como se refleja en la Tabla 4.2.

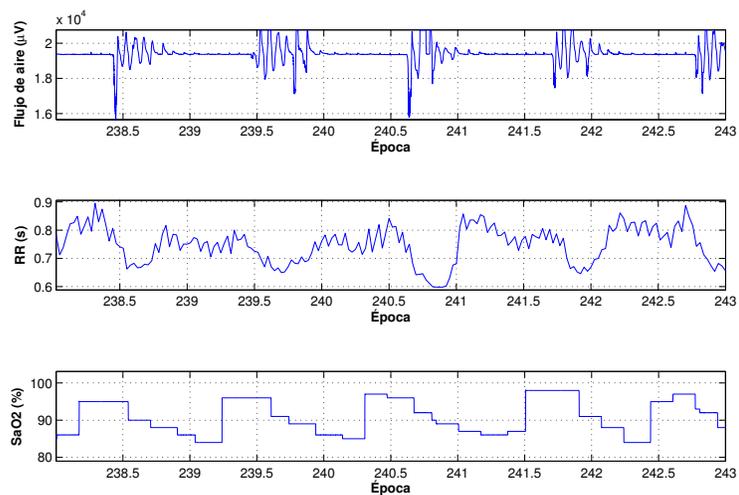
- Control: pacientes que no presentan la patología. Son considerados pacientes sanos aquellos que tienen un índice de apneas (IAH) menor a 5. Hay 40 pacientes de control en esta base de datos.
- Desaturadores: son pacientes con un IAH mayor a 25 y cuya señal de saturación de oxígeno presenta caídas en los momentos en los que se produce una apnea. En esta base de datos se han registrado 37 pacientes con estas características.
- No desaturadores: son pacientes que, al igual que los desaturadores, tienen un IAH mayor a 25, pero en los que sus valores de saturación se mantienen estables y no presentan caídas en los momentos apneicos. De este grupo, hay 11 pacientes.

Clasificación de grupos		
Pacientes sin SAOS (IAH < 25)	Pacientes con SAOS (IAH > 25)	
grupo control (CON)	grupo desaturadores (DES)	grupo no desaturadores (NDES)

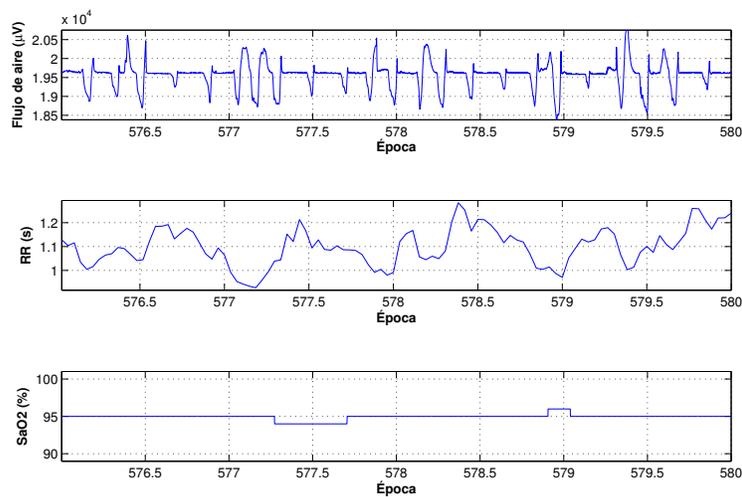
Tabla 4.2: Composición base de datos HuGCDN2014

Las señales han sido muestreadas con diferentes frecuencias. Aquellas que, según su naturaleza, son más estables y no tienen grandes variaciones han sido muestreadas con una frecuencia inferior que aquellas que sufren rápidas variaciones y es interesante detectar los cambios en ellas. Las frecuencias de muestreo adoptadas son las que siguen:

- SaO₂: 50 Hz.
- ECG: 200 Hz.
- Flujo de aire: 100 Hz.



(a) Paciente desaturador



(b) Paciente no desaturador

Figura 4.1: Apnea según paciente

Paciente	CON01	CON02	CON03	CON04	CON05	CON06	CON07	CON08	CON09	CON10
IAH	2	4	2.2	1	3.4	1.6	0.2	0.7	3.4	3
Minutos	317	439	457	451	447	356	462	448	450	448
Apnea	8	22	7	4	22	9	1	4	19	17
Paciente	CON11	CON12	CON13	CON14	CON15	CON16	CON17	CON18	CON19	CON20
IAH	2.2	0.4	3.1	0.9	2.4	0.2	3.2	1.1	2.5	1.6
Minutos	453	421	446	457	448	451	455	457	471	456
Apnea	10	2	15	3	11	1	16	7	13	8
Paciente	CON21	CON22	CON23	CON24	CON25	CON26	CON27	CON28	CON29	CON30
IAH	2.6	1.9	0.5	1.5	3.9	3.7	0.7	4.6	3.6	1.8
Minutos	445	448	452	450	454	449	443	429	437	456
Apnea	15	10	3	8	19	19	5	25	19	7
Paciente	CON31	CON32	CON33	CON34	CON35	CON36	CON37	CON38	CON39	CON40
IAH	5	1.3	3.7	0.7	0.9	3.5	2.5	1.1	0	1.2
Minutos	435	450	420	444	462	453	456	443	453	445
Apnea	2	9	18	3	4	15	15	7	0	6

(a) Pacientes de control

Paciente	DES01	DES02	DES03	DES04	DES05	DES06	DES07	DES08	DES09	DES11
IAH	66	58	100	64	54.5	30	39.2	61.3	86.6	53.2
Minutos	475	299	201	265	253	454	423	253	234	461
Apnea	197	136	176	137	119	140	136	119	159	132
Paciente	DES12	DES13	DES15	DES16	DES17	DES18	DES19	DES20	DES21	DES22
IAH	47.6	34.3	32	32.4	76.8	89.8	106.3	88.1	53.2	34.6
Minutos	463	443	451	456	224	188	232	200	449	433
Apnea	239	146	154	128	165	161	192	164	179	137
Paciente	DES23	DES24	DES25	DES26	DES27	DES28	DES30	DES31	DES32	DES33
IAH	73.7	31.5	77	42.8	66.3	70.8	40.2	44.8	40.7	78.6
Minutos	413	440	438	457	251	198	457	415	446	425
Apnea	238	167	272	134	163	178	150	117	159	314
Paciente	DES34	DES35	DES36	DES38	DES39	DES40	DES41			
IAH	46.1	93.1	41.2	76.7	84.6	48.6	53.2			
Minutos	253	356	384	434	240	216	446			
Apnea	101	318	165	275	177	103	235			

(b) Pacientes desaturadores con apnea

Paciente	NDES02	NDES03	NDES05	NDES06	NDES13	NDES25	NDES27	NDES29
IAH	26.3	30.1	34	49	63	82.9	26.9	30.8
Minutos	444	450	428	304	447	435	416	454
Apnea	106	106	125	151	120	277	91	140
Paciente	NDES30	NDES35	NDES38					
IAH	32.5	30	62.1					
Minutos	427	444	466					
Apnea	134	108	216					

(c) Pacientes no desaturadores con apnea

Tabla 4.3: Pacientes de la base de datos de HuGCDN2014

Capítulo 5

Extracción de características

5.1. Introducción

En este capítulo se discuten varios tipos de parámetros o características que se pueden obtener de las señales estudiadas en el capítulo anterior. Este es un paso clave en el funcionamiento de un buen sistema clasificador, pues de la información que aporten las características extraídas se intentará discernir entre los momentos en los que se está produciendo una apnea o no. En el estudio presentado en este PFC, se realizará una clasificación entre dos clases: momentos de apnea y momentos de no apnea. Conviene destacar las propiedades más importantes que deben barajarse en la elección de las características para lograr una buena clasificación:

- **Capacidad discriminante.** Las características deben ser discriminantes, valores numéricos diferentes para objetos de clases distintas.
- **Fiabilidad.** Variaciones numéricas pequeñas de las características para objetos de una misma clase.
- **Incorrelación.** Es interesante obtener características que no dependan matemáticamente entre sí.
- **Rapidez de cálculo.** Se busca lograr características que se puedan calcular de manera rápida, pues este proceso puede ser clave en sistemas ejecutados en tiempo real.

Dentro de los posibles parámetros a obtener, principalmente existen de dos tipos: temporales y frecuenciales. Los temporales son aquellos que se obtienen directamente de la señal en el dominio del tiempo, y pueden ser muy valiosos para ver cómo evoluciona la señal. Los frecuenciales son tomados directamente a partir de su espectro, de donde se pueden obtener varias características como la potencia de la señal, entre otros.

5.2. Variables temporales

Son parámetros temporales típicos aquellos como la media, la desviación típica o la varianza, aunque también existen otros parámetros basados en entropías que miden el desorden de un proceso, los cuales pueden ser de mucha utilidad en aquellos casos en los que las señales a parametrizar presenten desórdenes que no son sencillas de ver a simple vista. Otros parámetros utilizados son los referidos a las fluctuaciones que sigue una señal en el tiempo [21].

5.2.1. Media

Es un parámetro típico para analizar la componente continua de la señal. Consiste en sumar todos los valores de la señal y dividirla entre el número de muestras. Matemáticamente se expresa así:

$$media = \bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{N} \quad (5.1)$$

5.2.2. Desviación típica y varianza

La varianza de un conjunto de datos se define como el cuadrado de la desviación típica. La desviación típica representa las desviaciones de cada una de las muestras respecto de la media. Matemáticamente se definen así:

$$desviación\ típica = s = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{N - 1} \quad (5.2)$$

$$varianza = s^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{N - 1} \right)^2 \quad (5.3)$$

Una vez calculada la varianza, y para que los valores no sean dispares, se aplican logaritmos con el fin de contraer el margen dinámico.

5.2.3. Entropía de permutación

Para cuantificar la complejidad de una señal o función en el dominio del tiempo, las medidas de entropía son en muchas ocasiones una opción importante. En el caso de este

PFC, se ha planteado el uso de una entropía descrita en estudios recientes [25], denominada PE (*Permutation Entropy*). Recordar que la entropía viene definida matemáticamente por

$$H_n = - \sum_{j=1}^{n!} p'_j \log_2(p'_j) \quad (5.4)$$

donde p'_j representa las frecuencias relativas de las secuencias de patrones de símbolos posibles, ya que para este parámetro PE la serie de tiempo se codifica en una secuencia de símbolos, basado en la teoría de dinámica simbólica.

Para entender de forma sencilla cómo se codifica la serie de tiempo en una secuencia de símbolos se puede ver el ejemplo de la Figura 5.1.

En el caso del ejemplo, el orden utilizado ha sido de $n = 3$, por lo tanto, hay $n! \rightarrow 3! = 6$ secuencias de símbolo posibles. Utilizando ahora la expresión 5.4, se calcula el valor de entropía para orden 3 de la secuencia.

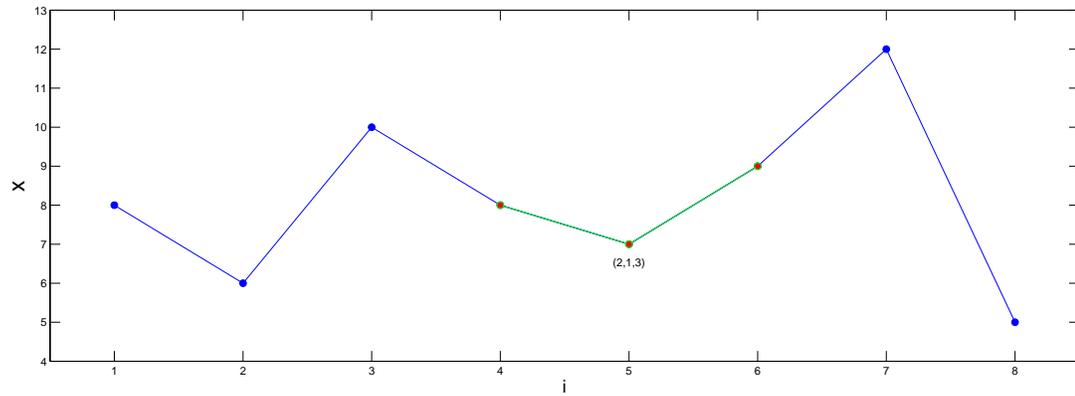
$$H_3 = -(1/6 * \log_2(1/6) + 1/6 * \log_2(1/6) + 1/6 * \log_2(1/6) + 2/6 * \log_2(2/6) + 1/6 * \log_2(1/6)) \approx -(-2,2516) \approx 2,2516$$

Y para el cálculo de la entropía por símbolo se utiliza la siguiente expresión:

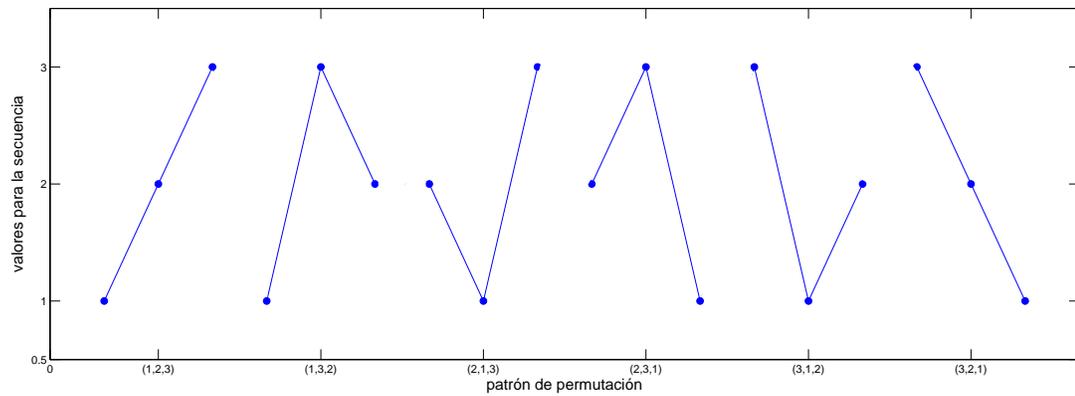
$$h_n = - \frac{1}{(n-1)} \sum_{j=1}^{n!} p'_j \log_2(p'_j) \quad (5.5)$$

Que para el caso del ejemplo vale $h_n = \frac{H_n}{2} \approx \frac{2,2516}{2} \approx 1,1258$.

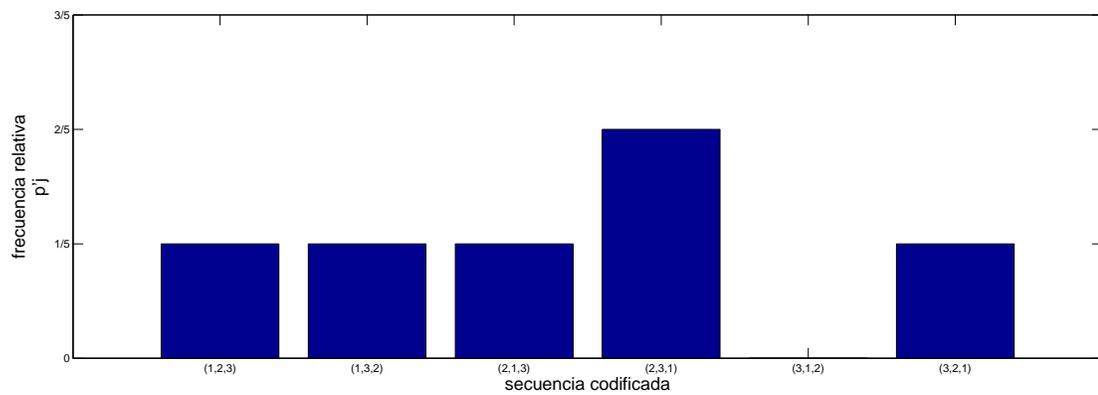
Las entropías son buenas medidas de la complejidad. En este caso, se mide la complejidad de la serie temporal RR. Lo que hace especial a la entropía de permutacion de otras entropías es la virtud que tiene de extraer información relativa al orden de la secuencia. Eso se puede extraer gracias a los símbolos que se generan y a los patrones que se definen. Se ha usado un orden de 3 y un desplazamiento de una muestra para extraer palabras. La PE es muy susceptible a ese orden, pues está comprobado que es un valor adecuado para el análisis de la frecuencia cardíaca, según las referencias



(a) Serie de tiempo



(b) Codificación



(c) Frecuencia de cada secuencia de símbolos

Figura 5.1: Ejemplo de codificación para el cálculo de la PE

5.2.4. Análisis de la fluctuación sin tendencia

El parámetro DFA (*Detrended Fluctuation Analysis*) [20] ha demostrado ser útil para revelar la magnitud de largas series temporales. El procedimiento para generar este parámetro es el siguiente [21]:

1. Se determina el perfil de la serie de datos temporal, τ_k , de longitud N y se le resta la media ($\bar{\tau}$) como indica la expresión

$$Y(i) = \sum_{k=1}^i (\tau_k - \bar{\tau}), \quad i = 1, \dots, N \quad (5.6)$$

2. Se divide el perfil $Y(i)$ en $N_t = N/t$ segmentos de igual longitud t . Como posiblemente la longitud N no sea múltiplo de la escala de tiempo t , una pequeña parte del final de la serie podría no ser incluida. Para solucionar este problema, se repite el proceso de segmentación de la serie temporal empezando por el final y acabando en el principio, teniendo por lo tanto $2N_t$ segmentos.
3. Se calcula la tendencia local de cada segmento por un ajuste de mínimos cuadrados y, seguidamente, se calcula la varianza para cada segmento ν , $\nu = 1, \dots, N_t$.

$$F_t^2 = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t [Y((\nu - 1)t + i) - \rho_\nu(i)]^2 \quad (5.7)$$

En la expresión 5.7, $\rho_\nu(i)$ es el polinomio utilizado para calcular la tendencia en el segmento ν . Se pueden utilizar polinomios lineales, cuadráticos, cúbicos o de órdenes más altos.

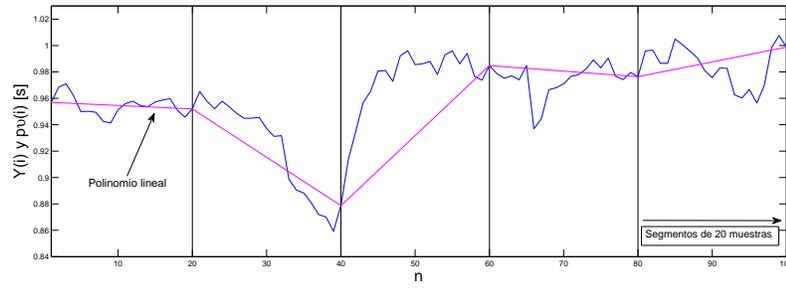
4. Se realiza la media de todos los segmentos y se toma la raíz cuadrada para obtener la función de fluctuación.

$$F(t) = \sqrt{\frac{1}{2N_t} \sum_{\nu=1}^{2N_t} F_t^2(\nu)} \quad (5.8)$$

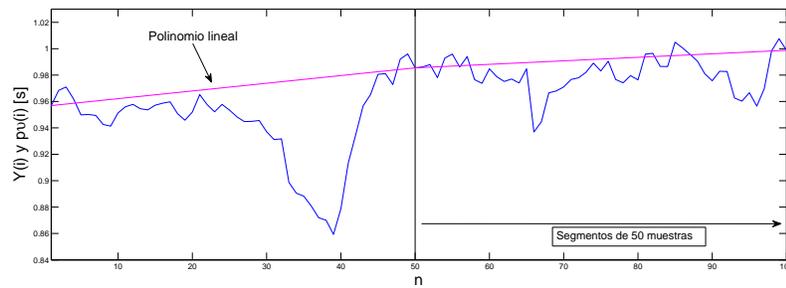
5. Para determinar cómo $F(t)$ depende de la escala de tiempo t , los pasos desde el 2 al 4 se deben repetir varias veces. Es recomendable hacerlo al menos con 30 escalas de tiempo diferente.
6. Una vez determinado $F(t)$ se calcula su logaritmo para reducir el margen dinámico de los valores.

En el estudio de la frecuencia cardíaca, es habitual utilizar dos parámetros DFA, uno que analice las correlaciones de alto rango (t mayores) y otro que analice las correlaciones de bajo rango (t menores).

En las Figuras 5.2 y 5.3 se muestran dos ejemplos de segmentación de la señal y cálculo de la tendencia.

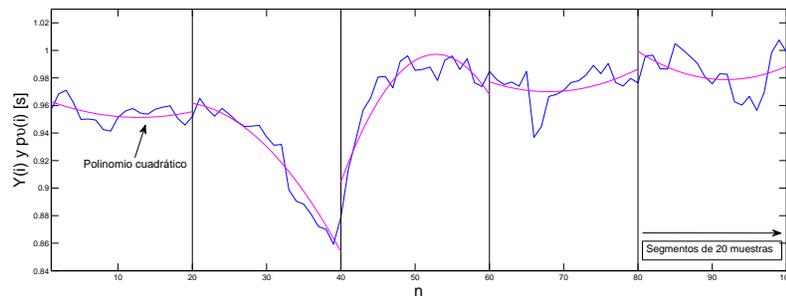


(a)

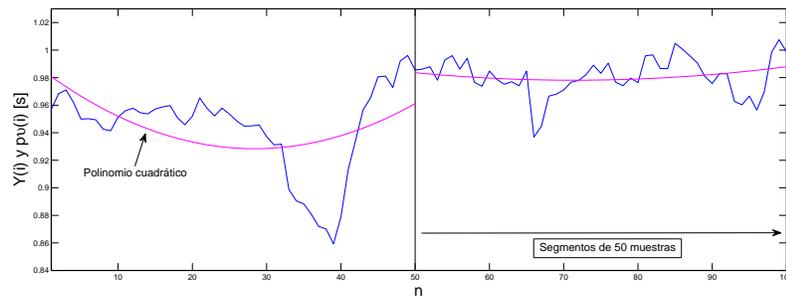


(b)

Figura 5.2: Procedimiento para calcular DFA con polinomio lineal



(a)



(b)

Figura 5.3: Procedimiento para calcular DFA con polinomio cuadrático

5.3. Variables en dominios transformados

Son aquellos que se obtienen en un dominio diferente al temporal.

5.3.1. Banco de filtros

Los parámetros extraídos por un banco de filtros (o FBANK, por su nombre en inglés, *Filter BANK*) se obtienen a partir del estudio en el dominio frecuencial de la señal de estudio. Para transformar la variable temporal en una variable frecuencial, es necesario realizar la transformada de Fourier [19] a la señal de estudio y calcular su periodograma. El periodograma se calcula mediante la expresión

$$x_n(n) \xrightarrow{DFT} X(k) \rightarrow \frac{1}{N} |X_N(k)|^2 = \hat{S}_{per}(e^{j2\pi k/N})$$

El periodograma es una buena forma de obtener información del espectro de la señal de forma no paramétrica y basta con utilizar una transformada rápida de Fourier.

Tras realizar el periodograma de la señal, se pasa por M filtros (p.e., equiespaciados) a cuya salida tenemos una estimación de la potencia presente en cada banda. A la salida de cada filtro le corresponderá la potencia asociada a la banda de la señal que deja pasar. Por lo tanto, se obtendrán tantos parámetros como filtros equiespaciados se utilicen. Se puede ver un diagrama de bloques en la Figura 5.4 que ilustra este tipo de parametrización.

A cada uno de los coeficientes obtenidos a la salida del banco de filtros, es muy frecuente aplicarles logaritmos para desarrollar una compresión dinámica que hace al proceso de extracción de características menos sensible a las variaciones dinámicas. Así, las salidas quedan: $P(M) = \log[P'(m)]$

5.3.2. Cepstrum

El cepstrum de una señal es el resultado de calcular la transformada de Fourier del espectro de la señal estudiada en escala logarítmica (dB). El cepstrum es complejo y, por tanto, tiene su parte real y su parte imaginaria. Han sido ampliamente utilizados en el procesamiento digital de señales, ya que pueden ser vistos como una información del ritmo de cambio de las diferentes bandas de un espectro. Los cepstrum complejos de una secuencia discreta, cuya transformada de Fourier es $X(\omega)$, se calculan como:

$$C_{complejo}(n) = \Re[F^{-1}\{\log(|X(\omega)| + j2\pi m)\}] \quad (5.9)$$

donde F^{-1} denota la transformada inversa de Fourier, y m es el entero necesario para desenvolver (*unwrapping*) adecuadamente el ángulo o parte imaginaria de la función compleja del logaritmo.

