

Grado en Ingeniería en Tecnologías de la Telecomunicación



**Trabajo Fin de Grado**

*Desarrollo de algoritmos para análisis del ECG como ayuda al diagnóstico de trastornos del sueño*

ESCUELA POLITECNICA  
SUPERIOR

**Autor:** D. Alejandro Cuevas Notario

**Tutor/es:** D<sup>a</sup>. Ana Jiménez Martín

2018



**UNIVERSIDAD DE ALCALÁ**

**Escuela Politécnica Superior**

**GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS DE  
TELECOMUNICACIÓN**

**TRABAJO FIN DE GRADO**

**Desarrollo de algoritmos para análisis del ECG como  
ayuda al diagnóstico de trastornos del sueño**

**Autor: D. Alejandro Cuevas Notario**

**Tutor: D<sup>a</sup>. Ana Jiménez Martín**

**TRIBUNAL:**

**Presidente: D. Juan Jesús García Domínguez**

**Vocal 1º: D<sup>a</sup>. Sonia Martín López**

**Vocal 2º: D<sup>a</sup>. Ana Jiménez Martín**

Calificación:.....

Fecha:.....



# ÍNDICE

<b>I. RESUMEN.....</b>	<b>1</b>
<b>II. PALABRAS CLAVE.....</b>	<b>2</b>
<b>III. ABSTRACT.....</b>	<b>3</b>
<b>IV. KEYWORDS .....</b>	<b>4</b>
<b>V. RESUMEN EXTENDIDO .....</b>	<b>5</b>
<b>VI. MEMORIA.....</b>	<b>6</b>
<b>CAPÍTULO 1. ....</b>	<b>7</b>
INTRODUCCIÓN .....	7
1.1. OBJETIVOS .....	9
1.2. ESTRUCTURA DEL TFG.....	11
<b>CAPÍTULO 2. ....</b>	<b>13</b>
BASE TEÓRICA .....	13
2.1. APNEA DEL SUEÑO.....	14
2.1.1. <i>Definición</i> .....	14
2.1.2. <i>Tasa de respiración y sus métodos de obtención</i> .....	16
2.2. ELECTROCARDIOGRAMA, ECG.....	19
2.2.1. <i>Posibles ruidos e interferencias</i> .....	20
2.2.2. <i>Extracción de señales respiratorias a través del ECG</i> .....	25
2.2.2.1. <i>Variabilidad del ritmo cardíaco: HRV</i> .....	25
2.2.2.2. <i>Respiración derivada del ECG: EDR</i> .....	26
2.2.2.3. <i>Evaluación de la calidad de la señal respiratoria</i> .....	30
2.3. ALGORITMOS DE DETECCIÓN DE COMPLEJOS QRS.....	31
2.3.1. <i>Técnicas de pre-procesado de la señal</i> .....	32
2.3.2. <i>Técnicas de detección</i> .....	35
2.3.3. <i>Evaluación de la calidad de la señal de ECG procesada</i> .....	38
2.4. ALGORITMOS DE DETECCIÓN DE APNEAS DEL SUEÑO.....	41
<b>CAPÍTULO 3. ....</b>	<b>43</b>
ALGORITMO PROPUESTO PARA LA ESTIMACIÓN DEL EDR Y HRV A PARTIR DEL ECG.....	43