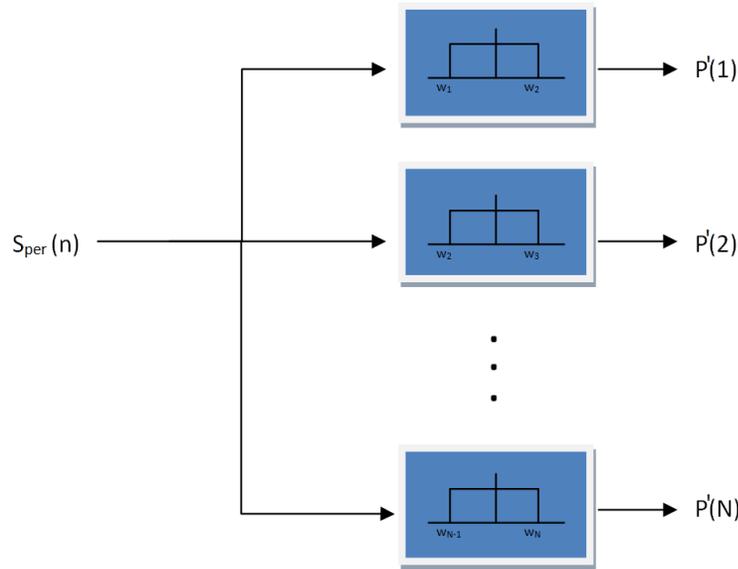


Figura 5.4: Diagrama de bloques de un banco de filtros

Los cepstrum reales se definen como:

$$C(n) = \Re\{F^{-1}\{\log(|X(\omega)|)\}\} \quad (5.10)$$

En este PFC se han utilizado los cepstrum reales, pues son los más idóneos para el propósito propuesto. Por medio de la representación cepstral es posible obtener información sobre la envolvente del espectro, la riqueza espectral e identificar las componentes armónicas y las componentes de ruido. Los primeros coeficientes cepstrum representan la información de baja frecuencia del periodograma, esto es, el periodograma suavizado o con menor variabilidad.

5.4. Análisis estadístico de los parámetros

Como se vio al inicio del Capítulo, es interesante buscar parámetros que puedan mostrar claramente una capacidad discriminante entre las distintas clases; en este caso, las dos clases son momentos de apnea y momentos de no apnea. Por lo tanto, antes de realizar una clasificación mediante alguno de los clasificadores matemáticos de la bibliografía, se realiza un estudio estadístico de los parámetros para comprobar si realmente pueden aportar información discriminante. Para ello, se han realizado diferentes tests de hipótesis que dan una idea de si los diferentes conjuntos de datos provienen o no de una misma población. Es decir, si hay una diferencia significativa entre los momentos en los que existe una apnea y en los que no.

En este estudio se han utilizado tests no paramétricos, debido a que no se conoce *a priori*

cómo se distribuyen los diferentes parámetros. El hecho de no ser paramétricos indica que no se hace ningún tipo de presunción de los datos. Se han utilizado dos tipos de tests: el U -test de Mann-Whitney-Wilcoxon y el H -test de Kruskal-Wallis [27]. El primero es utilizado para dos conjuntos de datos y el segundo se puede generalizar para k conjuntos de datos. Se considera que los grupos tienen una diferencia significativa cuando el valor p obtenido al evaluar estos tests es menor a 0.05 o a 0.01, dependiendo de la aplicación. Otra herramienta utilizada para mostrar los datos es el diagrama de caja (*boxplot*), se trata de un tipo de representación de datos que permite apreciar dónde se encuentra situada la distribución de frecuencias, su grado de dispersión y su grado de asimetría en torno a la mediana.

5.4.1. U -test de Mann-Whitney-Wilcoxon

Este test es utilizado para ver la significación de dos grupos de muestras. El estadístico está definido por

$$U_a = N_a N_b + \frac{N_a(N_a + 1)}{2} - R_a \quad (5.11)$$

para el grupo de muestra a . Para el grupo de muestra b el estadístico es el análogo. Se denota como N_a al tamaño muestral del grupo a y como N_b al tamaño del grupo b . R_1 y R_2 es la suma de los rangos para cada grupo, una vez han sido ordenados todos los valores. En las Tablas 5.1 se puede ver un ejemplo para comprender mejor qué son las R y las N .

La distribución muestral U es simétrica y tiene una media y una varianza dadas por

$$\mu_U = \frac{N_1 N_2}{2} \quad \sigma_U^2 = \frac{N_1 N_2 (N_1 + N_2 + 1)}{12} \quad (5.12)$$

Si N_1 y N_2 son al menos iguales a 8 muestras, resulta que la distribución de U es aproximadamente normal, de manera que

$$z = \frac{U - \mu_U}{\sigma_U} \quad (5.13)$$

está normalmente distribuido con media 0 y varianza 1. Si se usa la tabla de áreas bajo la curva normal canónica (véase el Anexo I) entre 0 y z , se puede decidir si los grupos son estadísticamente diferentes. Cuando la hipótesis es que *no* hay diferencia entre los grupos, la condición que se debe dar para concluir que *sí* hay diferencia significativa entre los grupos al nivel de significación 0.05 es que $-1,96 \leq z \leq 1,96$. Y para el nivel de 0.01 que $-2,57 \leq z \leq 2,57$.

Grupo a	Grupo b
1.3	2.1
3.6	7
4	8.8
5.2	9.3
6.3	14
12	23.1
17.9	24.6
20.2	25.6
21	

(a) Grupos de muestras

Rango	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Observación	1.3	2.1	3.6	4	5.2	6.3	7	8.8	9.3	12	14	17.9	20.2	21	23.1	24.6	25.6
Población	a	b	a	a	a	a	b	b	b	a	b	a	a	a	b	b	b

(b) Combinación de menor a mayor y asignación rangos

R_a	68
R_b	85
N_a	9
N_b	8

(c) Valores de R y N

Tabla 5.1: Ejemplo de la prueba de Mann-Whitney-Wilcoxon

5.4.2. H -test de Kruskal-Wallis

El U -test es un test no paramétrico para decidir si dos muestras provienen o no de la misma población. Una generalización para k muestras la da el H -test de Kruskal-Wallis, o simplemente H -test. Se puede definir de manera análoga al U -test: sean k muestras de tamaños N_1, N_2, \dots, N_k , con tamaño suma total $N = N_1 + N_2 + \dots + N_k$, con suma de rangos R_1, R_2, \dots, R_k , respectivamente. Si se define el estadístico

$$H = \frac{12}{N(N+1)} \sum_{j=1}^k \frac{R_j^2}{N_j} - 3(N+1) \quad (5.14)$$

se puede demostrar que su distribución de muestreo es muy próxima a una *distribución ji-cuadrado*, con $k - 1$ grados de libertad, suponiendo que N_1, N_2, \dots, N_k son al menos 5 todos ellos. Usando la tabla de valores percentiles (χ_p^2) para la distribución ji-cuadrado con v grados de libertad (véase el Anexo II) se puede realizar la comparación para comprobar si existe un nivel de significación entre los grupos. En caso de que $H > \chi_{0.95}^2$ para el nivel de 0.05 o de $H > \chi_{0.99}^2$ para el nivel de 0.01, se puede concluir que existe diferencia

significativa entre grupos.

5.4.3. Diagrama de caja (*boxplot*)

Consiste en un rectángulo de anchura arbitraria, y sus dos bases representan el primer y tercer cuartiles de la distribución. Dentro del rectángulo hay una línea de trazo grueso que representa la mediana. Además hay otros dos trazos horizontales (patillas) que representan los valores máximo y mínimo que no se consideran anómalos (valores adyacentes). Por último, por encima y por debajo de las patillas están representados de forma individual todos los valores anómalos de la distribución.

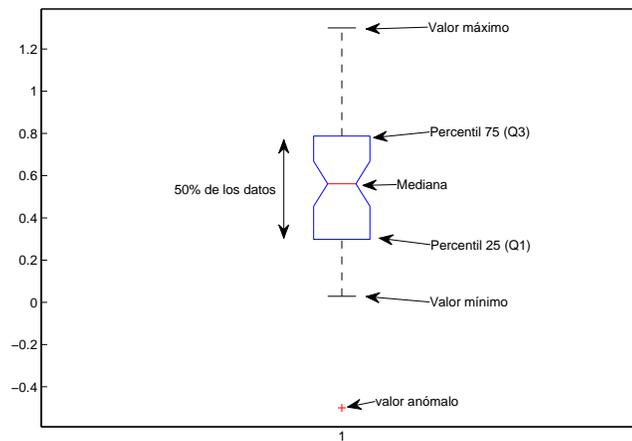


Figura 5.5: Diagrama de caja

Capítulo 6

Clasificador

6.1. Introducción

Clasificar (o reconocer) significa asociar a clases una serie de elementos (u objetos) de procedencia desconocida. Esta asociación se realiza en base a las características o propiedades de los objetos que, comparados con unos patrones ya establecidos en el clasificador y correctamente etiquetados, permite discernir qué patrones son más parecidos y, posteriormente, vincular a una de las clases establecidas. El objetivo final de un sistema de reconocimiento de patrones es el etiquetar de forma automática elementos de los cuales se desconoce su clase.

Todo clasificador tiene dos etapas, aprendizaje y clasificación. El aprendizaje consiste en *enseñar* al clasificador qué patrones corresponde a qué clases. Por lo tanto, cuanta más variedad de patrones distintos tenga una clase, más importante es realizar un aprendizaje completo, pues más difícil será que no sea reconocido por el clasificador. Así, el clasificador *sabr*á qué patrones corresponden a esas clases y más difícilmente podrá etiquetar de manera equivocada un elemento de procedencia desconocida. La etapa de clasificación consiste en proporcionar al clasificador nuevos elementos, independientes de los utilizados en el aprendizaje, para que este los etiquete a su clase correspondiente.

Lo ideal en un clasificador matemático es que los patrones estén claramente diferenciados y puedan ser separados de forma clara, pues así la tasa de acierto será mayor por la simplicidad para discernir entre las diferentes clases. Para ello, es necesario extraer características o patrones discriminantes, como se ha visto en el capítulo anterior. Los patrones de una misma clase presentan cierta variabilidad natural, no obstante, deben estar relativamente cercanos en el espacio de representación, y lejanos respecto a los patrones de otras clases. Esta situación, en un caso ideal, hace que se distingan diferentes agrupamientos en el espacio de representación (véase la Figura 6.1), uno por cada clase considerada y en estos casos es posible asociar regiones disjuntas a cada una de las clases representadas.

A continuación, se introducirá el principal clasificador utilizado para el presente PFC,

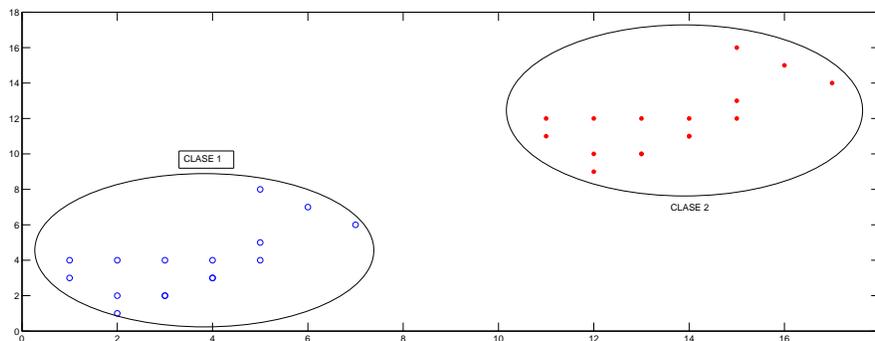


Figura 6.1: Distribución de clases

intentando evitar en la medida de lo posible aquellos aspectos matemáticos que pudieran ser muy cargantes, teniendo en cuenta siempre que tras estos clasificadores hay un fondo estadístico muy complejo. Por ello, y para facilitar la comprensión, se intentan describir las particularidades del clasificador de manera sencilla. También se comentará cómo se ha realizado la selección de características para el clasificador. La librería utilizada en este PFC para poder llevar a cabo la clasificación ha sido la librería PRTools [29].

6.2. Introducción a la regresión logística

Hay que encontrar un término medio entre la capacidad explicativa del modelo (claridad) y su poder de predicción. En general, conforme aumenta el poder de predicción del modelo baja su capacidad de interpretar el fenómeno objeto de estudio. Es decir, cuanto más precisión se busca en un clasificador, más difícil es interpretar la importancia de las variables en su predicción. Un modelo que aúna un buen poder de predicción con una magnífica interpretación de los resultados es la regresión logística [10]. Un modelo de regresión lineal tiene la forma

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^p X_j \hat{\beta}_j \quad (6.1)$$

siendo \hat{Y} la salida a predecir, X un vector de parámetros y $\hat{\beta}$ un vector de coeficientes. Para simplificar la explicación del modelo, se tomará una única característica del vector X , por lo que los únicos coeficientes $\hat{\beta}$ serán $\hat{\beta}_0$ y $\hat{\beta}_1$, quedando de la forma

$$y = \beta_0 + \beta_1 x \quad (6.2)$$

y se estiman los coeficientes utilizando el criterio de máxima verosimilitud (para una explicación extensa, véase Anexo III). Si se toman esperanzas a ambos lados de la ecuación, y tras realizar algunas operaciones, se llega a que la probabilidad de pertenecer a una clase

u otra (tener en cuenta que la clasificación se realiza de manera biclase: apnea o no apnea) se puede definir de la forma

$$p_i = \beta_0 + \beta_1 x \quad (6.3)$$

El inconveniente principal de esta formulacion es que la p_i debe estar entre cero y uno, y no hay ninguna garantía de que la predicción 6.3 verifique esta restricción, ya que el modelo puede prever probabilidades mayores que la unidad. Esto no es un problema insalvable para clasificar, pero lo es si se quiere interpretar el resultado de la regla de clasificación como una probabilidad de pertenencia a cada población.

Si se quiere que el modelo proporcione directamente la probabilidad de pertenecer a cada uno de los grupos, debemos transformar la variable respuesta de algún modo para garantizar que la respuesta prevista esté entre cero y uno. Si se toma,

$$p_i = F(\beta_0 + \beta_1 x) \quad (6.4)$$

se garantiza que p_i estará comprendido entre 0 y 1 si F cumple esa propiedad.

Como se había comentado, el hecho de poder interpretar los resultados era uno de los puntos fuertes para el uso de este clasificador, y esto se puede ver analizando el peso de los coeficientes β . En general, cuanto mayor es el peso, más importancia tendrá esa característica en la predicción.

6.3. Selección de características

Un proceso básico para cualquier clasificador es la selección de características. Este proceso consiste en seleccionar aquellas variables más discriminantes para la clasificación y desechar aquellas que presenten altas correlaciones o no aporten información para el caso de estudio. Existen varias técnicas para este propósito. En este PFC, se ha decidido utilizar la técnica de *sequential forward feature selection*, que consiste en añadir a un vector de características, V , inicialmente vacío, aquellas características que, individualmente, obtienen una mejor tasa de detección.

Para ejemplificar el proceso de selección de características, se puede ver la Figura 6.2. La función $J(x)$ representa la tasa de mejora en el entrenamiento y las x_i las características. Cada coeficiente delante de las variables representa el peso de estas sobre la tasa, a mayor peso, mejor tasa proporciona esa variable. En la Figura 6.2 únicamente se ha realizado una iteración. Para una mayor precisión, es apropiado repetir este proceso varias veces y, una vez se hayan realizado varias iteraciones, se tendrá una matriz V , de orden $N \times p$, siendo N el número de iteraciones y p el número de parámetros. Esta matriz hay que analizarla para ver los parámetros que más se repiten en las primeras posiciones (aportan mayor capacidad discriminante) para escogerlas para el proceso de clasificación y desechar aquellas que no están aportando información.

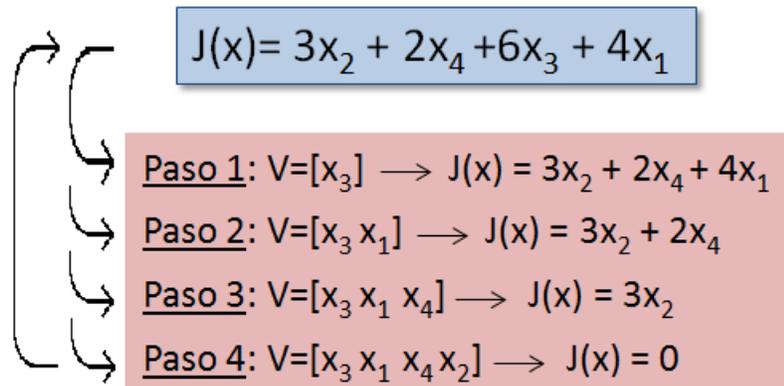
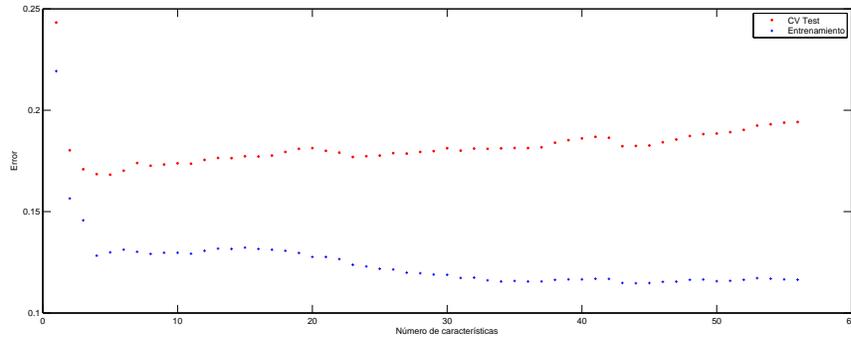


Figura 6.2: Selección de características

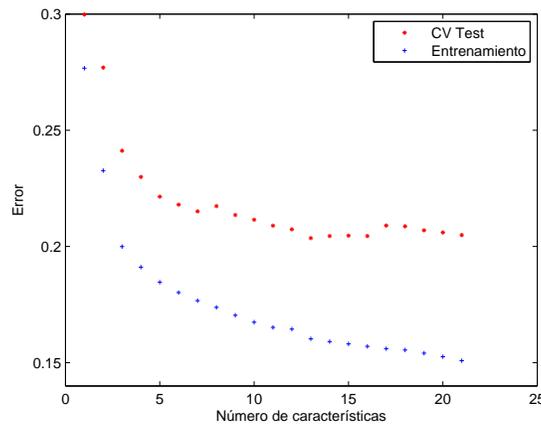
Tras realizar ese estudio de las características en la matriz, se realiza una etapa de validación dentro del entrenamiento (denominada validación cruzada, o *cross validation*) que se explica en la sección 6.4, cuya función es la comprobar las tasas de acierto en función del número de características que se escojan. Posteriormente, estas tasas se dibujan en una gráfica y se comprueba cuál es el número óptimo de variables para escoger. Dos ejemplos de este tipo de representación se pueden ver en la Figura 6.3. En ambos casos, se reduce significativamente la cantidad de variables. En el primer caso, se puede observar que la tasa óptima se consigue con 5 características, mientras que en el segundo caso, la tasa óptima se consigue con 13 características.

6.4. Validación cruzada

En el proceso de entrenamiento se realiza la técnica de validación cruzada. Este procedimiento se suele realizar cuando se tiene una gran cantidad de datos disponibles, pues es una manera de analizar la precisión del entrenamiento. Consiste en separar los datos destinados para entrenar el sistema en dos: un 51 % de los datos se destinan para el propio entrenamiento y un 49 % se destinan a validar. De esta forma, se estaría comprobando que el entrenamiento se está realizando de manera correcta. Este proceso de subdividir la parte destinada a entrenar en dos grupos, se repite varias veces. La separación de datos debe ser realizada de manera aleatoria en cada repetición. La tasa dada en cada iteración de este proceso debería tener poca variabilidad, como se muestra en la Figura 6.4 en un ejemplo con 20 iteraciones y, por lo tanto, 20 subdivisiones de la base de datos destinada a entrenar. Se observa una media de un 75 % de tasa de acierto, sin una gran variabilidad en los resultados.



(a) Selección con 56 características



(b) Selección con 21 características

Figura 6.3: Ejemplo de selección de características

6.5. Umbral de decisión

Una vez se han determinado los coeficientes (w) y se ha realizado la selección de características, se ha de elegir el umbral por el cual se decide a partir de qué probabilidad se determina que un momento es apneico o no. La probabilidad viene determinada por la expresión 6.4. Para elegir el umbral se suele recurrir a la curva ROC.

6.5.1. Curva ROC

La curva ROC (*Receiver Operating Curve*) es una representación gráfica de la sensibilidad¹ frente a ($1 - \text{especificidad}$)² para un sistema clasificador binario según se varía el umbral de discriminación. Es muy utilizada en medicina para comprobar la precisión de un sistema de

¹Tasa de acierto del sistema en aquellos minutos que, etiquetados por un profesional médico como apnea, son diagnosticados por el sistema como apnea.

²Mide la tasa de acierto del sistema en aquellos minutos que, etiquetados por un profesional médico como no apnea, son diagnosticados por el sistema como no apnea.

```

perf_test_training: 20x1 double =
0.773307402455330
0.715187568289426
0.760874760994264
0.765754910230148
0.749454809789193
0.747126436781609
0.744559270516717
0.752362490913497
0.773169852145691
0.747563470099868
0.758691701998789
0.760177203065134
0.770715515121711
0.742828882294758
0.774795377948965
0.760112772738416
0.778338136407301
0.748855145818270
0.786613978760188
0.732462506047412

```

Figura 6.4: Tasas de una validación cruzada

clasificación. Un ejemplo de este tipo de curvas se muestra en la Figura 6.5. El clasificador ideal es aquel que etiqueta a todos los pacientes correctamente con una tasa del 100 %, el cual se encontraría en la esquina superior izquierda de la curva ROC, que es el que aporta una sensibilidad y especificidad del 100 %. El área que encierra la curva (AUC, por *area under curve*) también aporta información del clasificador y cuanto más cercano a 1 sea este valor, más precisión tiene el sistema.

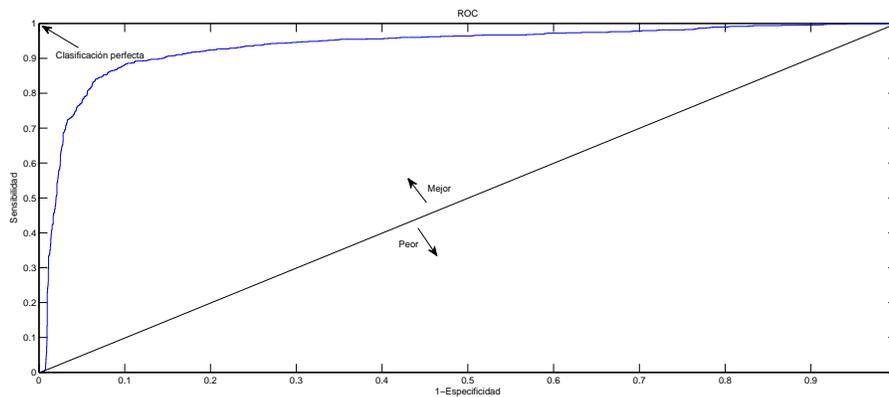


Figura 6.5: Curva ROC

6.5.2. Criterio para tomar el umbral

El umbral en este PFC se ha tomado para el punto que optimiza la cuantificación del sistema, es decir, aquel umbral que, minuto a minuto, da mejores resultados. De esta forma, se puede garantizar que el sistema está en el punto de mayor eficiencia. Existen otros criterios que también son utilizados, como el que maximiza la sensibilidad y especificidad

a la vez. Es decir, el umbral que está en el punto más cercano al vértice superior izquierda de la curva ROC.

Capítulo 7

Detección automática de SAOS

7.1. Introducción

Una vez se han analizado las diferentes señales que se pueden utilizar para detectar apneas y/o hipoapneas, y algunas de sus características, en este apartado se realiza el sistema software sobre el cual se realizará un diagnóstico automático del SAOS. Para ello, es importante describir algunos de los parámetros que se utilizarán para medir la eficiencia del sistema.

- **Tasa de cuantificación.** Indica la tasa de acierto total del sistema minuto a minuto.
- **Tasa global.** Indica la tasa de acierto a nivel global del paciente, es decir, mide la capacidad del sistema de diagnosticar a un paciente como patológico o no.
- **Sensibilidad.** Indica la tasa de acierto del sistema en aquellos minutos que, etiquetados por un profesional médico como apnea, son diagnosticados por el sistema como apnea.
- **Especificidad.** Mide la tasa de acierto del sistema en aquellos minutos que, etiquetados por un profesional médico como no apnea, son diagnosticados por el sistema como no apnea.

Tras una descripción detallada de aquellos parámetros a valorar en un clasificador, quedan todavía por comentar algunos detalles importantes.

Para los experimentos automáticos no se utilizan hipnogramas¹ para conocer si un paciente está durmiendo o despierto. Durante una noche de estudio, un individuo puede estar despierto una parte del tiempo mientras se le está realizando el estudio. Evidentemente, en estos momentos de vigilia no se sufrirán apneas, puesto que una persona que se encuentra despierta va a mantenerse respirando. Por lo tanto, para el sistema será imposible determinar una IAH a cada paciente, pues se recuerda que este parámetro viene definido por hora de sueño, y en este sistema no se conoce cuándo está durmiendo el paciente.

¹Un hipnograma es la representación temporal de las distintas fases de sueño durante el registro.

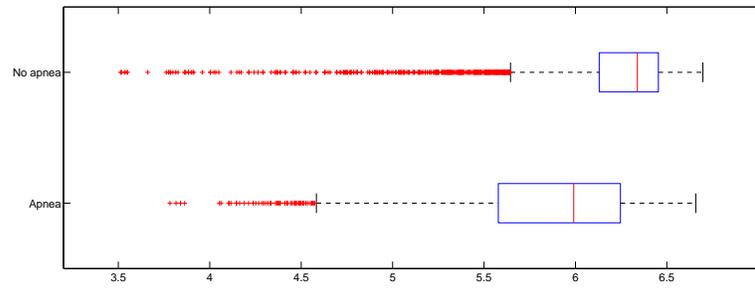
Para subsanar este hecho, se decide diagnosticar como pacientes patológicos a aquellos pacientes que tienen apneas en más de un 8 % de los minutos sobre el tiempo total registrado, y como pacientes sanos a aquellos que tienen menos de un 8 %. Este valor no está escogido al azar, y se explica porque el 8 % de los minutos de una hora son 4,8 minutos, que prácticamente corresponde a un IAH de 5. Este valor de IAH es el valor frontera por el cual se determina a un paciente como patológico o sano. También se presentan los resultados con el 16 %, que corresponde con un IAH de 10.

Una vez presentados cada una de los parámetros que se utilizarán para medir la calidad del sistema, se procede a la presentación de análisis y resultados de cada una de las bases de datos explicadas en el Capítulo 4. Finalmente, tras varias pruebas, se comprobó que la señal PP procedente del pulso no aportaba buenos resultados, por lo que no se muestran en el informe.

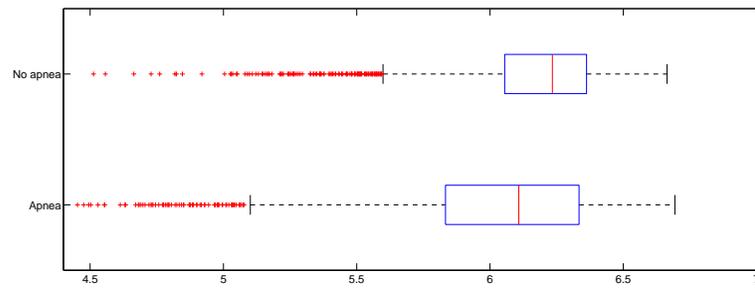
7.2. Evaluación de los parámetros extraídos

Antes de realizar la clasificación automática, es interesante hacer un análisis de los parámetros extraídos a las señales para comprobar si son discriminantes. Para ello, se hará uso del diagrama de caja y de los tests expuestos en el Capítulo 5. Estos análisis están realizados a partir de los pacientes designados a entrenar al sistema, de los cuales tenemos su etiquetado minuto a minuto.

En primer lugar, se analizan alguno de los parámetros temporales utilizados y después se hace una comparación del periodograma de la señal RR de dos momentos, uno en el que se produce una apnea y otro con un momento sin apnea. Por ejemplo, se observa en la Figura 7.1 que el parámetro PE para la base de datos de PhysioNet se comporta de manera más discriminante que para la HuGCDN2014, que aunque también aporta bastante información, no tiene una capacidad de diferenciación tan elevada. Otros parámetros, como la DFA1 y la DFA2 (mostrados en las Figura 7.2 y 7.3) aportan una gran información en ambas bases de datos, por lo que se espera que resulten útiles cuando se realice la clasificación automática. Recordar que en estos diagramas, lo que interesa es que las cajas de datos (donde se encuentra el 50 % de los datos) estén separadas, esto es, que no se solapen, pues indicará que los datos están separados numéricamente. Mientras que también se espera que el periodograma ayude a la localización de apneas (Figura 7.4), ya que, por lo general, la presencia de apneas produce un movimiento arrítmico en el corazón que resulta en una componente espectral entre 0.01 y 0.1 Hz de mayor potencia.

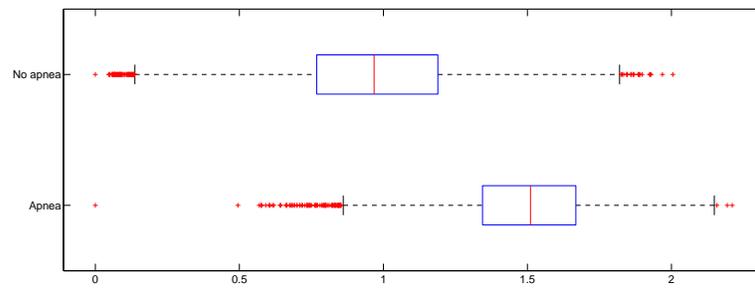


(a) Base de datos de PhysioNet

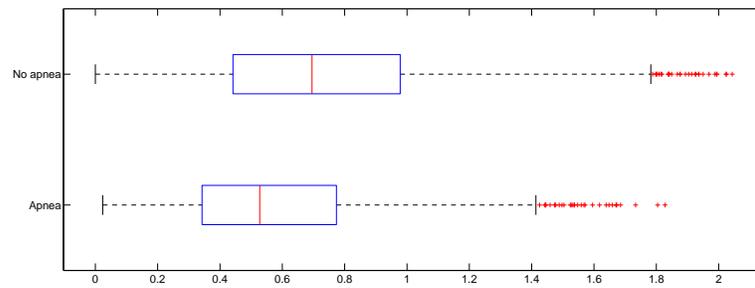


(b) Base de datos de HuGCDN2014

Figura 7.1: Diagrama de caja del parámetro PE

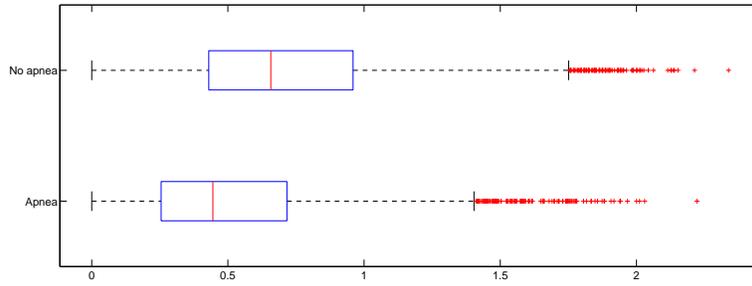


(a) Base de datos de PhysioNet

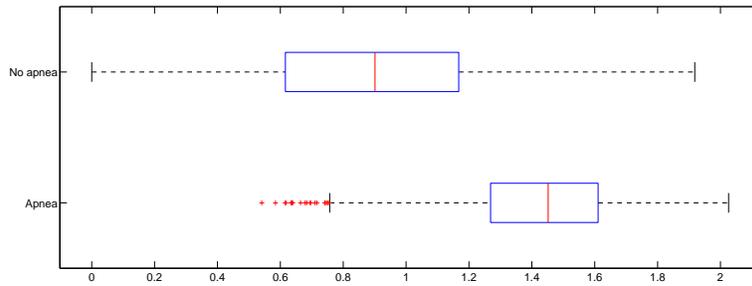


(b) Base de datos de HuGCDN2014

Figura 7.2: Diagrama de caja del parámetro DFA1

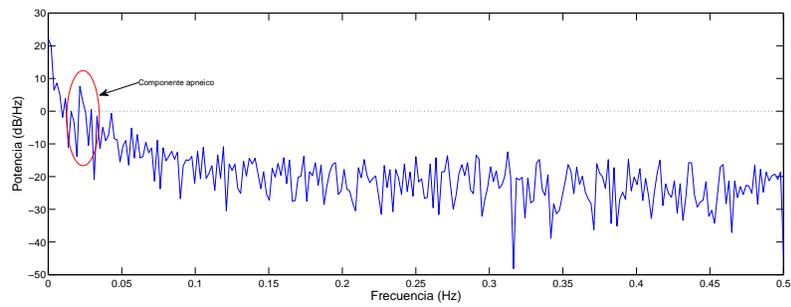


(a) Base de datos de PhysioNet

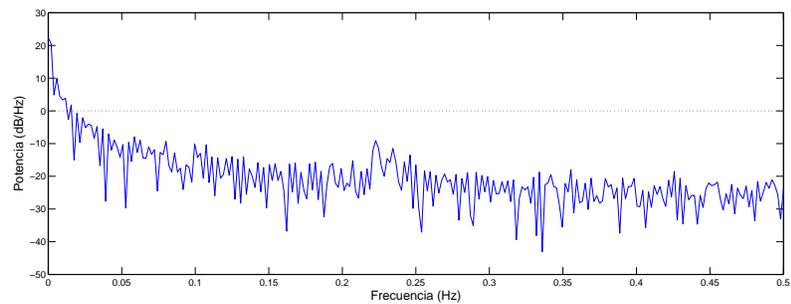


(b) Base de datos de HuGCDN2014

Figura 7.3: Diagrama de caja del parámetro DFA2



(a) Momento con apnea



(b) Momento sin apnea

Figura 7.4: Comparación del periodograma de un momento apneico y no apneico

7.3. Parámetros clínicos más significativos

Además del diagnóstico automático mediante procesado de señales y algoritmos de clasificación, en este PFC se han realizado otros estudios para intentar determinar qué factores pueden influir en los pacientes para padecer el SAOS. En este caso se trabaja con otro tipo de variables, como son el peso, altura, edad... No son parámetros extraídos de señales fisiológicas, sino que son parámetros clínicos recogidos a través de la observación.

Este estudio se ha realizado utilizando los diferentes tests de hipótesis explicados en el Capítulo 5, los cuales indican si una variable es o no significativa. Los parámetros clínicos han sido proporcionados por el Hospital Universitario Doctor Negrín para la base de datos HuGCDN2014, donde se recogen diferentes datos de los pacientes diagnosticados. Se han realizado dos tests por cada variable clínica, uno para diferenciar entre los pacientes desaturadores y no desaturadores y otro para diferenciar entre los tres grupos.

7.3.1. Índice de masa corporal (IMC)

En los estudios de prevalencia del SAOS [2, 15], el IMC es uno de los factores de riesgo para padecer SAOS.

Grupos analizados	p	
	U -test	H -test
Desaturadores/No desaturadores	0,2782	—
Desaturadores/No desaturadores/Controles	—	0,0159

Tabla 7.1: Significación de grupos respecto a su IMC

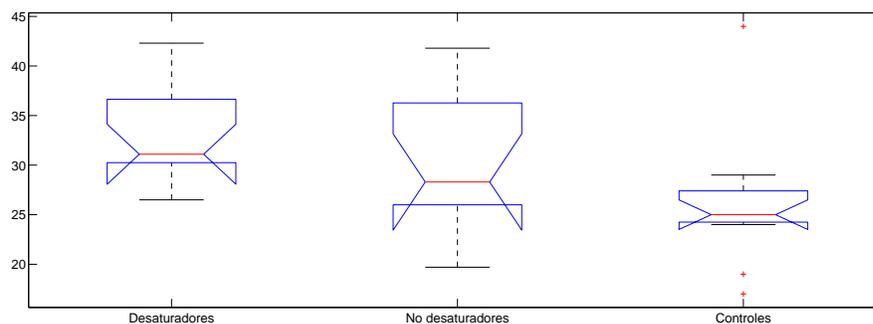


Figura 7.5: Datos de IMC por grupo

Se considera que existe una diferencia significativa entre los grupos en valores de $p < 0,05$. En el caso del IMC, se observa que la diferencia significativa existe cuando incorporamos

el grupo de control al estudio, lo que se podía esperar con los estudios precedentes. De esta forma, se ha podido corroborar que un IMC mayor es un factor de riesgo para padecer el síndrome de apnea obstructiva del sueño.

7.3.2. Edad

Se cree que los individuos de mayor edad son más propensos a padecer SAOS debido a que la fuerza de los músculos de la garganta es menor y, por lo tanto, el esfuerzo para respirar es mayor, lo que produce más apneas.

Grupos analizados	p	
	U -test	H -test
Desaturadores/No desaturadores	0,8178	—
Desaturadores/No desaturadores/Controles	—	0,2551

Tabla 7.2: Significación de grupos respecto a su edad

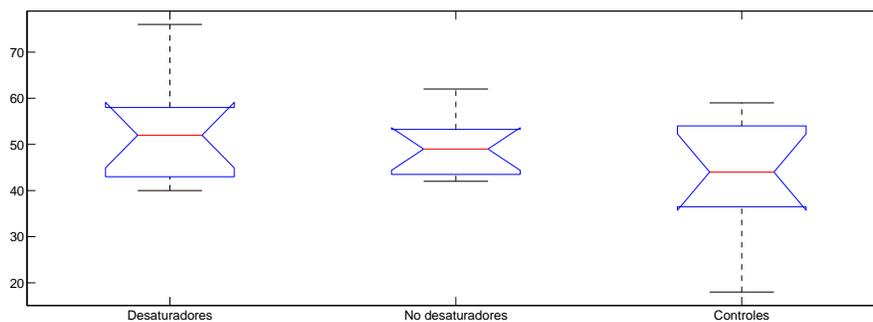


Figura 7.6: Datos de edad por grupo

En la base de datos aportada por el Hospital Doctor Negrín, no se ven diferencias entre los grupos.

7.3.3. Número de apneas durante el sueño

Desde un principio, para el objetivo de este proyecto, se ha tratado a las apneas de igual forma que a las hipoapneas para el diagnóstico automático, pero es interesante ver cómo se manifiestan estos desórdenes en función de los pacientes. De esta manera, se intenta averiguar si el número de apneas es una variable que determina la relación entre ser un paciente desaturador o uno no desaturador. Y, como obviamente se va a demostrar, que el número de apneas en los pacientes controles es significativo, pues es el principio básico de la separación de grupos.

Grupos analizados	p	
	U -test	H -test
Desaturadores/No desaturadores	0,7928	—
Desaturadores/No desaturadores/Controles	—	0,00002789

Tabla 7.3: Significación de grupos respecto al número de apneas

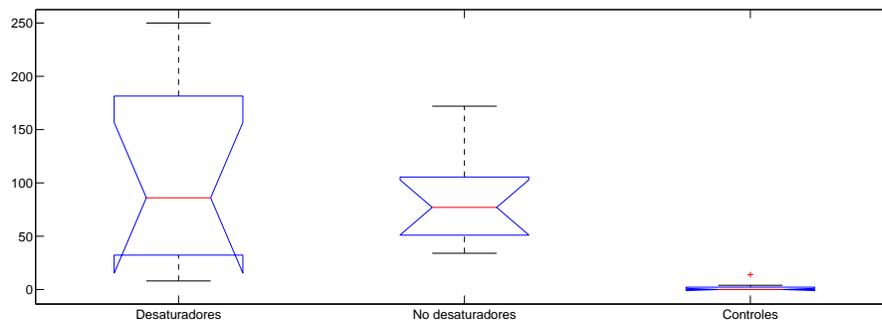


Figura 7.7: Datos de número de apneas por grupo

Esta variable no muestra una diferencia clara entre poblaciones de desaturadores y no desaturadores, mientras que con el grupo de control, como era de esperar, sí existe una significancia.

7.3.4. Número de hipoapneas durante el sueño

Al igual que con las apneas, se ha realizado un estudio para comprobar si las hipoapneas son una variable que pueda diferenciar los grupos.

Grupos analizados	p	
	U -test	H -test
Desaturadores/No desaturadores	0,8695	—
Desaturadores/No desaturadores/Controles	—	0,00002677

Tabla 7.4: Significación de grupos respecto al número de hipoapneas

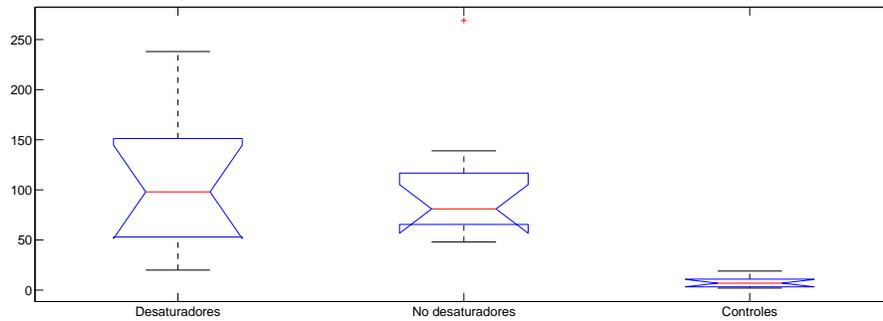


Figura 7.8: Datos de número de hipoapneas por grupo

Al igual que con la variable de apneas, las hipoapneas no aportan una diferencia clara entre los distintos grupos.

7.4. Resultados del sistema

Una vez se ha realizado la extracción de características y la selección de los parámetros más significativos, se procede a validar el sistema con nuevos pacientes. Para comprobar la eficiencia del sistema, es necesario conocer el etiquetado de estos pacientes de validación, que se utilizará para comprobar si los resultados dados por el clasificador propuesto son correctos. Como se comentó en capítulos anteriores, el objetivo principal de este PFC es conseguir un sistema estable que funcione para cualquier base de datos, por lo que para la presentación de resultados se ha procedido de la siguiente forma:

- Resultados con la base de datos de PhysioNet
- Resultados con la base de datos de EURO2014
- Comparativa del sistema entre ambas bases de datos

7.4.1. Base de datos de PhysioNet

7.4.1.1. EDR

La primera prueba se ha realizado a partir de la señal EDR, aplicándole un banco de 20 filtros equiespaciados y estimando la potencia en cada uno de ellos. Los resultados obtenidos se representan en la Tabla 7.5.

BBDD		PhysioNet
Número de pacientes validación		35
Número de características		20
Número de características seleccionadas		6
Sensibilidad (%)		64.334
Especificidad (%)		86.465
Tasa de cuantificación (%)		78.047
Tasa global (%)*		88.571
Correlación		0,83723

Características seleccionadas	
1 ^a	Filtro 2
2 ^a	Filtro 1
3 ^a	Filtro 4
4 ^a	Filtro 12
5 ^a	Filtro 8
6 ^a	Filtro 3

* Umbral de decisión = 8% de apneas por hora

(b) Características seleccionadas

(a) Tabla

Tabla 7.5: Resultados con EDR (PhysioNet)

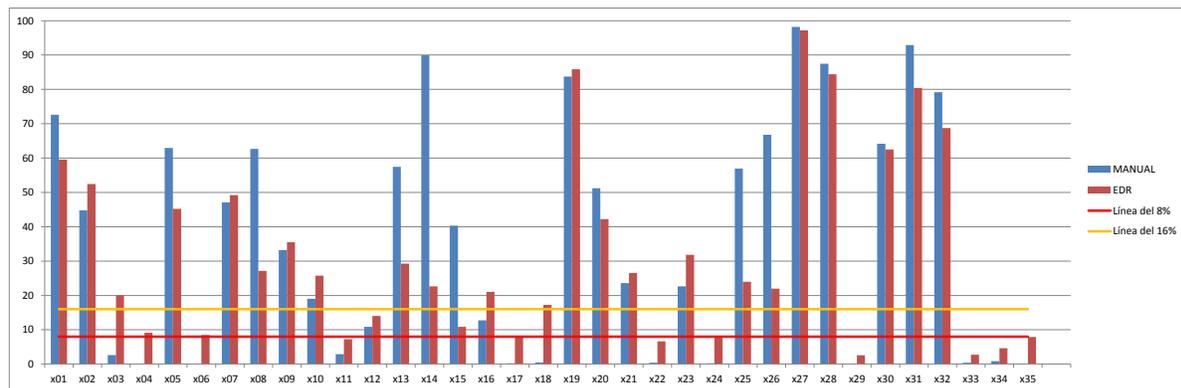


Figura 7.9: Resultados por paciente con EDR (PhysioNet)

7.4.1.2. RR

En este caso, para esta señal se han realizado varias pruebas con distintos parámetros. Se presentan tres tablas (Tablas 7.6a, 7.6c y 7.6e) en las que se muestran los resultados del sistema. Para la primera tabla se ha parametrizado la serie RR con un banco de 20 filtros, para la segunda se han utilizado los 20 primeros parámetros cepstrales y en la tercera se han juntado las dos parametrizaciones anteriores más la PE y dos variables más utilizando el mecanismo de la DFA (ambos parámetros explicados detalladamente en el Capítulo 5).

BBDD	PhysioNet	Características seleccionadas	
Número de pacientes validación	35	1 ^a	Filtro 2
Número de características	20	2 ^a	Filtro 3
Número de características seleccionadas	10	3 ^a	Filtro 6
Sensibilidad (%)	70.291	4 ^a	Filtro 14
Especificidad (%)	87.151	5 ^a	Filtro 4
Tasa de cuantificación (%)	80.696	6 ^a	Filtro 7
Tasa global (%) [*]	88.571	7 ^a	Filtro 1
Correlación	0.8529	8 ^a 9 ^a 10 ^a	Filtros 33, 10 y 22

(a) Con FBANK

(b)

BBDD	PhysioNet	Características seleccionadas	
Número de pacientes validación	35	Todas, con un peso mayor de los parámetros cepstrum 4, 16, 15 y 3, como era de esperar analizando los estudios [24, 23].	
Número de características	20		
Número de características seleccionadas	20		
Sensibilidad (%)	63.788		
Especificidad (%)	89.653		
Tasa de cuantificación (%)	79.75		
Tasa global (%) [*]	80		
Correlación	0.79459		

(c) Con cepstrum

(d)

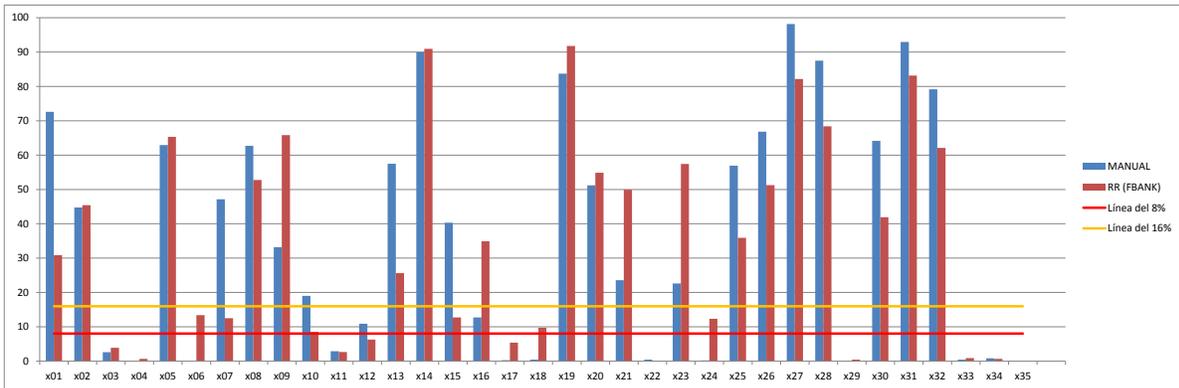
BBDD	PhysioNet	Características seleccionadas	
Número de pacientes validación	35	Todas	
Número de características	56		
Número de características seleccionadas	56		
Sensibilidad (%)	73.976		
Especificidad (%)	92.096		
Tasa de cuantificación (%)	85.157		
Tasa global (%) [*]	91.429		
Correlación	0.9015		

(e) Con FBANK+cepstrum+PE+DFA1+DFA2

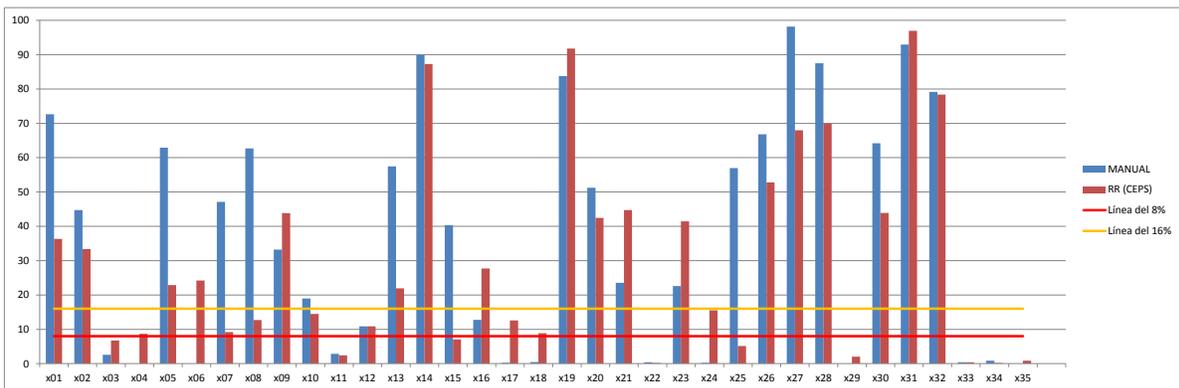
(f)

* Umbral de decisión = 8% de apneas por hora

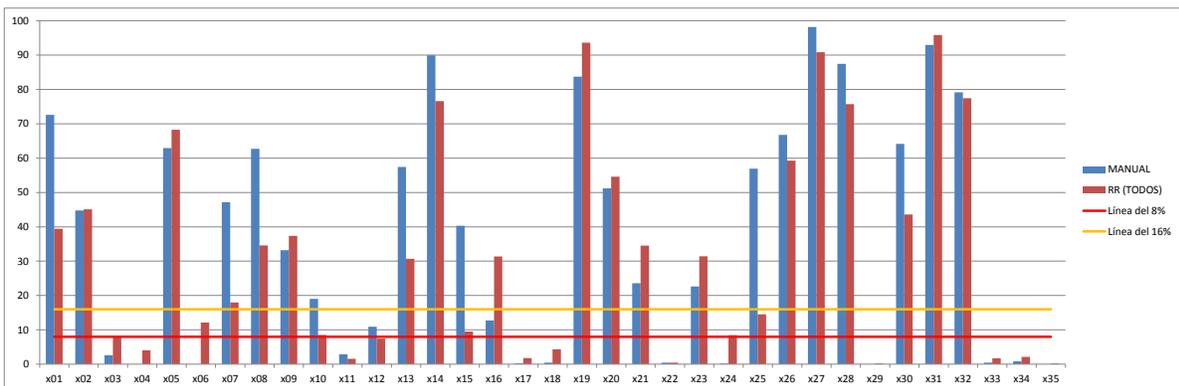
Tabla 7.6: Resultados con RR (PhysioNet)



(a) Con FBANK



(b) Con cepstrum



(c) Con FBANK+cepstrum+PE+DFA1+DFA2

Figura 7.10: Resultados por paciente con RR (PhysioNet)

7.4.1.3. EDR+RR

Una vez analizadas ambas señales por separado, es interesante observar si se consiguen mejoras en el diagnóstico utilizándolas juntas. Para esta prueba se ha parametrizado la señal EDR con un banco de 20 filtros equiespaciados, y la serie RR con los 57 parámetros explicados anteriormente. El sistema se compone de un total de 77 variables. En la selección de características del Cuadro 7.7 se muestran únicamente las primeras 20 variables seleccionadas de un total de 39.