3.1	PRE-PROCESADO Y DETECCIÓN DE PICOS R.....	44
3.1.1.	<i>Detección de complejos QRS.....</i>	44
3.1.1.1.	<i>Etapa de pre-procesado.....</i>	45
3.1.1.2.	<i>Etapa de detección.....</i>	46
3.1.2.	<i>Ajuste de amplitud.....</i>	49
3.1.3.	<i>Evaluación de la calidad.....</i>	51
3.2.	ESTIMACIÓN DEL EDR.....	53
3.2.1	<i>Interpolación de la señal de EDR.....</i>	60
3.3.	ESTIMACIÓN DEL HRV.....	61
<b>CAPÍTULO 4.</b>	<b>.....</b>	<b>65</b>
	ALGORITMOS PROPUESTOS PARA LA DETECCIÓN DE APNEAS CENTRALES A PARTIR DEL ECG.....	65
4.1.	ALGORITMOS DE DETECCIÓN DE APNEAS A PARTIR DEL EDR.....	66
4.2.	ALGORITMOS DE DETECCIÓN DE APNEAS A PARTIR DEL HRV.....	76
4.3.	PROCESO DE FUSIÓN DE DATOS: VALIDACIÓN DE LA DETECCIÓN DE APNEA CENTRAL.....	80
<b>CAPÍTULO 5.</b>	<b>.....</b>	<b>97</b>
	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	97
5.1.	RESULTADOS DE LOS DIFERENTES MÉTODOS DE DETECCIÓN.....	99
5.1.1.	<i>Base de datos para el análisis de los algoritmos.....</i>	99
5.1.2.	<i>Método de detección basado en el análisis frecuencial del EDR.....</i>	100
5.1.3.	<i>Métodos de detección basados en el análisis en amplitud del EDR.....</i>	101
5.1.4.	<i>Método de detección basado en el análisis en amplitud del HRV.....</i>	103
5.2.	COMPARACIÓN DE LOS RESULTADOS DE LOS DIFERENTES MÉTODOS DE DETECCIÓN.....	105
5.3.	RESULTADOS DEL PROCESO DE FUSIÓN DE DATOS.....	106
5.3.1.	<i>Asignación del nivel de confianza a cada método.....</i>	106
5.3.2.	<i>Base de datos para la evaluación del proceso de fusión de datos.....</i>	108
5.3.3.	<i>Resultados del proceso de fusión de datos.....</i>	109
<b>CAPÍTULO 6.</b>	<b>.....</b>	<b>113</b>
	CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.....	113
<b>VII.</b>	<b>PLIEGO DE CONDICIONES.....</b>	<b>117</b>
A.	<i>Pliego de condiciones generales.....</i>	117
B.	<i>Pliego de condiciones particulares.....</i>	118
B.1.	<i>Requerimientos software.....</i>	118
B.2.	<i>Requerimientos hardware.....</i>	118
<b>VIII.</b>	<b>PRESUPUESTO.....</b>	<b>121</b>

PRESUPUESTO DE EJECUCIÓN MATERIAL. ....	121
A. <i>Mano de obra</i> . ....	121
B. <i>Material</i> . ....	121
<i>Coste de ejecución material</i> . ....	122
PRESUPUESTO POR EJECUCIÓN DE CONTRATA. ....	122
PRESUPUESTO TOTAL. ....	122
<b>IX. APÉNDICE A. ....</b>	<b>123</b>
POLÍGRAFO <i>SOMNOTOUCH™</i> . ....	123
<b>X. BIBLIOGRAFÍA.....</b>	<b>125</b>

# ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1. DIAGRAMA DE BLOQUES DE LA HERRAMIENTA DE AYUDA AL DIAGNÓSTICO DE LA APNEA A PARTIR DEL ECG. ....	10
FIGURA 2. REPRESENTACIÓN DE LAS VÍAS RESPIRATORIAS EN UN EPISODIO DE RESPIRACIÓN NORMAL (A), DE RESPIRACIÓN CON RONQUIDO (B) Y DE APNEA OBSTRUCTIVA (C). LA LÍNEA AZUL MARCA EL FLUJO DE AIRE. ....	16
FIGURA 3. EJEMPLO DE USO DE UN PULSIOXÍMETRO DE DEDO [7]. ....	17
FIGURA 4. EJEMPLO DE FUNCIONAMIENTO DE UNA PRUEBA ESPIROMÉTRICA [10]. ....	18
FIGURA 5. EJEMPLO DE USO DE UN CAPNÓGRAFO [13]. ....	18
FIGURA 6. INTERVALOS DE LA SEÑAL DE ECG [15]. EN ELLA SE PUEDE OBSERVAR QUE EL COMPLEJO QRS ES EL INTERVALO MÁS SIGNIFICATIVO DEL LATIDO. ....	20
FIGURA 7. REPRESENTACIÓN DE UN INTERVALO DE UNA SEÑAL DE ECG Y SU COMPONENTE FRECUENCIAL. SE PUEDE VER COMO EN 50 HZ EXISTE UNA COMPONENTE FRECUENCIAL DEBIDA A LA INTERFERENCIA DE LÍNEA, INTERFERENCIA PROVOCADA POR LA RED ELÉCTRICA [1]. ....	21
FIGURA 8. APLICACIÓN DE UN FILTRO NOTCH A LA SEÑAL ECG, DONDE SE PUEDE OBSERVAR LA DESAPARICIÓN DE LA COMPONENTE FRECUENCIAL QUE INTRODUCÍA LA RED ELÉCTRICA [1]. ....	22
FIGURA 9. RUIDO DE MOVIMIENTO EN UNA SEÑAL DE ECG. EN ESTA FIGURA SE PUEDE VER EL EFECTO DE UN CAMBIO DE POSTURA MIENTRAS EL PACIENTE SE ENCUENTRA TUMBADO EN UNA CAMA (LÍNEA ROJA DISCONTINUA). ....	23
FIGURA 10. RUIDO DE BASE EN UNA SEÑAL DE ECG. EN ESTA FIGURA, EN LA PARTE SUPERIOR, SE PUEDE OBSERVAR CÓMO LA LÍNEA DE BASE SE ENCUENTRA MODULADA POR RUIDO RESPIRATORIO. EN LA PARTE INFERIOR SE OBSERVA CÓMO EL RUIDO DE BASE QUEDA ELIMINADO AL APLICAR UN FILTRO DERIVATIVO. ....	23
FIGURA 11. RUIDO DEBIDO A LA CONTRACCIÓN DE LOS MÚSCULOS EN UNA SEÑAL DE ECG. EN ESTA FIGURA SE PUEDE OBSERVAR CÓMO UN MOVIMIENTO MUSCULAR AFECTA A LA SEÑAL DE ECG, DISTORSIONÁNDOLA (LÍNEA ROJA DISCONTINUA). ....	24
FIGURA 12. INTERVALOS RR DE UNA SEÑAL ECG TOMADA A 512Hz. EN ESTA FIGURA SE REPRESENTAN CUATRO LATIDOS DE UNA SEÑAL DE ECG CON SUS RESPECTIVOS INTERVALOS TEMPORALES. AL ESTAR LA SEÑAL DE ECG MUESTREADA A 512 HZ SE DISPONE DE UNA GRAN CANTIDAD DE MUESTRAS PARA EL CÁLCULO TEMPORAL. ....	26
FIGURA 13. REPRESENTACIÓN DE UN LATIDO EN DONDE SE PUEDE VER SU CORRESPONDIENTE PICO R (CÍRCULO ROJO) Y CÓMO AFECTA LA ELECCIÓN DEL INTERVALO PARA EL CÁLCULO DEL ÁREA. CUANTO MAYOR SEA EL INTERVALO ELEGIDO, MAYOR PARTE DEL ÁREA DEL PICO R SE CONTABILIZARÁ. ....	29
FIGURA 14. REPRESENTACIÓN DE UNA SERIE DE INTERVALOS RR. EN ESTA FIGURA SE PUEDEN VER 4 LATIDOS CON SUS CORRESPONDIENTES INTERVALOS. ....	29
FIGURA 15. REPRESENTACIÓN DE LA AMPLITUD DE UNA SERIE DE PICOS R. EN ESTA FIGURA SE REPRESENTAN 4 LATIDOS EN LOS QUE SE PUEDE VER LA VARIACIÓN EN AMPLITUD DE LOS 3 ÚLTIMOS PICOS R (CÍRCULOS ROJOS) EN REFERENCIA A LA AMPLITUD DEL PRIMER PICO R (LÍNEA AZUL DISCONTINUA). ....	30
FIGURA 16. DIAGRAMA DE BLOQUES COMÚN DE LOS ALGORITMOS DE DETECCIÓN DE COMPLEJOS QRS. ....	31
FIGURA 17. DIAGRAMA DE BLOQUES DEL ALGORITMO DE P&T. ....	36
FIGURA 18. DIAGRAMA DE BLOQUES DEL ALGORITMO DE P&T. ....	38
FIGURA 19. SEÑAL ECG FILTRADA APLICANDO FILTRO DERIVATIVO EN LA PARTE SUPERIOR Y SEÑAL APLICANDO ALGORITMO DE P&T EN LA PARTE INFERIOR. LAS LÍNEAS ROJAS DISCONTINUAS MUESTRAN EL UMBRAL ADAPTATIVO A LA AMPLITUD DE PICOS R, MIENTRAS QUE, LAS LÍNEAS NEGRAS DISCONTINUAS MUESTRAN EL UMBRAL ADAPTATIVO A LA AMPLITUD DE LOS PICOS DE RUIDO. ....	38
FIGURA 20. DIAGRAMA DE BLOQUES DEL ALGORITMO PROPUESTO PARA LA ESTIMACIÓN DEL EDR Y HRV. ....	43
FIGURA 21. DIAGRAMA DE BLOQUES DE LA ETAPA DE DETECCIÓN DE PICOS R. ....	44
FIGURA 22. DIAGRAMA DE BLOQUES DE LA ETAPA DE PRE-PROCESADO. ....	45
FIGURA 23. RESULTADOS BLOQUE DE PRE-PROCESADO. LA GRÁFICA SUPERIOR CORRESPONDE CON $x[n]$ , SEÑAL ORIGINAL DE ECG. LA GRÁFICA INTERMEDIA CORRESPONDE CON $y_1[n]$ , SEÑAL A LA SALIDA DEL DERIVADOR. Y, POR ÚLTIMO, LA GRÁFICA INFERIOR, CORRESPONDE CON LA SALIDA DE LA ETAPA, $y[n]$ . ....	46
FIGURA 24. MÁQUINA DE ESTADOS DE LA ETAPA DE DETECCIÓN. ....	48
FIGURA 25. PICOS R DETECTADOS POR LA ETAPA DE DETECCIÓN. EN EL ZUM SE PUEDE OBSERVAR CÓMO EL PICO R DETECTADO POR ESTA ETAPA COINCIDE TEMPORALMENTE CON EL PICO R ORIGINAL PERO NO EN AMPLITUD. ....	50
FIGURA 26. PICOS R DETECTADOS POR LA ETAPA DE DETECCIÓN Y AJUSTADOS EN AMPLITUD. LOS PICOS R AJUSTADOS EN AMPLITUD COINCIDEN CON LA SEÑAL ORIGINAL DE ECG (CÍRCULO NEGRO EN EL ZUM). ....	50