BBDD		PhysioNet
Número de pacientes validación		35
Número de características		76
Número de características seleccionadas		39
Sensibilidad (%)		78.442
Especificidad (%)		90.027
Tasa de cuantificación (%)		85.586
Tasa global (%)*		94.286
Correlación		0.91667

(a)

Características seleccionadas			
1 ^a	Filtro 2 (RR)	11 ^a	Filtro 5 (EDR)
2 ^a	Cepstrum 1	12 ^a	Cepstrum 5
3 ^a	Filtro 2 (EDR)	13 ^a	Cepstrum 14
4 ^a	DFA1	14 ^a	DFA2
5 ^a	Filtro 1 (EDR)	15 ^a	Filtro 8 (RR)
6 ^a	Cepstrum 11	16 ^a	Filtro 4 (RR)
7 ^a	Cepstrum 6	17 ^a	Filtro 6 (RR)
8 ^a	Filtro 27 (RR)	18 ^a	Filtro 16 (RR)
9 ^a	Filtro 6 (EDR)	19 ^a	Filtro 8 (RR)
10 ^a	PE	20 ^a	Filtro 34 (RR)

(b)

* Umbral de decisión = 8% de apneas por hora

Tabla 7.7: Resultados con EDR+RR (PhysioNet)

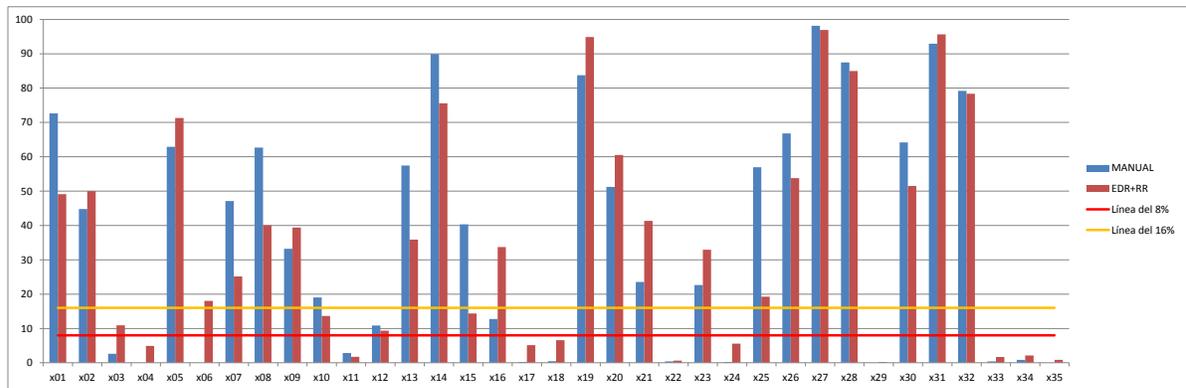


Figura 7.11: Resultados por paciente con EDR+RR (PhysioNet)

7.4.1.4. Conclusiones sobre los resultados con la base de datos de PhysioNet

La base de datos de PhysioNet fue una de las primeras bases de datos que se hizo públicas para el diagnóstico de patologías del sueño. Se trata de una base de datos muy utilizada por los investigadores, y se suelen referir a ella en multitud de ocasiones para comparar resultados. Los estudios realizados con esta base de datos, cuyos resultados se pueden analizar en las subsecciones anteriores, han sido bastante satisfactorios, como se esperaba tras los buenos resultados de la mayoría de publicaciones en las que se utilizaban estos registros.

Analizando más concienzudamente los resultados, se pueden analizar ciertos elementos importantes. El primero de ellos es que se trata de una base de datos cuyas señales de ECG aportan bastante información sobre los momentos apneicos, pues parece que los pacientes registrados padecen fuertes braquicardias y taquicardias cuando sufren una apnea. Otro elemento importante que se observa en los resultados, es la buena aceptación que tienen los parámetros temporales en la serie RR, como la PE y la DFA. Estos parámetros responden muy bien a los algoritmos empleados, siendo en prácticamente todos los experimentos seleccionados como características principales.

En los resultados obtenidos en este PFC, se observa que la señal EDR aporta una información extra a la serie RR, y se consiguen tanto mejoras de cuantificación como mejoras a nivel global del paciente. La mejora principal que aporta la EDR, que es una señal derivada del ECG pero que aporta información sobre la respiración, es la subida de precisión en cuanto a sensibilidad, pasando de menos de un 74 % a más de un 78 %. Gracias a esta mejora de la sensibilidad, los pacientes de test x03 y x12 son diagnosticados correctamente.

Es importante analizar, también, qué características son aquellas que son seleccionadas en el proceso de entrenamiento para, de este modo, ver el origen del desorden. Si se analiza el experimento con las dos señales (EDR+RR), se ve que entre las 20 primeras variables seleccionadas (de un total de 39 seleccionadas y 76 utilizadas), se encuentran tanto la DFA1 (en 4^o posición), la PE (en 10^o posición) y la DFA2 (14^o posición). Estos parámetros nunca utilizados son los que aportan un gran valor añadido al presente proyecto, pues indica que entre los momentos en los que hay apnea y los que no, hay una alta fluctuación (DFA), además de que se produce un desorden en el ritmo del corazón medida gracias a la entropía.

7.4.2. Base de datos de HuGCDN2014

Esta base de datos es muy especial, pues tiene dos grupos de pacientes clasificados según su forma de desaturar en los momentos apneicos, además del grupo de control. Por lo tanto, como uno de los objetivos con esta base de datos es comprobar si la señal RR es capaz de mejorar el diagnóstico en aquellos pacientes que, con la SaO2 deberían ser bien diagnosticados, se estudiará de manera independiente a los grupos de pacientes desaturadores y pacientes no desaturadores. De esta forma, se podrán comprobar las mejoras que aporta cada señal en cada tipo de paciente.

7.4.2.1. EDR

Al igual que con la BBDD de PhysioNet, se ha parametrizado la señal EDR con un banco de filtros (Figura 7.12).

BBDD	HuGCDN2014
Número de pacientes validación	39
Número de características	20
Número de características seleccionadas	3
Sensibilidad (%)	35.947
Especificidad (%)	93.187
Tasa de cuantificación (%)	79.434
Tasa global (%)*	74.359
Correlación	0.71607

Características seleccionadas	
1 ^a	Filtro 2
2 ^a	Filtro 4
3 ^a	Filtro 5

(b)

* Umbral de decisión = 8% de apneas por hora

(a)

Tabla 7.8: Resultados con EDR (HuGCDN2014)

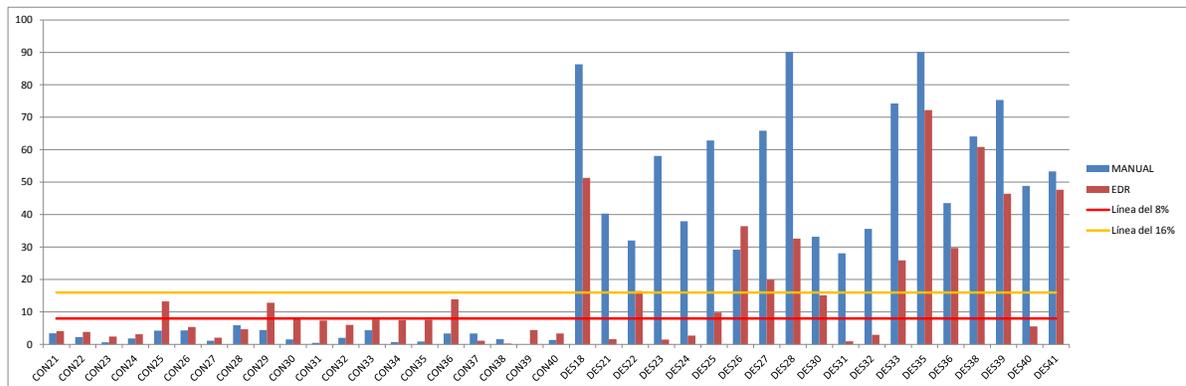


Figura 7.12: Resultados por paciente con EDR (HuGCDN2014)

7.4.2.2. RR

Para la parametrización de la RR con esta BBDD se ha procedido de manera análoga a lo hecho con la base de datos de PhysioNet. Se han realizado tres experimentos (véase Figura 7.13) con diferentes parámetros, como para el caso de la base de datos de PhysioNet.

BBDD	HuGCDN2014
Número de pacientes validación	39
Número de características	20
Número de características seleccionadas	4
Sensibilidad (%)	51.295
Especificidad (%)	94
Tasa de cuantificación (%)	83.676
Tasa global (%)*	89.744
Correlación	0.8589

Características seleccionadas	
1 ^a	Filtro 3
2 ^a	Filtro 2
3 ^a	Filtro 1
4 ^a	Filtro 7

(b)

* Umbral de decisión = 8 % de apneas por hora

(a) Con FBANK

BBDD	HuGCDN2014
Número de pacientes validación	39
Número de características	20
Número de características seleccionadas	20
Sensibilidad (%)	39.388
Especificidad (%)	93.642
Tasa de cuantificación (%)	80.525
Tasa global (%)*	87.179
Correlación	0.58171

Características seleccionadas	
Todas	

(d)

* Umbral de decisión = 8 % de apneas por hora

(c) Con cepstrum

BBDD	HuGCDN2014
Número de pacientes validación	39
Número de características	56
Número de características seleccionadas	56
Sensibilidad (%)	56.794
Especificidad (%)	92.797
Tasa de cuantificación (%)	84.099
Tasa global (%)*	87.179
Correlación	0.78636

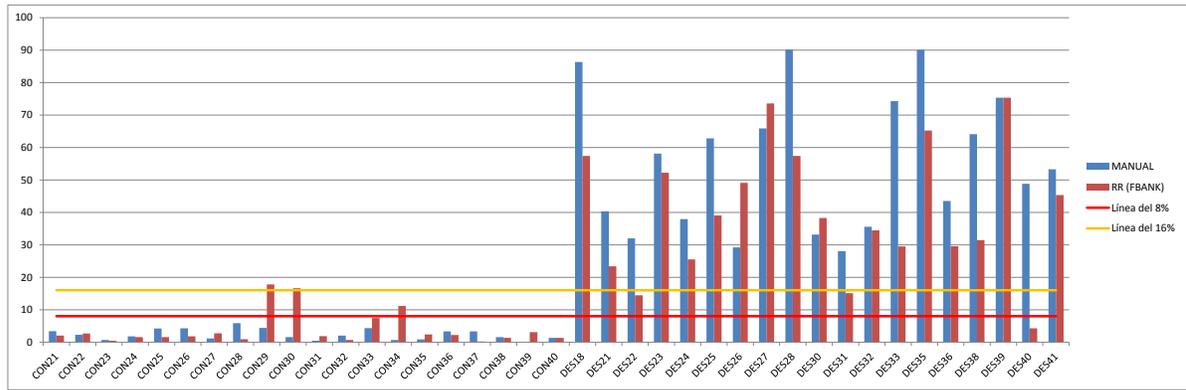
Características seleccionadas	
Todas	

(f)

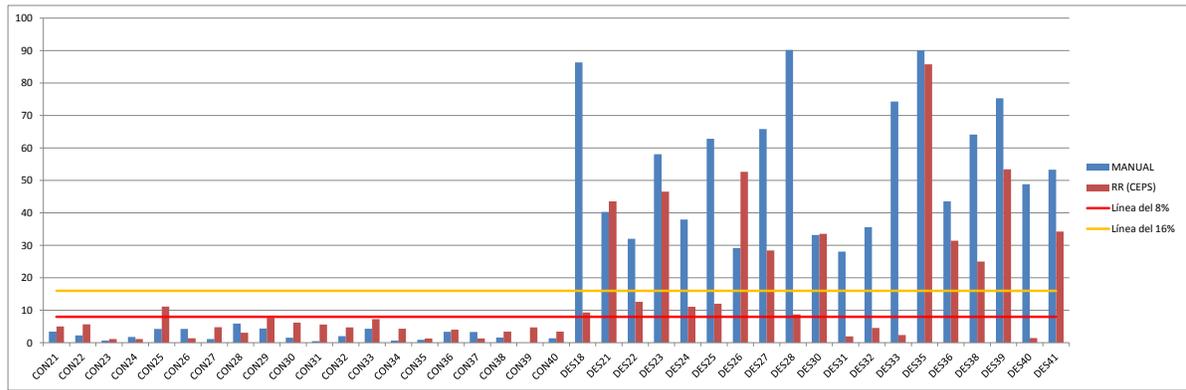
* Umbral de decisión = 8 % de apneas por hora

(e) Con FBANK+cepstrum+PE+DFA1+DFA2

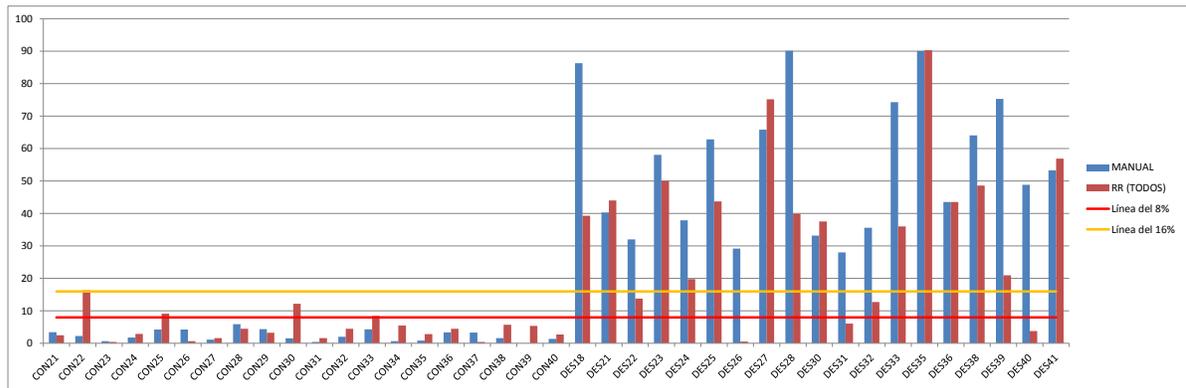
Tabla 7.9: Resultados con RR (HuGCDN2014)



(a) Con FBANK



(b) Con cepstrum



(c) Con FBANK+cepstrum+PE+DFA1+DFA2

Figura 7.13: Resultados por paciente con RR (HuGCDN2014)

7.4.2.3. EDR+RR

Los parámetros utilizados para este caso han sido un banco de 20 filtros para la señal EDR y la serie RR con 57 parámetros repartidos de la siguiente manera: banco de 34 filtros, la PE, dos parámetros DFA y los 20 parámetros cepstrales (Figura 7.14).

BBDD		HuGCDN2014	Características seleccionadas	
Número de pacientes validación		39	1 ^a	Filtro 3 (RR)
Número de características		77	2 ^a	Filtro 2 (EDR)
Número de características seleccionadas		9	3 ^a	Cepstrum 1
Sensibilidad (%)		55.719	4 ^a	DFA1
Especificidad (%)		94.025	5 ^a	Filtro 1 (RR)
Tasa de cuantificación (%)		84.771	6 ^a	Filtro 2 (RR)
Tasa global (%)*		92.308	7 ^a	Filtro 5 (RR)
Correlación		0.82187	8 ^a	Filtro 13 (RR)
			9 ^a	Filtro 4 (EDR)

* Umbral de decisión = 8 % de apneas por hora

(a)

(b)

Tabla 7.10: Resultados con EDR+RR (HuGCDN2014)

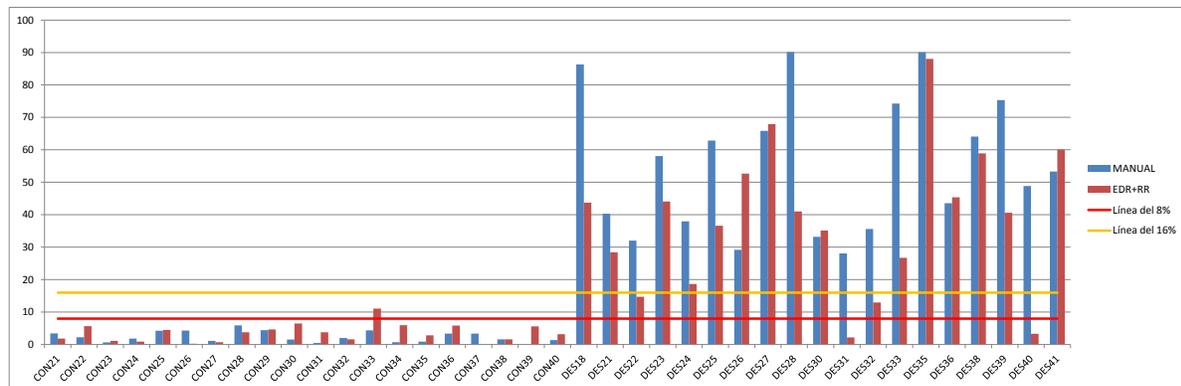


Figura 7.14: Resultados por paciente con EDR+RR (HuGCDN2014)

7.4.2.4. SaO2

En este caso, al ser una base de datos recopilada especialmente para este PFC, se ha podido extraer la señal de saturación de oxígeno en sangre de los pacientes durante la noche de estudio. Esta señal se ha parametrizado de forma que se han obtenido 22 variables: la varianza en el minuto de interés, la varianza en la ventana de 5 minutos centrado en el minuto de interés y 20 filtros equiespaciados (Figura 7.11).

BBDD		HuGCDN2014	Características seleccionadas	
Número de pacientes validación		39	1 ^a	varianza en 1 minuto
Número de características		22	2 ^a	Filtro 4
Número de características seleccionadas		9	3 ^a	Filtro 14
Sensibilidad (%)		84.062	4 ^a	Filtro 5
Especificidad (%)		94.192	5 ^a	Filtro 10
Tasa de cuantificación (%)		91.743	6 ^a	Filtro 6
Tasa global (%)*		100	7 ^a	Filtro 9
Correlación		0.98284	8 ^a	Filtro 16
			9 ^a	Filtro 7

* Umbral de decisión = 8% de apneas por hora

(a)
(b)

Tabla 7.11: Resultados con SaO2 (HuGCDN2014)

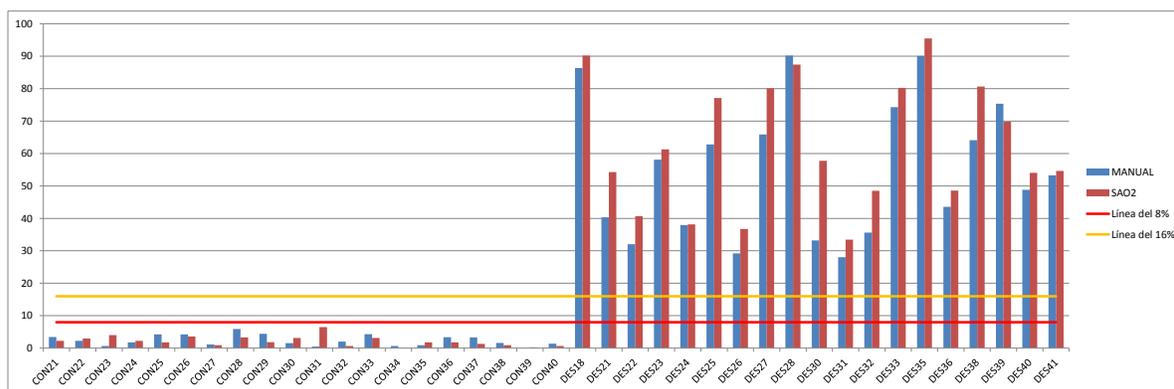


Figura 7.15: Resultados por paciente con SaO2 (HuGCDN2014)

7.4.2.5. Aportación de la señal RR a los pacientes no desaturadores

Como se ha visto hasta ahora (Figura 7.15), los pacientes que presentan caídas de sus valores de saturación de oxígeno en los momentos de apnea, son correctamente diagnosticados utilizando únicamente la señal de SaO₂, pues se consigue una tasa del 100 % con este tipo de individuos. Aunque cabría pensar que no es necesario utilizar otras señales para el diagnóstico del SAOS, en la Figura 7.16a se presentan los resultados que da esta señal para pacientes que no desaturan y, como se observa, hay algunos que no son correctamente diagnosticados (los pacientes NDES02, NDES03, NDES13 y NDES29 se encuentran por debajo del umbral del 8 %). Este hecho era esperable, ya que su señal de saturación no presenta caídas en los momentos apneicos y la SaO₂ no aporta información suficiente.

Como se introdujo en el Capítulo 3, la señal RR suele tener un comportamiento anómalo en los momentos apneicos, debido a la aceleración y desaceleración del corazón en esos momentos. Por lo tanto, se espera que esta señal sea capaz de mejorar la sensibilidad del sistema y permita diagnosticar correctamente a algunos de los pacientes que, utilizando únicamente la SaO₂, no es posible. La parametrización utilizada para la serie RR es un banco de 34 filtros equiespaciados.

Tras analizar los resultados con este nuevo grupo de señales, se observa (Figura 7.16) que 2 de los 4 pacientes que antes eran diagnosticados incorrectamente, ahora son considerados patológicos. El paciente NDES13 pasa de un 2 % a casi un 20 %, y el paciente NDES29 pasa de un 5,8 % a un 9,3 %. Además, se observa una mejoría en la correlación de los resultados, pasando de un 0.8907 con la señal de SaO₂ a un 0.8997 cuando se aporta la información de la señal RR. De esta forma, se confirma que la señal RR ayuda a mejorar la sensibilidad del sistema, ya que proporciona información que la SaO₂ no puede aportar para la clasificación automática en ciertos pacientes.

BBDD	HuGCDN2014	Características seleccionadas	
Número de pacientes validación	11	1 ^a	varianza en 1 minuto
Número de características	22	2 ^a	Filtro 4
Número de características seleccionadas	9	3 ^a	Filtro 14
Sensibilidad (%)	32.61	4 ^a	Filtro 5
Especificidad (%)	94.91	5 ^a	Filtro 10
Tasa de cuantificación (%)	73.64	6 ^a	Filtro 6
Tasa global (%)*	66.67	7 ^a	Filtro 9
Correlación	0.8907	8 ^a	Filtro 16
		9 ^a	Filtro 7

* Umbral de decisión = 8% de apneas por hora

(b)

(c)

(c) Con SaO2

BBDD	HuGCDN2014	Características seleccionadas	
Número de pacientes validación	11	1 ^a	varianza en 1 minuto
Número de características	56	2 ^a	Filtro 3 (RR)
Número de características seleccionadas	9	3 ^a	Filtro 2 (RR)
Sensibilidad (%)	44.14	4 ^a	Filtro 9 (SaO2)
Especificidad (%)	93.44	5 ^a	Filtro 4 (SaO2)
Tasa de cuantificación (%)	76.608	6 ^a	Filtro 8 (SaO2)
Tasa global (%)*	81.81	7 ^a	Filtro 5 (RR)
Correlación	0.8997	8 ^a	Filtro 12 (SaO2)
		9 ^a	Filtro 5 (SaO2)

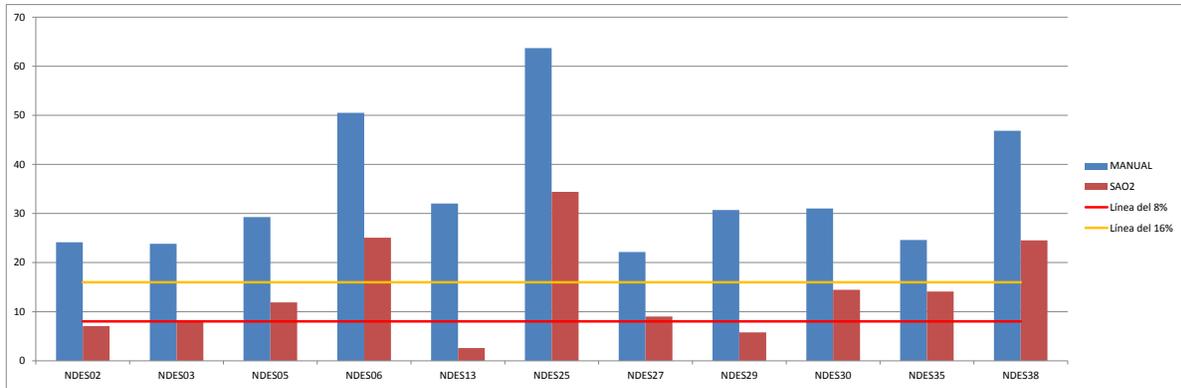
* Umbral de decisión = 8% de apneas por hora

(e)

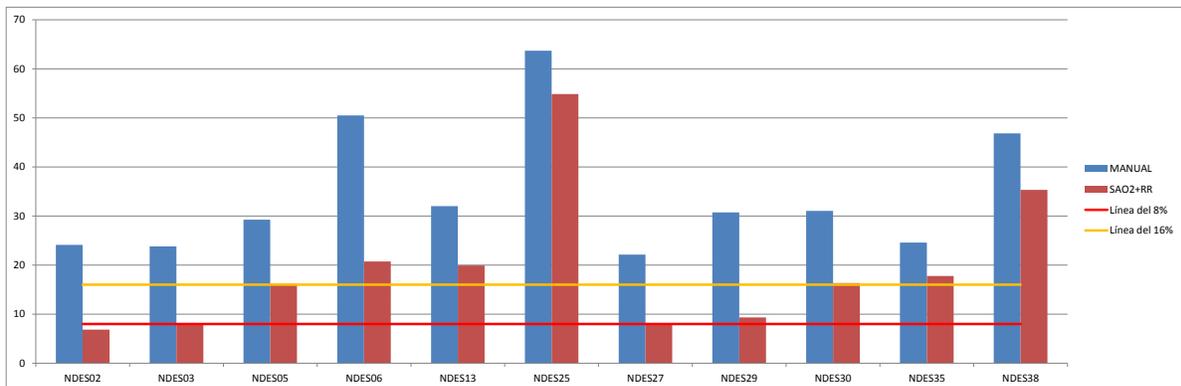
(f)

(f) Con SaO2+RR

Tabla 7.12: Resultados con SaO2 y SaO2+RR (HuGCDN2014)



(a) SaO2



(b) SaO2+RR

Figura 7.16: Comparativa SaO2 y SaO2+RR para pacientes que no desaturan

7.4.2.6. Conclusiones sobre los resultados con la base de datos de HuGCDN2014

Los resultados con esta base de datos demuestran que los algoritmos implementados para la base de datos de PhysioNet funcionan de manera notable. Al usar el mismo tipo de señales para ambas bases de datos, se pueden encontrar las correlaciones entre las variables más significativas, de modo que se pueda hacer un análisis global del estudio.

En el primer estudio, analizando la EDR, se observa que las características seleccionadas están muy correladas entre ambas bases de datos. Al igual que con la base de datos de PhysioNet, en este estudio se vuelven a seleccionar 3 variables como las más significativas, siendo en los dos casos los primeros filtros de la EDR. La tasa de cuantificación es superior a la de base de datos de PhysioNet, pero la sensibilidad es significativamente menor, así como su tasa global. Esto se debe a que el umbral tomado para la clasificación es aquel que optimiza la cuantificación. Por eso, aunque la tasa de cuantificación sea mayor, los resultados son ligeramente mejores con la BBDD de PhysioNet.

La serie RR (utilizando parámetros FBANK) también tiene resultados similares en ambos casos, e incluso se consigue seleccionar menos características. Otra vez los primeros filtros (concretamente el 1^o, el 2^o, el 3^o y el 7^o) de la serie RR son los más significativos. La señal RR de los pacientes recogidos por el Hospital Doctor Negrín aporta algo menos de información en los procesos apneicos que las mismas señales de la BBDD de PhysioNet, pero aún así se observa que siguen unos determinados patrones.

Hay que destacar la diferencia entre los resultados con parámetros cepstrales conseguidos entre las dos bases de datos. Mientras que en PhysioNet parecen funcionar bastante bien, en la base de datos recogida para este PFC, no se observan buenos resultados, a tenor de lo observado en su valor de correlación, inferior al 60 %. Aunque el resto de tasas no presentan malos resultados en este experimento, la correlación indica que no hay un buen paralelismo entre los porcentajes de apnea manuales y los porcentajes de apnea automáticos.

En el experimento en el que se utilizan las señales EDR y las RR, se observa una mejoría cuantitativa respecto al aporte individual de cada una de ellas. En esta base de datos, la unión de señales aporta mucha más información que en el caso de PhysioNet. Además, otra vez aparece la variable DFA1 como variable significativa, lo que otorga un gran valor a este parámetro.

Como conclusión general sobre estas dos señales, se puede observar que las señales derivadas del ECG para el diagnóstico de apneas tienen sus limitaciones, pues se comprueba que ciertos pacientes sufren braquicardias y taquicardias más pronunciadas que otros, y el sistema en ocasiones no puede determinar correctamente si se está produciendo una apnea. La BBDD de PhysioNet parece presentar una disposición más optimista.

Los estudios con SaO₂ demuestran que esta señal es muy importante en aquellos pacientes que sufren desaturaciones cuando padecen una apnea. Una tasa significativa en este experimento es el de la correlación, de 0.98284, que indica la alta precisión del sistema. Se consigue diagnosticar a todos los pacientes correctamente. Además, como indica el valor de correlación, las tasas de diagnóstico automáticas son muy parecidas a los

porcentajes de apneas etiquetados manualmente por el especialista. Sin embargo, este estudio está realizado utilizando únicamente los pacientes que desaturan, por lo que era esperable que esta señal aportara la cantidad de información suficiente para poder clasificar correctamente.

Los estudios con SaO₂ en pacientes no desaturadores demuestran que, a veces, esta señal no puede aportar toda la información necesaria para diagnosticar a todos los pacientes, pues las apneas se manifiestan de diferente forma en cada sujeto. Algunos de los pacientes que no desaturan de manera tan abrupta en sus momentos apneicos, no son posibles de diagnosticar utilizando únicamente la señal de SaO₂. Por ello, se combina el uso de la señal RR con la señal de SaO₂, obteniendo mejores resultados. Se consigue aumentar la sensibilidad del sistema en casi un 12 %, lo que permite que dos de los pacientes que antes no se diagnosticaban correctamente, ahora sí se evalúen correctamente. El aumento, por tanto, de la sensibilidad es significativa.

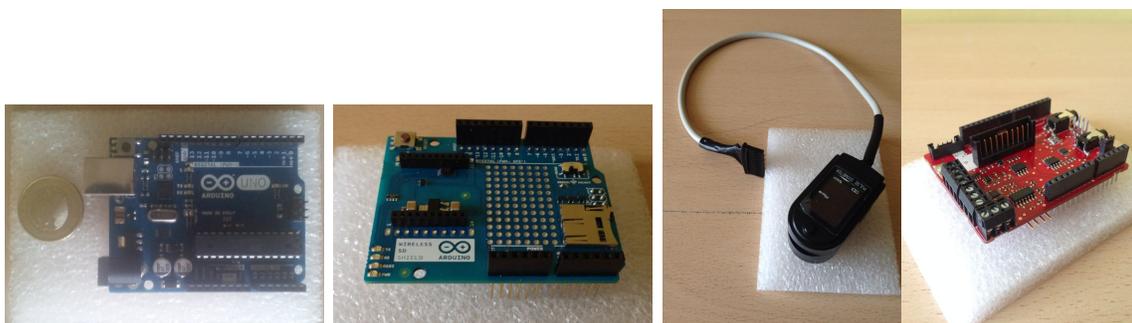
Capítulo 8

Sistema físico para recolección de datos

8.1. Introducción

En los estudios realizados se han utilizados las dos bases de datos descritas en el Capítulo 4. Otro de los objetivos planteados en este PFC era conseguir un sistema que pudiera encargarse de la recolección de las señales fisiológicas, y de este modo, generar bases de datos propias. Para construirlo se ha intentado recurrir lo máximo posible a un sistema de hardware libre¹, lo que permite hacer modificaciones sobre el mismo. En este caso, se ha optado por un sistema Arduino [3], basado en esta filosofía, junto a algunos componentes diseñados por la empresa española Libelium, en su sección de Cooking-Hacks [13].

El entorno de desarrollo para Arduino es gratis, libre y multiplataforma (funciona en Linux, MacOS y Windows) y permite escribir, verificar y guardar en la memoria del microcontrolador el conjunto de instrucciones que se desea que se ejecuten. El lenguaje de programación es también libre, y está inspirado en otro lenguaje llamado Processing, aunque el lenguaje Arduino se basa internamente en código C/C++.



(a) Arduino Uno y Wireless SD Shield

(b) Componentes diseñados por Libelium

Figura 8.1: Componentes utilizados para el sistema de recolección

¹Se llama hardware libre o electrónica libre a aquellos dispositivos de hardware cuyas especificaciones y diagramas esquemáticos son de acceso público, ya sea bajo algún tipo de pago o de forma gratuita.

8.2. Objetivo del sistema

El objetivo principal de este sistema es extraer los valores de ciertas señales fisiológicas (en este PFC se ha utilizado un pulsioxímetro, aunque el sistema se puede ampliar fácilmente para registrar ECG, flujo de aire...) y guardarlos en una memoria flash que se encuentre incrustada en el sistema. De esta forma, al encender el dispositivo se irán guardando automáticamente los valores provenientes del sensor de oximetría en una tarjeta microSD y, al apagar el dispositivo, se detendrá el almacenamiento. Posteriormente, estos datos que se han guardado en la memoria se introducirán en un ordenador con los algoritmos matemáticos necesarios para el diagnóstico.

8.3. Hardware

8.3.1. Arduino UNO

El Arduino Uno es una placa microcontroladora basada en el chip ATmega328. Tiene 14 pines digitales de entrada/salida, 6 entradas analógicas, un resonador cerámico a 16 MHz, se puede alimentar mediante batería o con un cable USB, y se programa a través de un ordenador. La comunicación entre el microcontrolador y el ordenador se realiza a través del puerto serie, que en el Arduino Uno corresponde con los pines digitales 0 y 1. Un resumen de las características de esta placa es:

- Microcontrador: ATmega328.
- Tensión para ser programado: 5V.
- Tensión de entrada (recomendada): 7-12V.
- Tensión de entrada (límites): 6-20V.
- 14 pines digitales de entrada/salida [de los cuales 6 proporcionan a su salida Pulse-Width Modulation (PWM) si se desea].
- 6 pines analógicos de entrada.
- Corriente continua por pin de entrada/salida: 40 mA.
- Corriente continua por pin de 3.3V: 50 mA.
- Memoria flash de 32 KB (ATmega328) de la cual 0.5 KB es usada para el gestor de arranque.
- SRAM 2 KB (ATmega328)
- EEPROM 1 KB (ATmega328)
- Velocidad del reloj: 16 MHz

Además, existen varios fabricantes (oficiales y no oficiales) que han diseñado placas que se conectan directamente al Arduino utilizando todos o parte de sus pines para añadirle más funcionalidades a los sistemas. A estas placas que se conectan directamente al Arduino se las denomina como *shields*. Para este PFC, se ha utilizado una de estas shields, la Wireless SD Shield, que permite conectarle una tarjeta microSD al sistema, así como un módulo inalámbrico (protocolo WiFi, ZigBee, Bluetooth...) para el envío de datos sin cables.

8.3.2. Wireless SD Shield

Aunque esta shield permite también conectividad inalámbrica, para este PFC se ha decidido utilizar únicamente la parte dedicada al módulo SD. Mediante el zócalo incorporado, se puede introducir una tarjeta microSD de hasta 2 GB, suficiente para la cantidad de datos que se quiere recolectar. Para poder comunicarse con esta tarjeta, la placa Arduino Uno utiliza el protocolo SPI, empleando para ello como pin SS el número 4, además de los pines 11, 12 y 13, todos ellos digitales. Además, para el manejo de la tarjeta es necesaria una librería de programación (denominada «SD.h») que necesita el pin digital 10. Esto se traduce en que se pierden 5 pines entrada/salida para cualquier otro propósito.

La forma de conectar este shield es muy sencillo, pues sólo hay que colocarlo encima de la placa Arduino Uno y fijar los pines, como se muestra en la Figura 8.1.

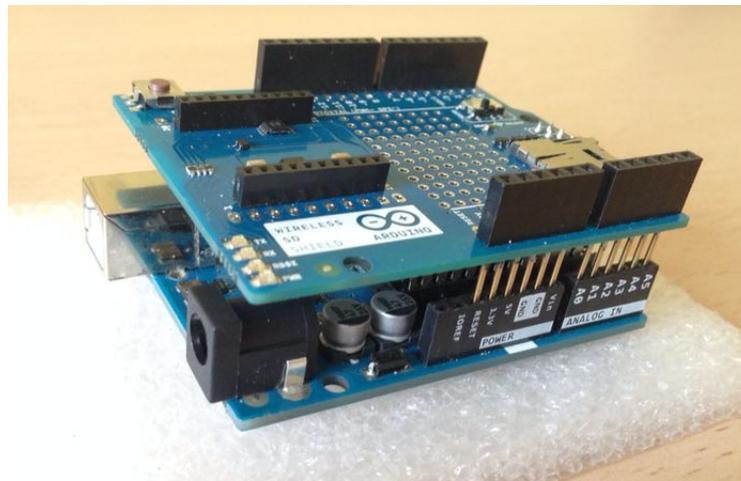


Figura 8.2: Arduino Uno con el shield Wireless SD

8.3.3. Shield e-Health y pulsioxímetro

Estos componentes son los que permiten recoger los valores de SaO₂ y transmitírselos a la Wireless SD Shield. Son productos adquiridos a la empresa Libelium y están diseñados para acoplarse entre sí, como se muestra en la Figura 8.3. El pulsioxímetro utiliza 8 pines digitales de la placa e-Health, desde el 6 al 13. Esto nos restringirá las posibilidades de

conexión entre el e-Health y el Wireless SD Shield, pues como se ha visto anteriormente, los pines 11, 12 y 13 son utilizados por el zócalo de la tarjeta microSD.

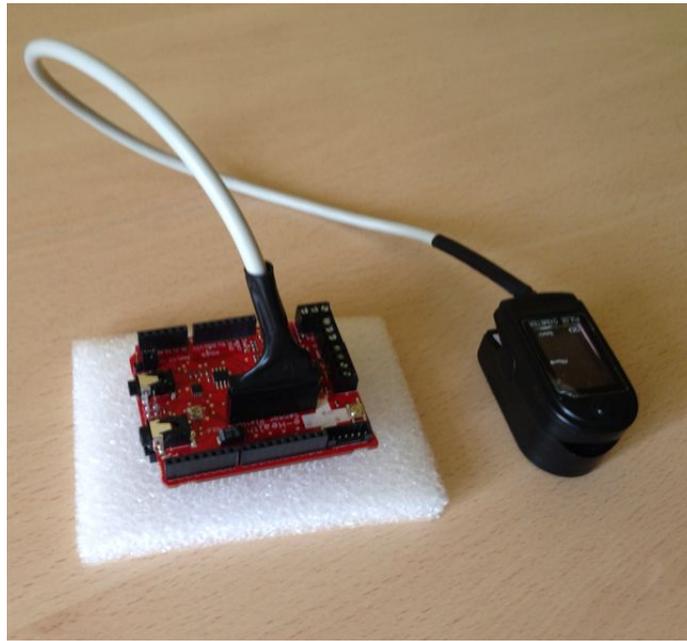


Figura 8.3: Shield e-Health con el pulsioxímetro

8.3.4. Conexión del sistema hardware

Una vez analizados cada uno de los componentes que se utilizarán, hay que diseñar un sistema de interconexión para que sean compatibles entre sí. Como se ha visto, existe una cierta incompatibilidad entre los pines utilizados por el pulsioxímetro y los usados por la tarjeta microSD (pines 10, 11, 12 y 13), por lo que no se podrá colocar la placa e-Health encima del Wireless SD Shield como se pretendía en un principio. Esta conexión se hará mediante cables para que no existan problemas eléctricos en los pines. La configuración por la que se ha decidido es la siguiente:

- Pin 6 de e-Health corresponde a pin 2 de Wireless SD Shield, que a su vez va a ser el pin 2 del Arduino Uno.
- Pin 7 de e-Health corresponde a pin 3
- Pin 8 de e-Health corresponde a pin 5
- Pin 9 de e-Health corresponde a pin 6
- Pin 10 de e-Health corresponde a pin 7
- Pin 11 de e-Health corresponde a pin 8
- Pin 12 de e-Health corresponde a pin 9

- Pin 13 de e-Health corresponde a pin 0 (RX)

Con esta configuración (véase la Figura 8.4), debido a la falta de pines digitales de propósito general, es necesario el uso del pin 0, utilizado para la comunicación serie entre el Arduino y el PC para programar la placa. El hecho de usar este pin hará que posteriormente se tenga que realizar algunas modificaciones.

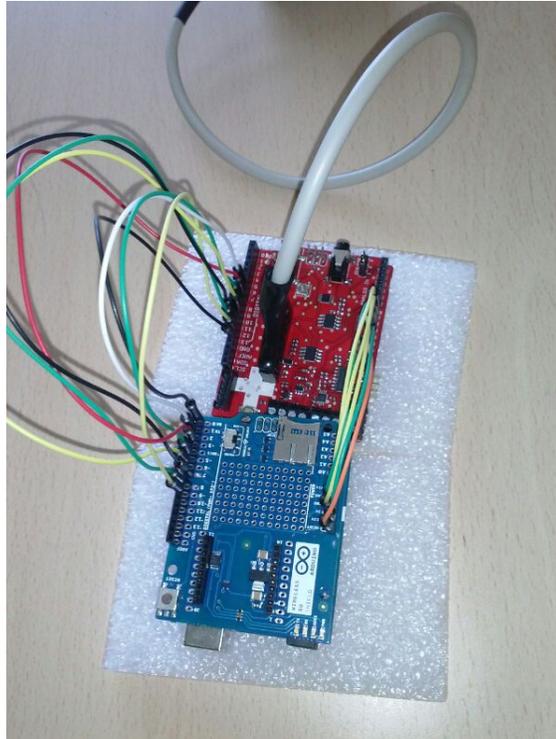


Figura 8.4: Configuración del cableado para conectar el shield e-Health con el Wireless SD Shield

8.4. Software

En este apartado se muestran los códigos utilizados en el sistema, así como las modificaciones que hay que realizar en las librerías proporcionadas. Para ello, se ha empleado el entorno de desarrollo Arduino IDE, el cual se puede descargar desde la página web oficial de Arduino. Para este PFC se ha utilizado la versión 1.0.5-r2 en su versión para Windows, cuya interfaz es la que se muestra en la Figura 8.5.

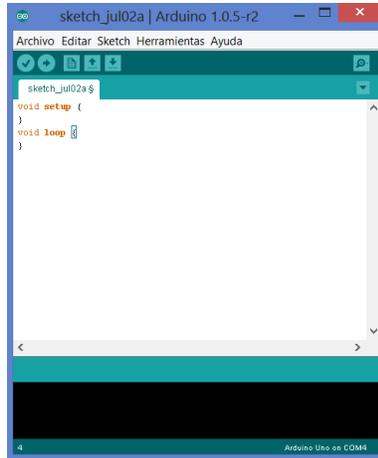


Figura 8.5: Interfaz Arduino IDE

8.4.1. Librería eHealth.h

Tras haber definido la correspondencia de pines entre el shield e-Health y el Wireless SD Shield (que a su vez son los pines del Arduino UNO, pues está colocado encima), hay que realizar algunas modificaciones en las librerías que proporciona Libelium para el uso de la placa. La librería (denominada «eHealth.h») contiene todas las funciones necesarias para los diferentes sensores que pueden ser conectados a la placa, por lo que hay que buscar aquellas funciones correspondientes al uso del pulsioxímetro. Se encuentran dos funciones dedicadas a este sensor, *initPulsioximeter*, encargado de inicializarlo y *readPulsioximeter*, encargado de la lectura del sensor. En ambos hay que realizar los cambios que se indican en la Figura 8.6.

8.4.2. Sketch

El *sketch* (programa) es el conjunto de instrucciones escritas en lenguaje Arduino que se carga en el microcontrolador. Un sketch siempre se compone de tres secciones [4]:

- Sección de declaración de variables globales. Se sitúa en la primera parte del programa y no se encuentra delimitado por ningún símbolo o carácter y, como su nombre indica, está reservada para la declaración de variables que posteriormente se vayan a utilizar.
- Sección llamada “void setup()”. Las instrucciones escritas dentro de esta sección se ejecutan una única vez, en el momento de encender (o resetear) la placa Arduino.
- Sección llamada “void loop()”. Las instrucciones escritas dentro de esta sección se ejecutan justo después de la sección “void setup()” infinitas veces hasta que la placa se apague (o se resetee).

Para el propósito de este PFC, se realizará un sketch que obtenga los valores del pulsioxímetro y los guarde en una memoria microSD que previamente se habrá colocado en el Wireless SD Shield. En la sección de “void setup()” se inicializan los diferentes sensores y se prepara la placa para recibir los datos, así como se comprueba que la tarjeta microSD está correctamente conectada. Para ello, se han escrito unas instrucciones (Figura 8.7) muy simples que realizan esta función.