FIGURA 27. DIAGRAMA DE BLOQUES DEL SQI. DONDE $RR_{interval}$ CORRESPONDE AL INTERVALO ENTRE PICOS R, $RR_{m\acute{a}x}$ AL MÁXIMO INTERVALO DE LA VENTANA Y $RR_{m\acute{i}n}$ AL MÍNIMO INTERVALO. ....	52
FIGURA 28. ESTIMACIÓN DEL EDR MEDIANTE ANÁLISIS EN AMPLITUD. EN EL ZUM SE PUEDE OBSERVAR CÓMO LA ENVOLVENTE DE LA SEÑAL DE ECG FORMA UNA SEÑAL RESPIRATORIA. ....	54
FIGURA 29. ESTIMACIÓN DEL EDR MEDIANTE ANÁLISIS DEL ÁREA DE LA PARTE POSITIVA ALREDEDOR DEL PICO R, PARA MUESTRAS MAYORES QUE 0. ....	55
FIGURA 30. ESTIMACIÓN DEL EDR MEDIANTE ANÁLISIS DEL ÁREA DE LA PARTE POSITIVA ALREDEDOR DEL PICO R, PARA MUESTRAS MAYORES QUE UN DETERMINADO UMBRAL. DE ESTA MANERA SE EVITAN LOS PICOS NO DESEADOS DE LA SEÑAL DE ECG. ....	56
FIGURA 31. SEÑAL DE ECG TRAS EL PRE-PROCESADO PARA LA ESTIMACIÓN DEL EDR MEDIANTE EL ANÁLISIS DEL ÁREA, EN UN INTERVALO DE 40 MILISEGUNDOS CENTRADO EN EL PICO R. ....	57
FIGURA 32. SEÑAL DE ECG SIN PROCESAR A PARTIR DE LA CUAL SE ESTIMA LA SEÑAL DEL EDR MEDIANTE EL ANÁLISIS DEL ÁREA PARA VARIOS LATIDOS, EN UN INTERVALO DE 40 MILISEGUNDOS CENTRADO EN EL PICO R. ....	58
FIGURA 33. SEÑAL DE ECG SIN PROCESAR PARA LA ESTIMACIÓN DEL EDR MEDIANTE EL ANÁLISIS DEL ÁREA PARA UN LATIDO, EN UN INTERVALO DE 40 MILISEGUNDOS CENTRADO EN EL PICO R. ....	58
FIGURA 34. COMPARACIÓN DE UNA SEÑAL DE ESFUERZO ABDOMINAL (SUPERIOR) CON DOS SEÑALES DE EDR. UNA OBTENIDA A TRAVÉS DEL ÁREA ALREDEDOR DEL PICO R (INTERMEDIA) Y OTRA A TRAVÉS DE LA AMPLITUD DEL PICO R (INFERIOR).60	
FIGURA 35. EN LA GRÁFICA SUPERIOR SE ENCUENTRA LA SEÑAL RESPIRATORIA DE REFERENCIA (OBTENIDA MEDIANTE BANDA ABDOMINAL). EN LA GRÁFICA CENTRAL SE ENCUENTRA LA SEÑAL DE EDR SIN INTERPOLAR. EN LA GRÁFICA INFERIOR, SE ENCUENTRA LA SEÑAL DE EDR INTERPOLADA. ....	61
FIGURA 36. MÉTODO DE ESTIMACIÓN DEL HRV. LA SEÑAL SE FORMA A PARTIR DE DELTAS DE UNA AMPLITUD IGUAL AL INTERVALO RR ANTERIOR. ....	62
FIGURA 37. SEÑAL RESPIRATORIA OBTENIDA MEDIANTE UNA BANDA ABDOMINAL (SUPERIOR) Y SEÑAL DE HRV DEL MISMO INTERVALO TEMPORAL (INFERIOR). ....	63
FIGURA 38. DIAGRAMA DE BLOQUES DEL ALGORITMO PROPUESTO PARA LA DETECCIÓN DE APNEAS CENTRALES A PARTIR DEL ECG. ....	65
FIGURA 39. SEÑAL DE EDR CON UN ENVENTANADO DE 30 SEGUNDOS SUPERPUESTOS. ....	66
FIGURA 40. DIAGRAMA DE FLUJO PARA ESTIMAR LA EXISTENCIA DE APNEA A TRAVÉS DEL ANÁLISIS DEL PERIODO-GRAMA DE LOMB-SCARGLE. ....	68