Donde pone:

```
void eHealthClass::initPulsioximeter(void) {
// Configuring digital pins like INPUTS
pinMode(13, INPUT); pinMode(12, INPUT);
pinMode(11, INPUT); pinMode(10, INPUT);
pinMode(9, INPUT); pinMode(8, INPUT);
pinMode(7, INPUT); pinMode(6, INPUT);
// attach a PinChange Interrupt to our pin on the rising edge }
```

Hay que sustituirlo por:

```
void eHealthClass::initPulsioximeter(void) {
// Configuring digital pins like INPUTS
pinMode(0, INPUT); pinMode(9, INPUT);
pinMode(8, INPUT); pinMode(7, INPUT);
pinMode(6, INPUT); pinMode(5, INPUT);
pinMode(3, INPUT); pinMode(2, INPUT);
// attach a PinChange Interrupt to our pin on the rising edge }
```

(a) Función initPulsioximeter

Y donde pone:

```
void eHealthClass::readPulsioximeter(void) {
...
// read all the led's of the module
A = !digitalRead(13);
B = !digitalRead(12);
C = !digitalRead(11);
D = !digitalRead(10);
E = !digitalRead(9);
F = !digitalRead(8);
G = !digitalRead(7);
...
}
```

Hay que sustituirlo por:

```
void eHealthClass::readPulsioximeter(void) {
...
// read all the led's of the module
A = !digitalRead(0);
B = !digitalRead(9);
C = !digitalRead(8);
D = !digitalRead(7);
E = !digitalRead(6);
F = !digitalRead(5);
G = !digitalRead(3);
...
}
```

(b) Función readPulsioximeter

Figura 8.6: Cambios en el código de la librería eHealth.h

```

// Se cargan las librerías necesarias
#include <PinChangeInt.h>
#include <eHealth.h>
#include <SD.h>

int cont = 0;
const int chipSelect = 4; // Pin utilizado para la microSD
int valor_sao2;

void setup() {
  Serial.begin(115200); // Se inicializa el puerto serie para enviar los datos
  eHealth.initPulsioximeter(); // Se inicializa el pulsioxímetro con la función
  // que previamente hemos modificado en la librería eHealth

  pinMode(10, OUTPUT); // Pin utilizado por la librería SD.h

  // Configuración de las interrupciones para el uso del pulsioxímetro
  PCIntPort::attachInterrupt(2, readPulsioximeter, RISING);

  Serial.print("Inicializando SD card...")

  // Comprueba si la microSD está insertada
  if (!SD.begin(chipSelect)) {
    Serial.println("Tarjeta microSD no presente");
    // No hacer nada más, se para la ejecución
    return;
  }
  // Si se llega hasta aquí, todo va bien.
  Serial.println("Tarjeta microSD inicializada.");
}

void loop() {

  // Se guarda el valor dado por el pulsioxímetro
  valor_sao2=eHealth.getOxygenSaturation();
  // Configurar este valor para determinar la frecuencia de muestreo
  delay(20);

  // Abre el fichero para escritura, en caso de no existir, lo crea
  File dataFile = SD.open("paciente.txt", FILE_WRITE);

  // Si el fichero está disponible, escribe en él el valor de saturación
  if (dataFile) {
    dataFile.println(valor_sao2);
    dataFile.close();
    // Se imprime también por el puerto serie
    Serial.println(valor_sao2);
  }
  // Si el fichero no está disponible, muestra mensaje de error
  else {
    Serial.println("Error abriendo el archivo paciente.txt");
  }
}

// Código proporcionado por Libelium para el uso del pulsioxímetro
//=====
void readPulsioximeter(){

  cont ++;

  if (cont == 50) { //Get only of one 50 measures to reduce the latency
    eHealth.readPulsioximeter();
    cont = 0;
  }
}

```

Figura 8.7: Sketch para Arduino

8.5. Programación de la placa

Una vez se han escrito las instrucciones que se cargarán en el microcontrolador, hay que realizar un pequeño montaje para programar la placa. Al Arduino Uno se le coloca encima el Wireless SD Shield, se desconecta el cable que está pinchado en el pin 0, y con el cable USB conectado al ordenador (Figura 8.8), se carga el sketch con nuestro compilador de Arduino.



Figura 8.8: Configuración para programar la placa

8.6. Funcionamiento del sistema

Una vez se ha realizado todo lo anterior, el siguiente y último paso es verificar que el sistema funciona. En primer lugar, se colocan los cables como se había especificado en la Figura 8.4 para poder utilizar el shield e-Health. Después, hay que hacer una pequeña modificación debido al Pin 0 (RX), que consiste en sacar la Wireless SD Shield del Arduino, doblarle los Pines 0 y 1 (RX/TX) para que no entren en contacto con el Arduino y volver a fijarlo con estas dos patas fuera, tal como se muestra en la Figura 8.9. Y por último, hay que colocar el switch MICRO/USB del Wireless SD Shield en la posición MICRO. Con esta configuración, desde que el sistema sea conectado a una fuente de tensión apropiada, se guardarán los datos en la microSD en un archivo de texto llamado “paciente.txt”.

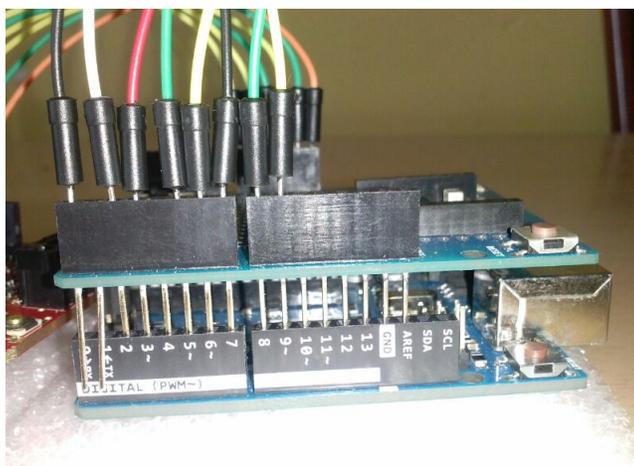


Figura 8.9: Puesta en funcionamiento del sistema

Bibliografía

- [1] Especificaciones del formato edf. <http://www.edfplus.info/>.
- [2] Consenso nacional sobre el síndrome de apneas-hipopneas del sueño (sahs) - resumen. *Archivos de Bronconeumología*, 41, 2005. <http://www.archbronconeumol.org/es/consenso-nacional-sobre-el-sindrome/articulo/13084320/>.
- [3] Arduino. Web oficial del proyecto arduino, Mayo. <http://arduino.cc/>.
- [4] Óscar Torrente Artero. *Arduino: curso práctico de formación*. RC Libros, 2013.
- [5] Gamaldo CE Harding SM Marcus CL Vaughn BV Berry RB, Brooks R and Tangredi MM. *The AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events: Rules, Terminology and Technical Specifications, Version 2.0*. www.aasmnet.org, Darien, Illinois: American Academy of Sleep Medicine, 2012.
- [6] Doctor Claudio César Cárdenas. ¿en qué consiste una unidad del sueño? <http://durmiendomejor.com/2011/12/blog/>
- [7] P De Chazal, C Heneghan, E Sheridan, R Reilly, P Nolan, and M O'Malley. Automatic classification of sleep apnea epochs using the electrocardiogram. In *Computers in Cardiology 2000*, pages 745–748. IEEE, 2000.
- [8] MA Ferrer-Ballester, CM Travieso-González, and JB Alonso-Hernández. *Tratamiento Digital de la Señal. Fundamentos y aplicaciones*. 2005.
- [9] Ary L Goldberger, Luis AN Amaral, Leon Glass, Jeffrey M Hausdorff, Plamen Ch Ivanov, Roger G Mark, Joseph E Mietus, George B Moody, Chung-Kang Peng, and H Eugene Stanley. Physiobank, physiotoolkit, and physionet components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation*, 101(23):e215–e220, 2000.
- [10] T Hastie, J Friedman, and R Tibshirani. *The elements of statistical learning*, volume 2. Springer, 2009.
- [11] The MathWorks Inc. Matlab and statistics toolbox release 2012a.
- [12] Iikka Korhonen. *Methods for the analysis of short-term variability of heart rate and blood pressure in frequency domain*. Technical Research Centre of Finland, 1997.

- [13] Libelium. Web de cooking-hacks. <http://www.cooking-hacks.com/>.
- [14] C Maier, M Bauch, and H Dickhaus. Recognition and quantification of sleep apnea by analysis of heart rate variability parameters. In *Computers in Cardiology 2000*, pages 741–744. IEEE, 2000.
- [15] MÁ Martínez-García and J Durán-Cantolla. *Apnea del sueño en atención primaria*. SEPAR, 2009.
- [16] W McNicholas, L Doherty, S Ryan, J Garvey, P Boyle, and E. Chua. Base de datos de st. vincent’s university hospital / university college dublin sleep apnea database, 2011. <http://physionet.org/physiobank/database/ucddb/>.
- [17] George B Moody, Roger G Mark, Andrea Zoccola, and Sara Mantero. Derivation of respiratory signals from multi-lead eogs. *Computers in cardiology*, 12:113–116, 1985.
- [18] Ciara O’Brien and Conor Heneghan. A comparison of algorithms for estimation of a respiratory signal from the surface electrocardiogram. *Computers in biology and medicine*, 37(3):305–314, 2007.
- [19] Alan V Oppenheim, Alan S Willsky, and S Nawab. Signals and systems. 1997. *Massachusetts Institute Technology, Boston University*, 1997.
- [20] C-K Peng, Shlomo Havlin, H Eugene Stanley, and Ary L Goldberger. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 5(1):82–87, 1995.
- [21] Thomas Penzel, Jan W Kantelhardt, Ludger Grote, Jörg-Hermann Peter, and Armin Bunde. Comparison of detrended fluctuation analysis and spectral analysis for heart rate variability in sleep and sleep apnea. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 50(10):1143–1151, 2003.
- [22] AG Ravelo, CM Travieso, FD Lorenzo, JL Navarro, S Martín, JB Alonso, and M Ferrer. Application of support vector machines and gaussian mixture models for the detection of obstructive sleep apnoea based on the rr series. *WSEAS Transactions on Computers*, 5(1):121–124, 2006.
- [23] AG Ravelo-García, JL Navarro-Mesa, E Hernández-Pérez, S Martín-González, P Quintana-Morales, I Guerra-Moreno, and G Juliá-Serdá. Cepstrum feature selection for the classification of sleep apnea-hypopnea syndrome based on heart rate variability. In *Computing in Cardiology Conference (CinC), 2013*, pages 959–962. IEEE, 2013.
- [24] AG Ravelo-García, JL Navarro-Mesa, E Hernández-Pérez, S Martín-González, P Quintana-Morales, I Guerra-Moreno, G Juliá-Serdá, and J. Navarro-Esteva. Obstructive sleep apnea detection based on cepstrum coefficients from the rr series. In *International Conference on Computer Aided Systems Theory (EUROCAST)*, 2013.
- [25] M Riedl, A Müller, and N Wessel. Practical considerations of permutation entropy. *The European Physical Journal Special Topics*, 222(2):249–262, 2013.
- [26] M Schrader, C Zywietz, V Von Einem, B Widiger, and G Joseph. Detection of sleep

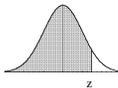
- apnea in single channel ecgs from the physionet data base. In *Computers in Cardiology 2000*, pages 263–266. IEEE, 2000.
- [27] Murray R Spiegel. *Estadística*. McGraw-Hill, 1984.
- [28] Carlos M Travieso, Jesús B Alonso, Marcos del Pozo-Baños, Jaime R Ticay-Rivas, and Karnele Lopez-de Ipiña. Automatic apnea identification by transformation of the cepstral domain. *Cognitive Computation*, 5(4):558–565, 2013.
- [29] Ferdinand Van Der Heijden, Robert Duin, Dick De Ridder, and David MJ Tax. *Classification, parameter estimation and state estimation: an engineering approach using MATLAB*. John Wiley & Sons, 2005.

Apéndice A

Tabla de distribución normal

TABLA
DISTRIBUCION NORMAL ESTANDAR ACUMULADA

Áreas
bajo la curva
normal canónica
entre $-\infty$ y z



z	.00	.01	.02	.03	.04	.05	.06	.07	.08	.09
- .0	.5000	.4960	.4920	.4880	.4840	.4801	.4761	.4721	.4681	.4641
- .1	.4602	.4562	.4522	.4483	.4443	.4404	.4364	.4325	.4286	.4247
- .2	.4207	.4168	.4129	.4090	.4052	.4013	.3974	.3936	.3897	.3859
- .3	.3821	.3783	.3745	.3707	.3669	.3632	.3594	.3557	.3520	.3483
- .4	.3446	.3409	.3372	.3336	.3300	.3264	.3228	.3192	.3156	.3121
- .5	.3085	.3050	.3015	.2981	.2946	.2912	.2877	.2843	.2810	.2776
- .6	.2743	.2709	.2676	.2643	.2611	.2578	.2546	.2514	.2483	.2451
- .7	.2420	.2389	.2358	.2327	.2297	.2266	.2236	.2206	.2177	.2148
- .8	.2119	.2090	.2061	.2033	.2005	.1977	.1949	.1922	.1894	.1867
- .9	.1841	.1814	.1788	.1762	.1736	.1711	.1685	.1660	.1635	.1611
- 1.0	.1587	.1562	.1539	.1515	.1492	.1469	.1446	.1423	.1401	.1379
- 1.1	.1357	.1335	.1314	.1292	.1271	.1251	.1230	.1210	.1190	.1170
- 1.2	.1151	.1131	.1112	.1093	.1075	.1056	.1038	.1020	.1003	.09853
- 1.3	.09680	.09510	.09342	.09176	.09012	.08851	.08691	.08534	.08379	.08226
- 1.4	.08076	.07927	.07780	.07636	.07493	.07353	.07215	.07078	.06944	.06811
- 1.5	.06681	.06552	.06426	.06301	.06178	.06057	.05938	.05821	.05705	.05592
- 1.6	.05480	.05370	.05262	.05155	.05050	.04947	.04846	.04746	.04648	.04551
- 1.7	.04457	.04363	.04272	.04182	.04093	.04006	.03920	.03836	.03754	.03673
- 1.8	.03593	.03515	.03438	.03362	.03288	.03216	.03144	.03074	.03005	.02938
- 1.9	.02872	.02807	.02743	.02680	.02619	.02559	.02500	.02442	.02385	.02330
- 2.0	.02275	.02222	.02169	.02118	.02068	.02018	.01970	.01923	.01876	.01831
- 2.1	.01786	.01743	.01700	.01659	.01618	.01578	.01539	.01500	.01463	.01426
- 2.2	.01390	.01355	.01321	.01287	.01255	.01222	.01191	.01160	.01130	.01101
- 2.3	.01072	.01044	.01017	.009903	.009642	.009387	.009137	.008894	.008656	.008424
- 2.4	.008198	.007976	.007760	.007549	.007344	.007143	.006947	.006756	.006569	.006387
- 2.5	.006210	.006037	.005868	.005703	.005543	.005386	.005234	.005085	.004940	.004799
- 2.6	.004661	.004527	.004396	.004269	.004145	.004025	.003907	.003793	.003681	.003573
- 2.7	.003467	.003364	.003264	.003167	.003072	.002980	.002890	.002803	.002718	.002635
- 2.8	.002555	.002477	.002401	.002327	.002256	.002186	.002118	.002052	.001988	.001926
- 2.9	.001866	.001807	.001750	.001695	.001641	.001589	.001538	.001489	.001441	.001395
- 3.0	.001350	.001306	.001264	.001223	.001183	.001144	.001107	.001070	.001035	.001001
- 3.1	.009676	.009354	.009043	.008740	.008447	.008164	.007888	.007622	.007364	.007114
- 3.2	.006871	.006637	.006410	.006190	.005976	.005770	.005571	.005377	.005190	.005009
- 3.3	.004834	.004665	.004501	.004342	.004189	.004041	.003897	.003758	.003624	.003495
- 3.4	.003369	.003248	.003131	.003018	.002909	.002803	.002701	.002602	.002507	.002415
- 3.5	.002326	.002241	.002158	.002078	.002001	.001926	.001854	.001785	.001718	.001653
- 3.6	.001591	.001531	.001473	.001417	.001363	.001311	.001261	.001213	.001166	.001121
- 3.7	.001078	.001036	.009961	.009574	.009201	.008842	.008496	.008162	.007841	.007532
- 3.8	.007235	.006948	.006673	.006407	.006152	.005906	.005669	.005442	.005223	.005012
- 3.9	.004810	.004615	.004427	.004247	.004074	.003908	.003747	.003594	.003446	.003304
- 4.0	.003167	.003036	.002910	.002789	.002673	.002561	.002454	.002351	.002252	.002157
- 4.1	.002066	.001978	.001894	.001814	.001737	.001662	.001591	.001523	.001458	.001395
- 4.2	.001335	.001277	.001222	.001168	.001118	.001069	.001022	.009774	.009345	.008934
- 4.3	.008540	.008163	.007801	.007455	.007124	.006807	.006503	.006212	.005934	.005668
- 4.4	.005413	.005169	.004935	.004712	.004498	.004294	.004098	.003911	.003732	.003561
- 4.5	.003398	.003241	.003092	.002949	.002813	.002682	.002558	.002439	.002325	.002216
- 4.6	.002112	.002013	.001919	.001828	.001742	.001660	.001581	.001506	.001434	.001366
- 4.7	.001301	.001239	.001179	.001123	.001069	.001017	.009680	.009211	.008765	.008328
- 4.8	.007933	.007547	.007178	.006827	.006492	.006173	.005869	.005580	.005304	.005042
- 4.9	.004792	.004554	.004327	.004111	.003906	.003711	.003525	.003348	.003179	.003019

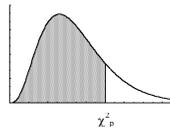
Apéndice B

Tabla de distribución chi-cuadrado

TABLA

DISTRIBUCION CHI-CUADRADO

Valores percentiles (χ^2_p) para la distribución Chi-cuadrado con v grados de libertad



v	$\chi^2_{.995}$	$\chi^2_{.99}$	$\chi^2_{.975}$	$\chi^2_{.95}$	$\chi^2_{.90}$	$\chi^2_{.75}$	$\chi^2_{.50}$	$\chi^2_{.25}$	$\chi^2_{.10}$	$\chi^2_{.05}$	$\chi^2_{.025}$	$\chi^2_{.01}$	$\chi^2_{.005}$
1	7.88	6.63	5.02	3.84	2.71	1.32	.455	.102	.0158	.0039	.0010	.0002	.0000
2	10.6	9.21	7.38	5.99	4.61	2.77	1.39	.575	.211	.103	.0506	.0201	.0100
3	12.8	11.3	9.35	7.81	6.25	4.11	2.37	1.21	.584	.352	.216	.115	.072
4	14.9	13.3	11.1	9.49	7.78	5.39	3.36	1.92	1.06	.711	.484	.297	.207
5	16.7	15.1	12.8	11.1	9.24	6.63	4.35	2.67	1.61	1.15	.831	.554	.412
6	18.5	16.8	14.4	12.6	10.6	7.84	5.35	3.45	2.20	1.64	1.24	.872	.676
7	20.3	18.5	16.0	14.1	12.0	9.04	6.35	4.25	2.83	2.17	1.69	1.24	.989
8	22.0	20.1	17.5	15.5	13.4	10.2	7.34	5.07	3.49	2.73	2.18	1.65	1.34
9	23.6	21.7	19.0	16.9	14.7	11.4	8.34	5.90	4.17	3.33	2.70	2.09	1.73
10	25.2	23.2	20.5	18.3	16.0	12.5	9.34	6.74	4.87	3.94	3.25	2.56	2.16
11	26.8	24.7	21.9	19.7	17.3	13.7	10.3	7.58	5.58	4.57	3.82	3.05	2.60
12	28.3	26.2	23.3	21.0	18.5	14.8	11.3	8.44	6.30	5.23	4.40	3.57	3.07
13	29.8	27.7	24.7	22.4	19.8	16.0	12.3	9.30	7.04	5.89	5.01	4.11	3.57
14	31.3	29.1	26.1	23.7	21.1	17.1	13.3	10.2	7.79	6.57	5.63	4.66	4.07
15	32.8	30.6	27.5	25.0	22.3	18.2	14.3	11.0	8.55	7.26	6.26	5.23	4.60
16	34.3	32.0	28.8	26.3	23.5	19.4	15.3	11.9	9.31	7.96	6.91	5.81	5.14
17	35.7	33.4	30.2	27.6	24.8	20.5	16.3	12.8	10.1	8.67	7.56	6.41	5.70
18	37.2	34.8	31.5	28.9	26.0	21.6	17.3	13.7	10.9	9.39	8.23	7.01	6.26
19	38.6	36.2	32.9	30.1	27.2	22.7	18.3	14.6	11.7	10.1	8.91	7.63	6.84
20	40.0	37.6	34.2	31.4	28.4	23.8	19.3	15.5	12.4	10.9	9.59	8.26	7.43
21	41.4	38.9	35.5	32.7	29.6	24.9	20.3	16.3	13.2	11.6	10.3	8.90	8.03
22	42.8	40.3	36.8	33.9	30.8	26.0	21.3	17.2	14.0	12.3	11.0	9.54	8.64
23	44.2	41.6	38.1	35.2	32.0	27.1	22.3	18.1	14.3	13.1	11.7	10.2	9.26
24	45.6	43.0	39.4	36.4	33.2	28.2	23.3	19.0	15.7	13.8	12.4	10.9	9.89
25	46.9	44.3	40.6	37.7	34.4	29.3	24.3	19.9	16.5	14.6	13.1	11.5	10.5
26	48.3	45.6	41.9	38.9	35.6	30.4	25.3	20.8	17.3	15.4	13.8	12.2	11.2
27	49.6	47.0	43.2	40.1	36.7	31.5	26.3	21.7	18.1	16.2	14.6	12.9	11.8
28	51.0	48.3	44.5	41.3	37.9	32.6	27.3	22.7	18.9	16.9	15.3	13.6	12.5
29	52.3	49.6	45.7	42.6	39.1	33.7	28.3	23.6	19.8	17.7	16.0	14.3	13.1
30	53.7	50.9	47.0	43.8	40.3	34.8	29.3	24.5	20.6	18.5	16.8	15.0	13.8
40	66.8	63.7	59.3	55.8	51.8	45.6	39.3	33.7	29.1	26.5	24.4	22.2	20.7
50	79.5	76.2	71.4	67.5	63.2	56.3	49.3	42.9	37.7	34.8	32.4	29.7	28.0
60	92.0	88.4	83.3	79.1	74.4	67.0	59.3	52.3	46.5	43.2	40.5	37.5	35.5
70	104.2	100.4	95.0	90.5	85.5	77.6	69.3	61.7	55.3	51.7	48.8	45.4	43.3
80	116.3	112.3	106.6	101.9	96.6	88.1	79.3	71.1	64.3	60.4	57.2	53.5	51.2
90	128.3	124.1	118.1	113.1	107.6	98.6	89.3	80.6	73.3	69.1	65.6	61.8	59.2
100	140.2	135.8	129.6	124.3	118.5	109.1	99.3	90.1	82.4	77.9	74.2	70.1	67.3

Fuente: Spiegel Murray R., 1991, Estadística (2ª ed.), Schaum, adaptada a partir de Catherine M. Thompson. Table of percentage points of the χ^2 distribution. Biometrika. Vol. 32 (1941).

Apéndice C

Regresión Logística

La regresión logística es un tipo de análisis de regresión utilizado para predecir el resultado de una variable de etiqueta desconocida, en una de las clases definidas previamente por el supervisor, en función de las variables independientes o predictoras. Es un modelo lineal que usa como función de enlace la función logit. Las probabilidades que describen el posible resultado de un único ensayo se modelan, como una función de variables explicativas, utilizando una función logística.

C.1. La función logística (*logit*)

Para obtener la probabilidad entre 0 y 1 de que un elemento desconocido se encuentre en una u otra población, se debe hacer una transformación de la variable respuesta para garantizar que se encuentra entre estos valores.

$$p_i = F(\beta_0 + \beta_1'x_i) \quad (\text{C.1})$$

La clase de funciones no decrecientes, acotadas entre cero y uno, es la clase de las funciones de distribución, por lo que el problema se resuelve tomando como F cualquier función de distribución.

Habitualmente se toma como F la función de distribución logística, dada por:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1'x_i)}} \quad (\text{C.2})$$

Esta función tiene la ventaja de ser continua. Además, como

$$1 - p_i = \frac{e^{-(\beta_0 + \beta_1'x_i)}}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1'x_i)}} \quad (\text{C.3})$$

resulta que

$$g_i = \log\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \log\left(\frac{\frac{1}{1+e^{-(\beta_0+\beta'_1 x_i)}}}{\frac{e^{-(\beta_0+\beta'_1 x_i)}}{1+e^{-(\beta_0+\beta'_1 x_i)}}}\right) = \log\left(\frac{1}{e^{-(\beta_0+\beta'_1 x_i)}}\right) = \beta_0 + \beta'_1 x_i \quad (\text{C.4})$$

de modo que, al hacer la transformación, se tiene un modelo lineal que se denomina *logit*.

La variable g representa, en una escala logarítmica, la diferencia entre las probabilidades de pertenecer a ambas poblaciones y, al ser una función lineal de las variables explicativas, facilita la estimación y la interpretación del modelo.

C.2. Ajuste del modelo de regresión logística

Los modelos de regresión logística se ajustan normalmente siguiendo el criterio de máxima verosimilitud. Ya que $Pr(G|X)$ especifica completamente la distribución condicional, la distribución multinomial es apropiada. El criterio para N observaciones es

$$\ell(\theta) = \sum_{i=1}^N \log[p_{g_i}(x_i; \theta)] \quad (\text{C.5})$$

donde $p_k(x_i; \theta) = Pr(G = k|X = x_i; \theta)$, que indica la probabilidad de que un elemento x_i pertenezca al grupo k .

Para simplificar los algoritmos, se discute el caso de clasificación biclase. Para ello, es conveniente codificar las dos clases g_i en 0/1 dependiendo de la respuesta y_i , donde $y_i = 1$ cuando $g_i = 1$, e $y_i = 0$ cuando $g_i = 2$. Si se formula $p_1(x; \theta) = p(x; \theta)$ y $p_2(x; \theta) = 1 - p(x; \theta)$, el criterio se puede escribir

$$\begin{aligned} \ell(\theta) &= \sum_{i=1}^N \{y_i \log[p(x_i; \beta)] + (1 - y_i) \log[1 - p(x_i; \beta)]\} \\ &= \sum_{i=1}^N \{y_i \beta^T x_i - \log(1 + e^{\beta^T x_i})\} \end{aligned} \quad (\text{C.6})$$

Aquí $\beta = \{\beta_{10}, \beta_1\}$, y se asume que el vector de entradas x_i incluye el término constante 1 para acomodar el valor β_0 independiente.

Para maximizar el criterio, se iguala su derivada a 0. Estas ecuaciones de puntuación quedarían

$$\frac{\partial \ell(\beta)}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^N x_i ([y_i - p(x_i; \beta)]) = 0 \quad (\text{C.7})$$

que son $p + 1$ ecuaciones no lineales de β . Notar que, ya que la primera componente de x_i es 1, la primera ecuación de puntuación especifica que $\sum_{i=1}^N y_i = \sum_{i=1}^N p(x_i; \beta)$; el número esperado de clases coincide con el número observado.

Para resolver estas ecuaciones C.7, se usan los algoritmos de Newton-Raphson, los cuales requieren la segunda derivada o matriz Hessiana.

$$\frac{\partial^2 \ell(\beta)}{\partial \beta \partial \beta^T} = - \sum_{i=1}^N x_i x_i^T p(x_i; \beta) (1 - p(x_i; \beta)) \quad (\text{C.8})$$

Empezando con β^{old} , una única actualización de Newton-Raphson es

$$\beta^{new} = \beta^{old} - \left(\frac{\partial^2 \ell(\beta)}{\partial \beta \partial \beta^T} \right)^{-1} \frac{\partial \ell(\beta)}{\partial \beta} \quad (\text{C.9})$$

donde las derivadas son evaluadas en β^{old} .

Es conveniente escribir la puntuación y el Hessiano en notación matricial. El vector y corresponde a los y_i valores, X a la matriz de x_i de $N \times (p + 1)$ elementos, p al vector de probabilidades ajustadas y W una matriz diagonal de $N \times N$ elementos con los pesos. Entonces, $\frac{\partial \ell(\beta)}{\partial \beta} = X^T (y - p)$ y $\frac{\partial^2 \ell(\beta)}{\partial \beta \partial \beta^T} = -X^T W X$. El siguiente paso del algoritmo Newton-Raphson sería

$$\begin{aligned} \beta^{new} &= \beta^{old} + (X^T W X)^{-1} X^T (y - p) \\ &= (X^T W X)^{-1} X^T W [X \beta^{old} + W^{-1} (y - p)] \\ &= (X^T W X)^{-1} X^T W z \end{aligned} \quad (\text{C.10})$$

En la segunda y tercera línea se ha expresado el paso de Newton-Raphson como un paso de mínimos cuadrados ponderados, con la respuesta

$$z = X \beta^{old} + W^{-1} (y - p) \quad (\text{C.11})$$

conocida como *respuesta ajustada*. Estas ecuaciones se van resolviendo iterativamente, pues en cada iteración p cambia, y por lo tanto, también W y z .

Apéndice D

Contenido del formato digital

En este anexo se presenta el contenido del CD-ROM que se adjunta con la memoria del proyecto. En dicho CD-ROM se han incluido algunos documentos que no se consideraban relevantes para seguir la explicación del proyecto realizado en esta memoria, pero son necesarios. La información está clasificada en el CD-ROM en varias carpetas. A continuación se numeran las diferentes carpetas, junto con el contenido de cada una de ellas:

- **Base de datos:** aquí se recoge toda la base de datos de PhysioNet, pues es la única de carácter público utilizada en este proyecto.
- **Memoria:** se encuentra la versión digital del presente documento.
- **Interfaz:** carpeta con el diseño de la interfaz y las funciones necesarias para su correcta utilización.

Parte II

Planos y programas

En esta sección, se realiza una descripción básica de cada función, así como un esquema de las dependencias entre funciones. Además, se pueden ver los diferentes parámetros de entrada que necesita cada función. Debido a la gran cantidad de funciones desarrolladas, se ha decidido mostrar aquellas que son más relevantes para el objetivo del proyecto, intentando evitar funciones que, aunque necesarias, no aportan gran información a la estructura del algoritmo implementado. Asimismo, se muestran los principales parámetros de entrada y salida, ya que muchos de los parámetros se utilizan en todas las funciones porque son parámetros de información para el nombre de los archivos generados.

Diagrama de funciones y jerarquía

En la Figura D.1 se muestran los principales pasos del algoritmo desarrollado: preprocesado, donde se crean los vectores de datos de MatLab a partir de las señales obtenidas por poligrafías; procesado, donde se realiza la extracción de características de cada señal y clasificación, donde emplean complejos algoritmos matemáticos para determinar a qué clase pertenece una muestra dada. Tras realizar estos tres pasos, se genera un informe con el resultado del diagnóstico.

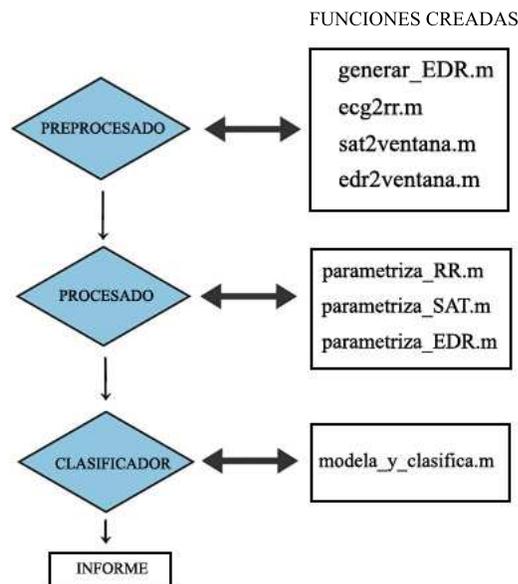


Figura D.1: Diagrama de funciones y jerarquía

Preprocesado

En la parte de preprocesado existen dos tipos de funciones: aquellas creadas para generar nuevas señales a partir de otras (como la RR o la EDR) y aquellas que segmentan la señal

en ventanas de diferente tamaño.

function generar_EDR(directorio,pacientes_EDR,vfsedr)

Función que genera la señal EDR a partir del ECG. Está creada para generar todas las EDR de un listado de pacientes que se encuentre escrito en un .txt.

Parámetros de entrada:

directorio: indica la subcarpeta donde se encuentran el fichero .txt con los nombres de los pacientes
pacientes_EDR: indica el nombre del fichero .txt
vfsedr: frecuencia de muestreo de salida con la que se quiere generar la EDR.

function ecg2rr(directorio,pacientes_RR,fs,ventana,delta,ppm)

Función que genera la serie RR a partir del ECG. Está creada para generar todas las RR de un listado de pacientes que se encuentre escrito en un .txt. También segmenta la señal con el tamaño de ventana determinado por un parámetro de entrada.

Parámetros de entrada:

directorio: indica la subcarpeta donde se encuentran el fichero .txt con los nombres de los pacientes
pacientes_RR: indica el nombre del fichero .txt
fs: frecuencia de muestreo del ECG.
ventana: tamaño de la ventana deseado para la segmentación de la señal (en segundos).
delta: desplazamiento de la ventana deseado.
ppm: tamaño mínimo de pulsaciones por minuto aceptado en cada ventana.

function sat2ventana(directorio,pacientes_sao2,fs,ventana,delta)

Función que segmenta la señal de saturación en ventanas de tantos segundos como indique un parámetro de entrada.

Parámetros de entrada:

directorio: indica la subcarpeta donde se encuentran el fichero .txt con los nombres de los pacientes
pacientes_RR: indica el nombre del fichero .txt
fs: frecuencia de muestreo de la SaO2.
ventana: tamaño de la ventana deseado para la segmentación de la señal (en segundos).
delta: desplazamiento de la ventana deseado.

function edr2ventana(directorio,pacientes_edr,fsedr,ventana)

Función que segmenta la señal EDR en ventanas de tantos segundos como indique un parámetro de entrada.

Parámetros de entrada:

directorio: indica la subcarpeta donde se encuentran el fichero .txt con los nombres de los pacientes
pacientes_EDR: indica el nombre del fichero .txt
fsedr: frecuencia de muestreo de la EDR.
ventana: tamaño de la ventana deseado para la segmentación de la señal (en segundos).

Procesado

En el procesado se realiza la parametrización, por lo que es una parte del algoritmo en el que existen muchos condicionales. Existe una función general para cada base de datos, que a su vez realiza una llamada a algunas (o todas) de las funciones que se explican a continuación, dependiendo de las señales que se vayan a utilizar, los parámetros que se quieran extraer, etc.

```
function [caracteristica,rechazar _ minutos] = parametriza_RR(x,coeficientes,filtros,...  
parametrizacion,env,rp)
```

Función que parametriza la señal RR.

Parámetros de entrada:

x: señal RR del paciente

coeficientes: para el caso que se quiera parametrizar con banco de filtros, indica el número de coeficientes que se quieran escoger.

filtros: para el caso que se quiera parametrizar con banco de filtros, indica el número de filtros equiespaciados a utilizar.

parametrizacion: indica la parametrización que se quiere realizar.

env: si se quiere realizar un enventanado especial, tipo 'Hamming', 'Hanning' o 'Blackman'. Por defecto, se utiliza un enventanado rectangular.

rp: dependiendo de su valor, añade parámetros extras como la varianza u otro tipo de parámetros.

Parámetros de salida:

caracteristica: matriz con tantas filas como minutos tenga el paciente registrados y con tantas columnas como parámetros han sido extraídos. Cada fila es un vector con la parametrización correspondiente a ese minuto.

rechazar_minutos: vector que indica la ausencia de datos en alguno de los minutos. Utilizado como vector bandera para posteriormente eliminar este minuto del registro total. Tiene valores binarios, con 0 si el minuto es correcto y 1 si no lo es.

```
function [caracteristica,rechazar _ minutos] = parametriza _ SAT(x,coeficientes,filtros,...
                                     parametrizacion,env,rp)
```

Función que parametriza la señal SaO2.

Parámetros de entrada:

x: señal SaO2 del paciente

coeficientes: para el caso que se quiera parametrizar con banco de filtros, indica el número de coeficientes que se quieran escoger.

filtros: para el caso que se quiera parametrizar con banco de filtros, indica el número de filtros equiespaciados a utilizar.

parametrizacion: indica la parametrización que se quiere realizar

env: si se quiere realizar un enventanado especial, tipo 'Hamming', 'Hanning' o 'Blackman'. Por defecto, se utiliza un enventanado rectangular.

rp: dependiendo de su valor, añade parámetros extras como la varianza u otro tipo de parámetros.

Parámetros de salida:

caracteristica: matriz con tantas filas como minutos tenga el paciente registrados y con tantas columnas como parámetros han sido extraídos. Cada fila es un vector con la parametrización correspondiente a ese minuto.

rechazar _ minutos: vector que indica la ausencia de datos en alguno de los minutos. Utilizado como vector bandera para posteriormente eliminar este minuto del registro total. Tiene valores binarios, con 0 si el minuto es correcto y 1 si no lo es.

```
function [caracteristica,rechazar _ minutos] = parametriza _ EDR(edr, fsedr,rp)
```

Función que parametriza la señal EDR. La parametrización por defecto de la EDR es un banco de 20 filtros.

Parámetros de entrada:

edr: señal EDR del paciente

fsedr: frecuencia de muestreo de la señal EDR dada.

rp: utilizado para añadirle algún parámetro más.

Parámetros de salida:

caracteristica: matriz con tantas filas como minutos tenga el paciente registrados y con tantas columnas como parámetros han sido extraídos. Cada fila es un vector con la parametrización correspondiente a ese minuto.

rechazar _ minutos: vector que indica la ausencia de datos en alguno de los minutos. Utilizado como vector bandera para posteriormente eliminar este minuto del registro total. Tiene valores binarios, con 0 si el minuto es correcto y 1 si no lo es.

Clasificador

Como parte final del sistema, se ha creado una función que es la encargada de modelar el sistema.

function modela_y_clasifica(MODELP, MODEL M)

Función que recoge los parámetros de entrenamiento y de clasificación para modelar el sistema y para clasificar. También genera un informe con los resultados obtenidos.

Parámetros de entrada:

MODELP: nombre del archivo donde se encuentran los parámetros de entrenamiento.

MODEL M: nombre del archivo donde se encuentran los parámetros de clasificación

Parte III

Pliego de condiciones

El presente Proyecto Fin de Carrera comprende toda una serie de métodos y aplicaciones de procesado de señal encaminados a estudiar el sueño humano y determina el desarrollo de un prototipo consistente en un sistema de clasificación de patologías del sueño y de un sistema de ayuda al diagnóstico y cuantificación de apnea denominado SAOSvision. También se indican tanto las herramientas software como hardware necesarias para la realización del presente proyecto.

Condiciones legales y administrativas

A continuación se exponen los aspectos de tipo legal y administrativo que habrán de ser tenidos en cuenta por los futuros usuarios. Estas condiciones establecen las obligaciones, derechos y deberes que los autores adquieren con los usuarios del sistema implementado en este proyecto, y a su vez de los usuarios con los autores.

Derechos de explotación y restricciones de uso

La Universidad de Las Palmas de Gran Canaria es quien ostenta los derechos de explotación y cualquier usuario debe estar de acuerdo en obligarse por los términos y condiciones establecidas en este Pliego de Condiciones, aceptando todos sus términos y estipulaciones. El uso de los programas y base de datos o de una copia en ordenador personal de los mismos, será bajo la autorización expresa del autor, el director del proyecto y la Escuela de Ingeniería de Telecomunicación y Electrónica de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria.

El usuario no podrá realizar ingeniería inversa, decompilación o desamblado de los programas. El usuario podrá transferir los programas y bases de datos a un tercero, siempre que no tenga copias de los mismos, incluyendo posibles actualizaciones o retener material escrito adicional que acompañe a los programas y la base de datos.

Garantías y consideraciones adicionales

El autor y el director del proyecto garantizan que los programas y la base de datos funcionarán correctamente en el momento de la correcta instalación. También se garantiza que el soporte en el cual está grabado el programa no contendrá defectos en el momento de la adquisición del mismo.

Con la única excepción de lo expresamente expuesto en el párrafo anterior, los programas y bases de datos han sido creados sin garantías de ningún tipo. No se asegura, garantiza, o realiza ninguna declaración respecto al uso o los resultados derivados de la utilización de los programas o la base de datos. Tampoco se garantiza que la operación de los programas sea ininterrumpida o sin errores.

La confiabilidad de operación del programa puede ser afectada por factores adversos a los que se denominan "fallas del sistema". En estos se incluyen fluctuaciones en el sistema de alimentación eléctrico, errores en el funcionamiento del hardware del ordenador personal, sistema operativo o entorno del ordenador personal o entorno de desarrollo y ejecución usado para realizar la aplicación, errores de instalación, problemas de compatibilidad de software y hardware, fallas o funcionamientos incorrectos de equipos de control, fallas por uso, o errores por parte del usuario o autor de la aplicación.

Cualquier aplicación donde una "falla de sistema" pueda crear un riesgo de daño a la propiedad o personas, no puede ser imputada al programa. Para evitar daños, el usuario deberá tomar razonablemente, todas las precauciones necesarias.

Las garantías y consideraciones aquí expresadas se regirán por las leyes del estado español. El usuario acepta la jurisdicción exclusiva de los tribunales de este país con relación a cualquier disputa que pudiera derivarse de los derechos y garantías estipuladas en este documento.

En ningún caso serán el autor, ni los tutores del proyecto, ni la Escuela de Telecomunicación y Electrónica de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria responsables de los perjuicios directos, indirectos, incidentales, probatorios o de los consiguientes, gastos, lucro cesante, pérdida de ahorros, interrupción de negocios, pérdida de información comercial o de negocio, o cualquier otra pérdida que resulte del uso o de la incapacidad de usar los programas o la base de datos. El usuario conoce y acepta esta asignación de riesgo así como el resto de garantías, derechos, deberes y restricciones. Se rechaza cualquier otra garantía, derecho, deber o restricción que no haya sido citada directamente en el Pliego de Condiciones.

Herramientas utilizadas

Los componentes hardware utilizados para el desarrollo del proyecto fueron los siguientes:

- Ordenador portatil con microprocesador Intel® Core(TM) i7 a 2,4 GHz, 16 GB de memoria RAM y 750 GB de capacidad del disco duro, el cual se utilizó tanto la fase de preprocesamiento, entrenamiento, clasificación del sistema y diseño de la interfaz, así como para la elaboración de la memoria del proyecto.
- Arduino Uno con su shield oficial Wireless SD Shield, además de la Shield e-Health y pulsioxímetro adquiridos a la empresa Libelium S.L. para la implementación del sistema de recolección de datos.

Como componentes software se pueden enumerar los siguientes:

- MatLab® versión 2009 para el desarrollo de la totalidad de los algoritmos implementados en este proyecto, incluyendo la interfaz gráfica. Además del paquete básico se utilizó la siguiente librería para los algoritmos de clasificación:
 - PrTools, donde se encuentran implementados y optimizados la mayoría de

clasificadores matemáticos existentes.

- LyX 2.0.7 como editor de textos para la elaboración de la memoria del proyecto.
- Windows® 8 como sistema operativo del ordenador.

Otros elementos utilizados fueron las bases de datos. Una de carácter público (PhysioNet) y otra recogida especialmente para el presente PFC (HuGCDN2014).

Síntesis de SAOSvision

SAOSvision se ha diseñado como una herramienta para el análisis y estudio de las señales poligráficas recogidas durante el sueño, así como para realizar la clasificación de las mismas, tanto a nivel de minuto como a nivel global.

Utilizando SAOSvision

Al arrancar el archivo “SAOSVISION.m” de la carpeta ‘INTERFAZ’ se verá la pantalla principal del programa (Figura D.2). Se realizó de manera que fuera lo más intuitiva posible, dentro de todas las funcionalidades que tiene.

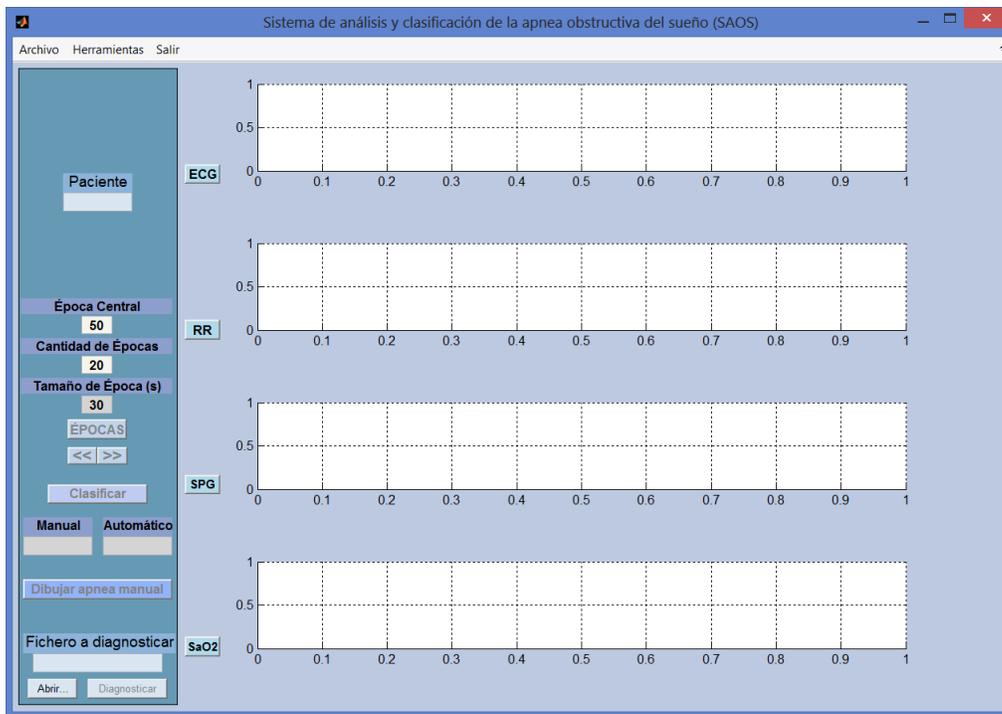


Figura D.2: Interfaz SAOSvision

Las bases de datos se encuentran en el menú Archivo (Figura D.3a). En este caso, se ha incorporado la base pública de PhysioNet. Una vez seleccionada la base de datos, se abrirá un cuadro de diálogo para seleccionar el paciente deseado (Figura D.3b).

Análisis de señales con SAOSvision

Una vez se ha seleccionado el paciente, el cuadro de edición “MANUAL” escribirá el porcentaje de minutos con apnea que tiene el paciente seleccionado, y en el cuadro “PACIENTE” se escribirá el identificador del paciente. El siguiente paso será mostrar sus

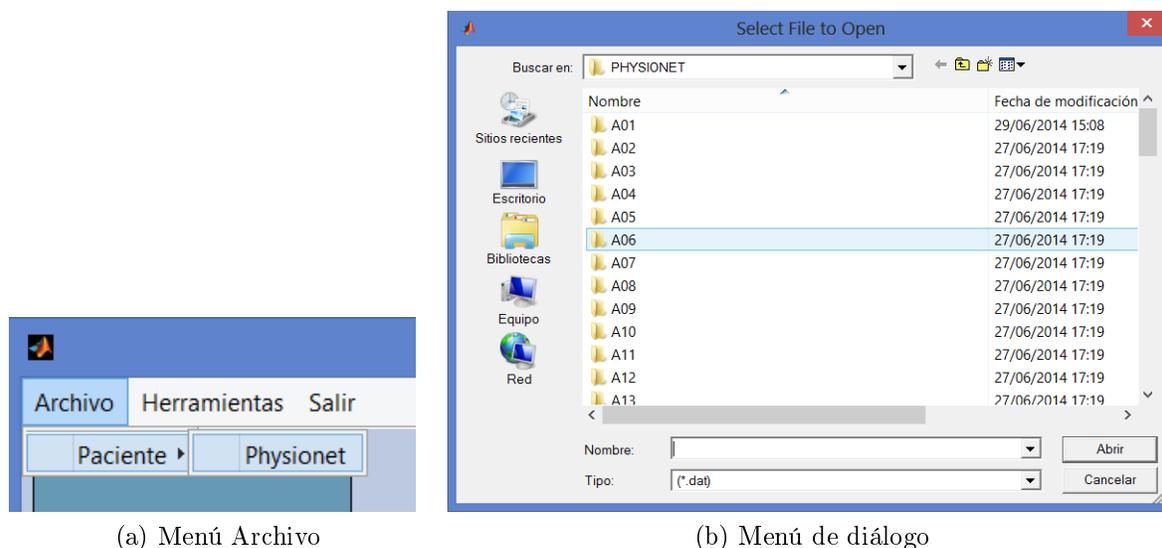


Figura D.3: Selección de paciente en SAOSvision

señales para, posteriormente, realizar la clasificación automática. Para ello, se seleccionan las señales “ECG” y “RR”, que se mostrarán en los dos primeros *plots*. Asimismo, se ha añadido la opción de dibujar el espectrograma¹ de la serie RR (Figura D.4). Se puede ver cómo el cuadro “MANUAL” tiene el valor de apneas del paciente A01.

Tras dibujar las señales en sus respectivos cuadros, es interesante poder analizarlas más detalladamente para ver qué ocurre en cada momento, para lo que se ha habilitado un botón que realiza este “*zoom*”. El botón “ÉPOCAS” permite visualizar las señales en tramos de 30 segundos, ya que este es el tamaño de época definido en PhysioNet. Para precisar la época que se quiere analizar, existen dos cuadros de texto: “ÉPOCA CENTRAL” y “CANTIDAD DE ÉPOCAS”. Los valores de estos cuadros de texto se cogerán cuando se presione el botón “ÉPOCAS”. En la Figura D.5 se puede analizar la época 40 del paciente A01 de la base de datos de PhysioNet.

En las bases de datos recogidas desde un hospital se guardan los etiquetados manuales de los especialistas. Estos etiquetados indican si existe una apnea en cada época. Las épocas suelen ser de 30 o 60 segundos, según la precisión que se haya utilizado. SAOSvision permite ver el etiquetado manual sobre la señal RR para saber en qué momentos se produce una apnea pulsando el botón “DIBUJAR APNEA MANUAL”. Para utilizar esta función, la señal RR debe estar dibujada y mostrada en épocas. En la Figura D.6 se observa un tramo en el que paciente está sufriendo apneas continuamente.

¹El espectrograma es una representación visual de las variaciones de la frecuencia en el eje vertical, y de la intensidad mediante los niveles de colores (amarillo equivale a menos potencia y rojo a más potencia en esa banda) que se está representando a lo largo del tiempo que se representa en el eje horizontal.