FIGURA 41. EN LA PARTE SUPERIOR DE LA FIGURA SE MUESTRA UNA VENTANA DE UNA SEÑAL DE EDR Y LA INFERIOR, SU PERIODO-GRAMA DE LOMB-SCARGLE. LA VENTANA CORRESPONDE CON UN EPISODIO DE RESPIRACIÓN NORMAL. ....	70
FIGURA 42. EN LA PARTE SUPERIOR DE LA FIGURA SE MUESTRA UNA VENTANA DE UNA SEÑAL DE EDR Y LA INFERIOR, SU PERIODO-GRAMA DE LOMB-SCARGLE. LA VENTANA CORRESPONDE CON UN EPISODIO DE APNEA. ....	70
FIGURA 43. DIAGRAMA DE FLUJO PARA ESTIMAR LA EXISTENCIA DE APNEA MEDIANTE EL ANÁLISIS EN AMPLITUD DE LA SEÑAL DE EDR DIFERENCIADA. ....	72
FIGURA 44. EN LA PARTE SUPERIOR, SE ENCUENTRA UN INTERVALO DE UNA SEÑAL DE EDR. EN LA PARTE INFERIOR, SE ENCUENTRA EL MISMO INTERVALO DE LA SEÑAL DE EDR, PERO DIFERENCIADO. ....	73
FIGURA 45. DIAGRAMA DE FLUJO PARA ESTIMAR LA EXISTENCIA DE APNEA MEDIANTE EL ANÁLISIS EN AMPLITUD DE LA SEÑAL DE EDR DIFERENCIADA Y ELEVADA AL CUADRADO. ....	74
FIGURA 46. EN LA PARTE SUPERIOR SE ENCUENTRA UN INTERVALO DE UNA SEÑAL DE EDR DIFERENCIADA. EN LA PARTE INFERIOR, SE ENCUENTRA EL MISMO INTERVALO DE LA SEÑAL DE EDR, ADEMÁS, ELEVADO AL CUADRADO. ESTA MUESTRA CORRESPONDE CON UN INTERVALO DONDE SE ESTIMA QUE SE PRODUCEN DOS APNEAS CENTRALES (CÍRCULOS ROJOS). ....	75
FIGURA 47. REPRESENTACIÓN DEL PERIODO-GRAMA DE LOMB-SCARGLE APLICADO A UNA VENTANA DEL EDR Y APLICADO A LA MISMA VENTANA TEMPORAL DEL HRV. PARA UN EPISODIO NORMAL DE RESPIRACIÓN. ....	77
FIGURA 48. REPRESENTACIÓN DEL PERIODO-GRAMA DE LOMB-SCARGLE APLICADO A UNA VENTANA DEL EDR Y APLICADO A LA MISMA VENTANA TEMPORAL DEL HRV. PARA UN EPISODIO DE APNEA CENTRAL RESPIRATORIA. ....	77
FIGURA 49. DIAGRAMA DE BLOQUES DEL PROCESADO PROPUESTO BASADO EN CARACTERÍSTICAS DE AMPLITUD PARA LA SEÑAL HRV. ....	78
FIGURA 50. EN LA GRÁFICA SUPERIOR SE MUESTRA LA SEÑAL RESPIRATORIA TOMADA DE UNA BANDA ABDOMINAL Y EN LA INFERIOR, EL RESULTADO DE DERIVAR Y ELEVAR AL CUADRADO LA SEÑAL HRV PARA EL MISMO INTERVALO. MARCADO EN ROJO ZONA CON UN EPISODIO DE APNEA CENTRAL. ....	79
FIGURA 51. DIAGRAMA DE FLUJO QUE DETERMINA LA EXISTENCIA DE APNEA MEDIANTE EL ANÁLISIS EN AMPLITUD DE LA SEÑAL DE HRV DIFERENCIADA Y ELEVADA AL CUADRADO. ....	80
FIGURA 52. VARIACIÓN DEL PARÁMETRO DE CERTEZA SEGÚN EL VALOR DE LA VARIABLE $Pos\_PICOM\acute{A}X$ RESPECTO A UN UMBRAL. ....	82
FIGURA 53. VARIACIÓN DEL PARÁMETRO DE CERTEZA SEGÚN EL VALOR DE LA VARIABLE $G$ RESPECTO A UN UMBRAL. ....	83