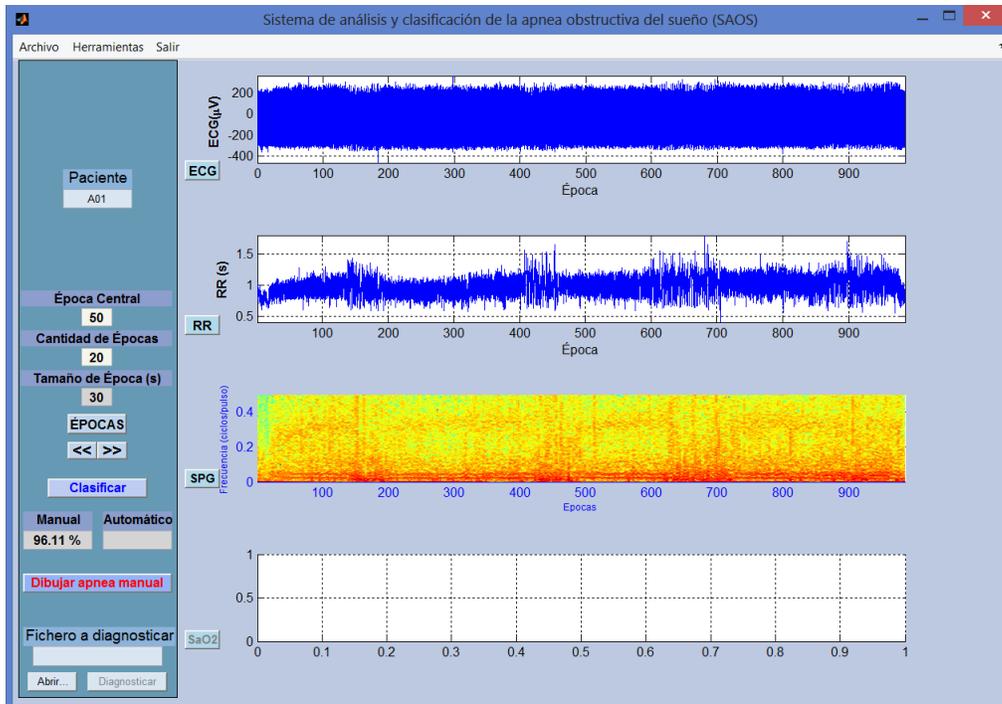


Figura D.4: Señales en SAOSvision

Clasificar señales con SAOSvision

Otro de los objetivos del proyecto era conseguir un sistema software que permitiera clasificar a un paciente de manera sencilla. Para este propósito se han programado dos botones: “CLASIFICAR” y “DIAGNOSTICAR”, cada uno referido a una parte diferente de la interfaz. El primero es utilizado para aquellos pacientes provenientes de una base de datos ya incluida, mientras que el segundo se encarga de diagnosticar a un paciente cuyos valores se recogen de un fichero externo tipo “.txt”.

Para la clasificación el sistema se ha entrenado previamente, de esta forma se ahorra el tiempo dedicado a entrenar y a la selección de características. Al sistema de SAOSvision únicamente se le aportan los coeficientes (w) y la relación de características que aportan más información para minimizar el tiempo de computación. El entrenamiento llevado a cabo para el primer tipo de clasificación (correspondiendo al botón “CLASIFICAR”) es parametrizando con un banco de 34 filtros equiespaciados la señal RR, mientras que el segundo (botón “DIAGNOSTICAR”) está entrenado parametrizando la señal de SaO2 con un banco de 20 filtros equiespaciados y su varianza en uno y 5 minutos, ya que el fichero externo es el generado a partir del sistema explicado en el Capítulo 7 de la presente memoria en la que se obtenían los valores de saturación del paciente a partir del pulsioxímetro.

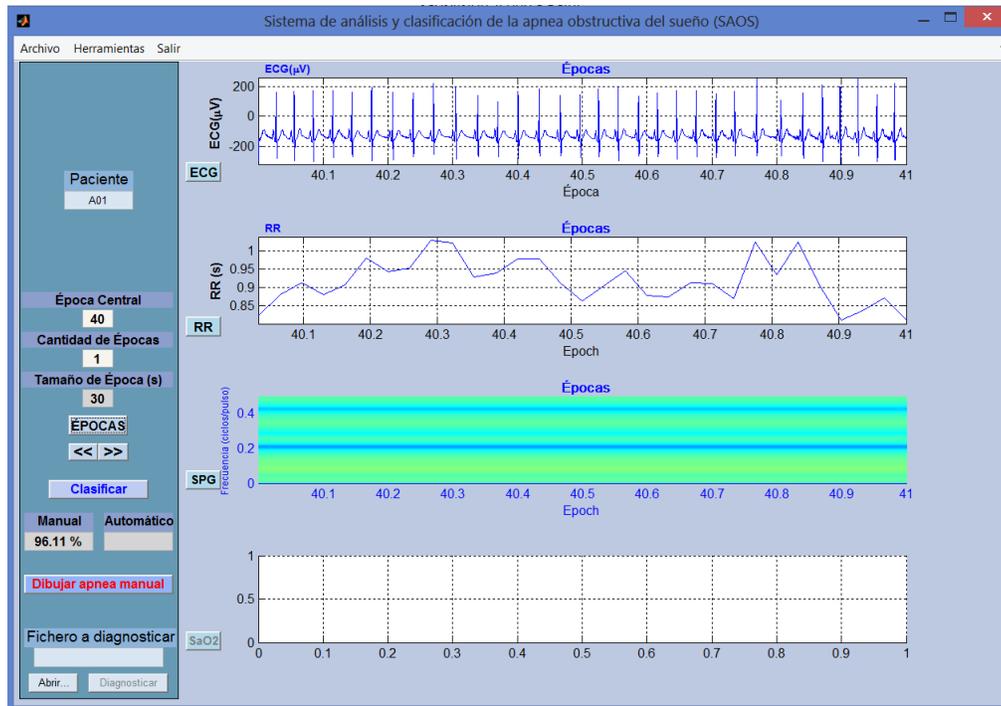


Figura D.5: Botón Épocas en SAOSvision

Paciente de una base de datos

Tras haber seleccionado aquel paciente que se desea clasificar, se debe mostrar su señal de RR y mostrarla en épocas. Una vez se tiene la señal RR en épocas se puede pulsar el botón "CLASIFICAR" que realiza dos funciones: escribe en el cuadro de texto "AUTOMÁTICO" el porcentaje de apneas automático detectado y pinta sobre la gráfica de la serie RR el etiquetado manual en color azul. En la Figura D.7 se muestra un tramo en el que el paciente es diagnosticado continuamente como apneico, además de determinar que sufre más de un 80 % de apneas en el cuadro "AUTOMÁTICO". También es posible representar tanto el etiquetado manual (azul) como el etiquetado automático (azul) para comprobar la precisión del sistema minuto a minuto.

Paciente de un fichero

Desde un principio hay que tener claro que esta parte de la interfaz está relacionada con el sistema hardware explicado en el Capítulo 7. Los ficheros que se esperan son aquellos generados por el sistema Arduino diseñado previamente, el cual genera un archivo en formato ".txt" con los valores de saturación obtenidos de un paciente mediante un pulsioxímetro.

En este caso los datos del paciente provienen de un fichero de texto, por lo que hay que realizar algunas funciones extras para adaptar los datos a un fichero que MatLab pueda utilizar. En primer lugar, hay que generar el vector con los mismos datos que el fichero de

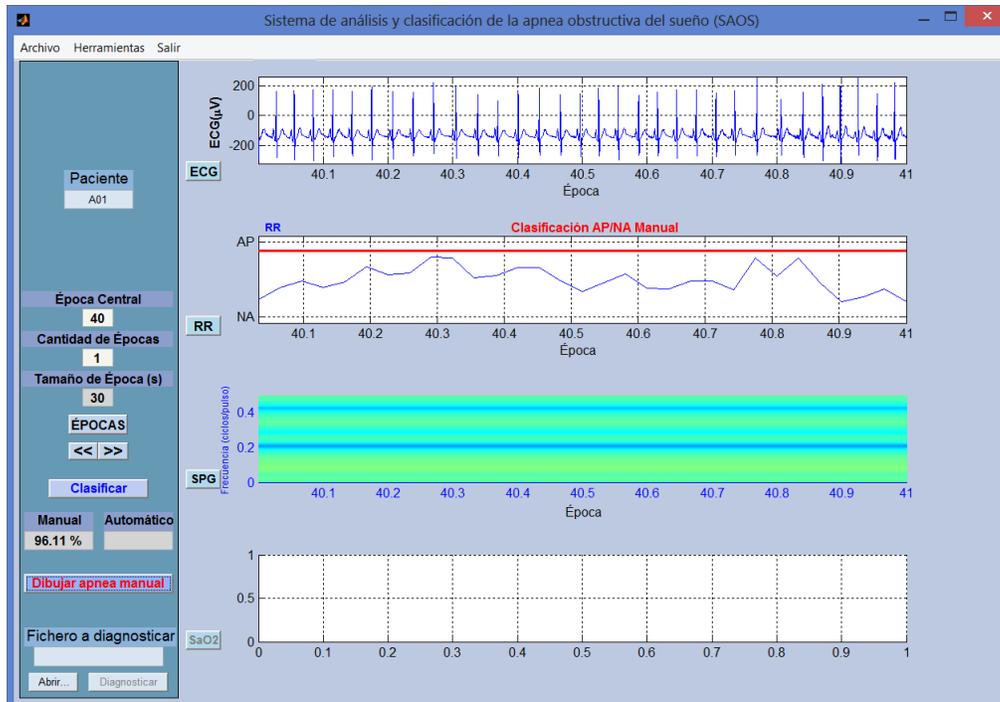


Figura D.6: Etiquetado manual

texto, y seguidamente realizar la segmentación de la señal en ventanas de 5 minutos. Para ello, es necesario conocer la frecuencia de muestreo de la señal que, al ser la señal de SaO₂, se conoce que es 50 muestras por segundo. Todo este proceso es realizado internamente en el programa, el usuario no interviene en ninguna parte, facilitando de esta forma su uso.

La forma de diagnosticar a un paciente desde un fichero de texto es muy sencilla desde el punto de vista del usuario. Una vez los datos han sido guardados y se ha generado el ".txt", se pulsa el botón "Abrir...", el cual permitirá elegir el archivo. En este caso, no se tiene el etiquetado manual del paciente, pues ha sido un estudio realizado directamente a partir del sistema hardware diseñado. Tras elegir el archivo, el nombre del fichero se escribirá en el cuadro de texto "FICHERO A DIAGNOSTICAR". El sistema ya está preparado para realizar el diagnóstico al presionar el botón "DIAGNOSTICAR", el cual escribirá en el cuadro de texto "AUTÓMATICO" el porcentaje de apneas detectado a partir de la señal de SaO₂. Además, se puede mostrar la señal de SaO₂ en su totalidad en el último plot (Figura D.8).

Guardar imágenes de las señales

Se ha añadido también la posibilidad de guardar las gráficas generadas en diferentes formatos para su presentación en informes, artículos, etc. Para ello, una vez se han *ploteado* las diferentes señales, se activa en el menú de Herramientas la opción "SALVAR GRÁFICAS", con todas las opciones disponibles (Figura D.9). En caso de que este el etiquetado manual y/o automático pintado hay que marcarlo a mano. También está la

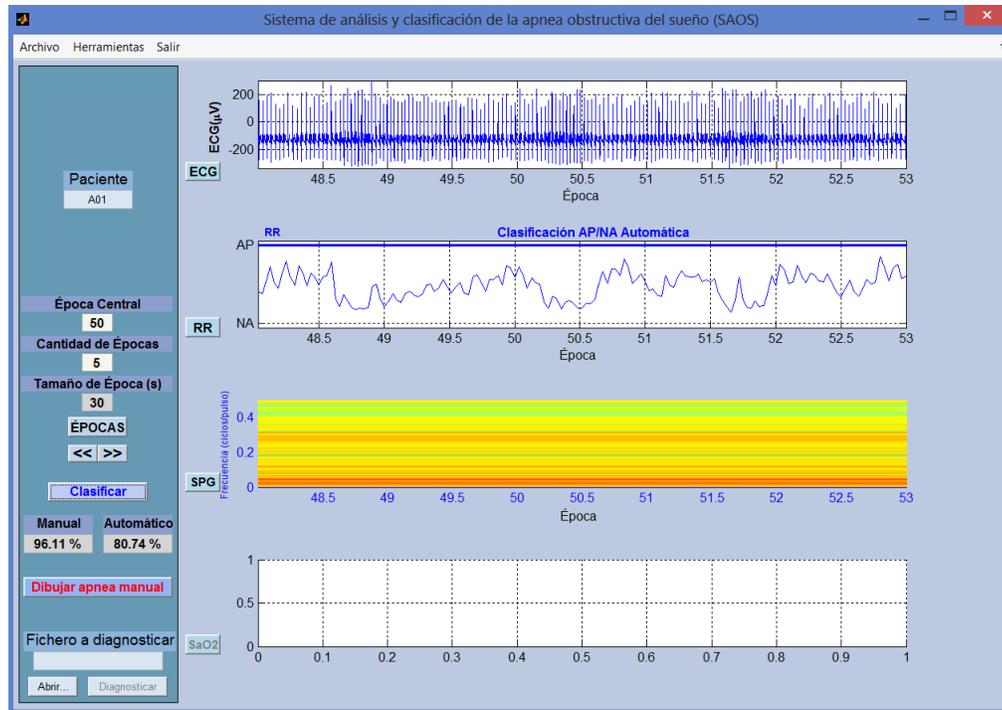


Figura D.7: Clasificación paciente de una base de datos en SAOSvision

opción de guardar las figuras en inglés marcando el botón “SACAR EN INGLÉS”.

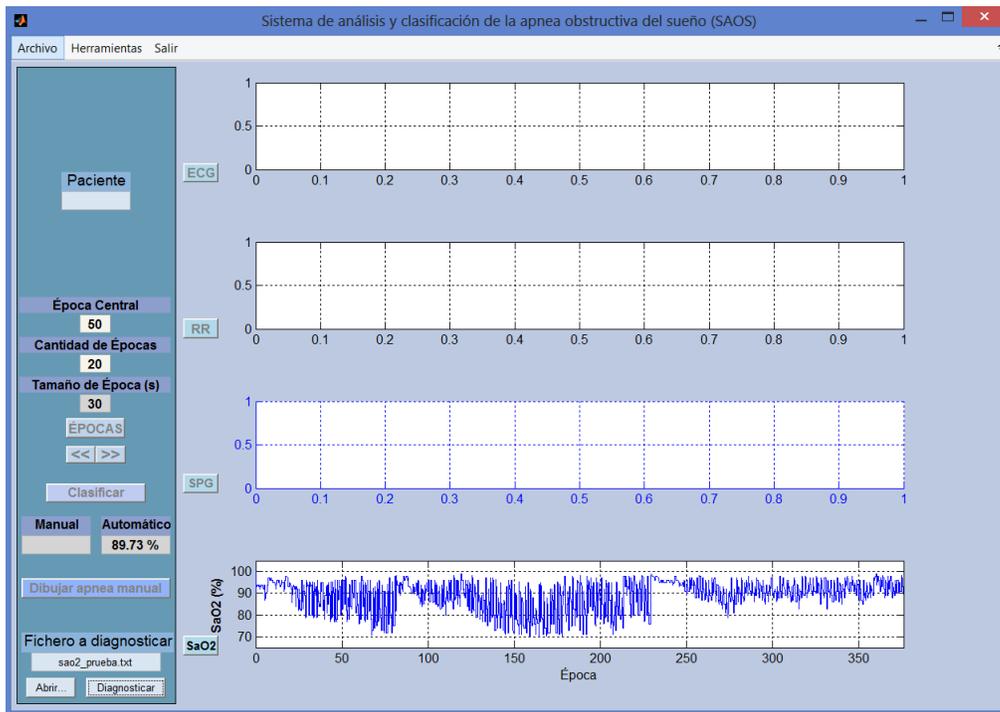


Figura D.8: Diagnóstico a partir de un fichero de texto en SAOSvision



(a)

(b)

Figura D.9: Guardar gráficas en SAOSvision

Parte IV

Presupuesto

Presupuesto

Don Ubay Casanova Blancas, autor del presente Proyecto Fin de Carrera, declara que:

El Proyecto Fin de Carrera con título “SISTEMA DE DIAGNÓSTICO APLICADO A LA DETECCIÓN DE LA APNEA OBSTRUCTIVA DEL SUEÑO MEDIANTE POLIGRAFÍA”, desarrollado en la Escuela de Ingeniería de Telecomunicación y Electrónica, de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, en el período de 10 meses, tiene un coste de desarrollo total de 53.860,26 €, correspondiente a la suma de las cantidades consignadas a los apartados considerados a continuación.

El autor del proyecto

Ubay Casanova Blancas

Las Palmas de Gran Canaria, a 27 de junio de 2014.

Presupuesto previo

En el cálculo del presupuesto se tiene en cuenta, primero, el coste del presupuesto según lo establecido por el Colegio Oficial de Ingenieros de Telecomunicación (COIT), y, segundo, los costes debidos a las tasas (tramitación y envío) y los impuestos.

El presupuesto total ha sido calculado en base a la versión más reciente del documento “*Baremos de Honorarios Orientativos para Trabajos Profesionales*”, publicado por el Colegio Oficial de Ingenieros de Telecomunicación (COIT). Siguiendo las recomendaciones del COIT, los conceptos que han de tenerse en cuenta a la hora de elaborar el presupuesto son los siguientes:

- Trabajo tarifado por tiempo empleado.
- Amortización del inmovilizado material.
- Redacción del proyecto.
- Derechos de visado del COIT.
- Gastos de tramitación y envío.

Trabajo tarifado por tiempo empleado

El importe de las horas de trabajo empleadas para la realización del proyecto se calcula siguiendo las recomendaciones del COIT:

$$H = C * 74,88 * H_n + C * 96,72 * H_e \quad (\text{D.1})$$

donde:

H son los honorarios totales por el tiempo dedicado.

H_n son las horas normales trabajadas (dentro de la jornada laboral).

H_e son las horas especiales.

C es un factor de corrección en función del número de horas trabajadas.

Teniendo en cuenta que el tiempo destinado para la formación y documentación no se incluye en el cálculo debido a que estas tareas son necesarias y benefician sólo al alumno, para la realización de este proyecto han sido necesarias 1600 horas, realizadas en jornadas

de una media de 8 horas al día, 5 días a la semana y 4 semanas al mes durante 10 meses. No se aplica la existencia de horas especiales en la realización del trabajo.

Según el COIT, el coeficiente tiene un valor variable en función del número de horas empleadas de acuerdo con la siguiente tabla:

Horas empleadas	Factor de corrección C
Hasta 36 horas	1,00
De 36 a 72 horas	0,90
De 72 a 108 horas	0,80
De 108 a 144 horas	0,70
De 144 a 180 horas	0,65
De 180 a 360 horas	0,60
De 360 a 540 horas	0,55
De 540 a 720 horas	0,50
De 720 a 1080 horas	0,45
Más de 1080 horas	0,40

Como se puede observar, el número de horas es superior a 1080, y según la tabla anterior, $C = 0.40$. Por lo que según la ecuación del importe de horas de trabajo:

$$H = C * 74,88 * 1600 + C * 96,72 * 0 = 47,923,20\text{€} \quad (\text{D.2})$$

Los honorarios totales por tiempo dedicado libres de impuestos ascienden a *cuarenta y siete mil novecientos veintitrés euros y veinte céntimos* (47.923,20 €).

Amortización del inmovilizado material

Entre los recursos materiales utilizados para la realización de este proyecto se incluyen las herramientas software de desarrollo de los algoritmos del sistema, los paquetes software usados para la redacción de la memoria, y el sistema operativo bajo el que se ejecutó el trabajo. Asimismo, se incluyen los equipos hardware usados para dar soporte a estas herramientas.

Se estipula el coste de amortización para un período de 3 años. Para ello, se utilizará un sistema de amortización lineal o constante, en el que se supone que el inmovilizado material se deprecia de forma constante a lo largo de su vida útil. La cuota de amortización anual se calcula usando la siguiente fórmula:

$$\text{Cuota anual} = \frac{\text{Valor adquisición} - \text{Valor residual}}{\text{Número de años de vida útil}} \quad (\text{D.3})$$

El “valor residual” es el valor teórico que se supone que tendrá el elemento después de su vida útil.

Amortización del Hardware

Teniendo en cuenta que la duración del proyecto ha sido inferior a un año y el cálculo del coste de amortización se establece en un período de 3 años, los costes de amortización se calcularán para los 10 primeros meses. En la siguiente tabla, se presentan los costes de amortización del material hardware empleado en el proyecto:

Concepto	Coste total	Valor residual (3 años)	Amortización 10 meses
PC Intel Core i7 2,4 GHZ, 16GB de RAM 1000 GB de disco duro	800 €	200 €	166,66 €
Arduino Uno	20€	6,66€	5,55€
Wireless SD Shield	23,60€	7,86€	6,55€
Tarjeta microSD 2GB	3€	1€	0,83€
e-Health Shield	75€	25€	20,93€
Pulsioxímetro	55€	18,33€	15,28€
Total Hardware			215,80€

Por lo tanto, el coste total del material hardware asciende a *doscientos quince euros y ochenta céntimos (215.80 €)*.

Amortización del Software

Para el cálculo del coste de amortización del software se manejan las mismas premisas que en el caso anterior. En la tabla se presentan los costes de amortización del material software:

Concepto	Coste total	Valor residual (3 años)	Amortización 10 meses
Microsoft Windows® 8	120 €	40 €	22,22 €
Matlab® R2009	2000 €	666,66 €	370,38 €
Total Software			392,60 €

La redacción del proyecto se ha llevado a cabo bajo el software libre y gratuito Lyx. Por lo que no se recoge ningún gasto respecto a este concepto.

El coste total del material software empleado en el desarrollo del proyecto asciende a *trescientos noventa y dos euros y sesenta céntimos (392.60 €)*.

Redacción del proyecto

El importe de la redacción del proyecto se calcula haciendo uso de la siguiente fórmula:

$$R = 0,07 * P * C_h \quad (\text{D.4})$$

donde:

P es el presupuesto del proyecto.

C_h es el coeficiente de ponderación en función del presupuesto.

El presupuesto calculado hasta el momento asciende a 48.531,6 €. Como el coeficiente de ponderación para presupuestos de más de 42.070,70 €, y menos de 63.106,05 € viene definido por el COIT con un valor de 0,45, el coste derivado de la redacción del proyecto es de:

$$R = 0,07 * 48,531,6 * 0,45 = 1,528,75\text{€} \quad (\text{D.5})$$

Por tanto, el coste libre de impuestos derivado de la redacción del proyecto es de *mil quinientos veintiocho euros y setenta y cinco céntimos (1.528,75 €)*.

Derechos de visado del COIT

Los gastos de visado del COIT se tarifican mediante la siguiente expresión:

$$V = 0,006 * P * C_v \quad (\text{D.6})$$

donde:

P es el presupuesto del proyecto.

C_v es el coeficiente reductor en función del presupuesto del proyecto.

El presupuesto calculado hasta el momento asciende a la suma de los costes de ejecución material y de redacción:

$$P = 48,531,6 + 1,528,75 = 50,060,35\text{€} \quad (\text{D.7})$$

Como el coeficiente para presupuestos de más de 30.050 € y menos de 60.101 €, viene definido por el COIT con un valor de 0,90, el coste de los derechos de visado del proyecto asciende a la cantidad de:

$$V = 0,006 * 50,060,35 * 0,90 = 270,33\text{€} \quad (\text{D.8})$$

Por tanto, el coste de los derechos de visado del proyecto asciende a *doscientos setenta euros y treinta y tres céntimos (271,08 €)*.

Gastos de tramitación y envío

Los gastos de tramitación y envío son fijos y se estipulan en *seis euros y un céntimo (6,01 €)*.

Aplicación de impuestos

El coste total del proyecto, antes de aplicarle los correspondientes impuestos, asciende 50.336,69 €, a lo que hay que sumarle el 7% de IGIC, con lo que el coste definitivo del proyecto es:

Trabajo tiempo empleado	47.923,20 €
Coste del hardware	215,80 €
Coste del software	392,60 €
Coste redacción del proyecto	1.528,75 €
Derechos de visado del COIT	270,33 €
Gastos de tramitación y envío	6,01 €
Total antes de impuestos	50.336,69 €
IGIC (7%)	3.523,57 €
Total	53.860,26 €

El presupuesto total, con los impuestos incluidos, asciende a la cantidad de *cin-
cuenta y tres mil ochocientos sesenta euros y veintiséis céntimos (53.860,26
€)*.

El autor del proyecto

Ubay Casanova Blancas

Las Palmas de Gran Canaria, a 27 de junio de 2014.