FIGURA 54. VARIACIÓN DEL PARÁMETRO DE CERTEZA SEGÚN EL VALOR DE LA VARIABLE G2 RESPECTO A UN UMBRAL.....	84
FIGURA 55. PROCESO DE FUSIÓN DE DATOS MEDIANTE LA TEORÍA DE DEMPSTER-SHAFER [36].....	85
FIGURA 56. VARIACIÓN DEL PARÁMETRO DE CERTEZA SEGÚN EL VALOR DE LA VARIABLE POS_PICOMÁX RESPECTO A UN UMBRAL. CON UN VALOR DE CERTEZA MÍNIMO. ....	94
FIGURA 57. VARIACIÓN DEL PARÁMETRO DE CERTEZA SEGÚN EL VALOR DE LA VARIABLE G RESPECTO A UN UMBRAL. CON UN VALOR DE CERTEZA MÍNIMO. ....	94
FIGURA 58. VARIACIÓN DEL PARÁMETRO DE CERTEZA SEGÚN EL VALOR DE LA VARIABLE G2 RESPECTO A UN UMBRAL. CON UN VALOR DE CERTEZA MÍNIMO. ....	95
FIGURA 59. EJEMPLO DE FUNCIONAMIENTO DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN. EN COLOR ROJO APARECE LA SEÑAL DE ESFUERZO ABDOMINAL Y EN COLOR NEGRO EL RESULTADO DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE APNEAS CENTRALES BASADO EN EL ANÁLISIS DE AMPLITUD DE LA SEÑAL DE EDR (1ª TÉCNICA).....	98
FIGURA 60. RESULTADOS DEL PROCESO DE FUSIÓN PARA LA NUEVA BASE DE DATOS. EN LA PARTE SUPERIOR SE MUESTRA UN DIAGRAMA DE BLOQUES CON LOS RESULTADOS DEL PROCESO PARA INTERVALOS DE CERTEZA EXPRESADOS EN TANTO POR CIENTO. EN LA PARTE INFERIOR SE MUESTRAN DE FORMA DETALLADA LOS INTERVALOS DE CERTEZA DONDE SE ENCUENTRAN LAS MUESTRAS ESTUDIADAS.....	110

## ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1. BASE DE DATOS PARA EL ANÁLISIS DE ALGORITMOS OBTENIDA MEDIANTE POLÍGRAFO SOMNOTOUCH™. ....	100
TABLA 2. RESULTADOS DE DETECCIÓN DE APNEAS MEDIANTE EL MÉTODO DE DETECCIÓN BASADO EN EL ANÁLISIS FRECUENCIAL DEL EDR. ....	101
TABLA 3. PARÁMETROS ESTADÍSTICOS, Se, Sp Y ACC DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE APNEAS CENTRALES BASADO EN EL ANÁLISIS FRECUENCIAL DEL EDR. ....	101
TABLA 4. RESULTADOS DE DETECCIÓN DE APNEAS MEDIANTE EL MÉTODO DE DETECCIÓN BASADO EN EL ANÁLISIS EN AMPLITUD DEL EDR (1ª TÉCNICA). ....	102
TABLA 5. RESULTADOS DE DETECCIÓN DE APNEAS CENTRALES MEDIANTE EL MÉTODO DE DETECCIÓN BASADO EN EL ANÁLISIS EN AMPLITUD DEL EDR (2ª TÉCNICA). ....	103
TABLA 6. PARÁMETROS ESTADÍSTICOS, Se, Sp Y ACC DE LOS ALGORITMOS DE DETECCIÓN DE APNEAS CENTRALES BASADOS EN EL ANÁLISIS EN AMPLITUD DEL EDR (1ª Y 2ª TÉCNICA). ....	103
TABLA 7. RESULTADOS DE DETECCIÓN DE APNEAS MEDIANTE EL MÉTODO DE DETECCIÓN BASADO EN EL ANÁLISIS EN AMPLITUD DEL HRV. ....	104
TABLA 8. PARÁMETROS ESTADÍSTICOS, Se, Sp Y ACC, DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE APNEAS CENTRALES BASADO EN EL ANÁLISIS EN AMPLITUD DEL HRV.....	104
TABLA 9. COMPARACIÓN DE LOS PARÁMETROS Se, Sp Y ACC DE CADA UNO DE LOS ALGORITMOS PROPUESTOS PARA LA DETECCIÓN DE APNEAS CENTRALES A PARTIR DEL ECG. ....	105
TABLA 10. SINERGIAS QUE SE PRODUCEN EN LA DETECCIÓN DE APNEAS Y EPISODIOS NORMALES DE LOS 4 MÉTODOS DE DETECCIÓN BAJO ESTUDIO.....	108
TABLA 11. ASIGNACIÓN DE LOS NIVELES DE CONFIANZA DE CADA ALGORITMO DE DETECCIÓN. ....	108
TABLA 12. BASE DE DATOS OBTENIDA MEDIANTE POLÍGRAFO SOMNOTOUCH™ PARA LA EVALUACIÓN DEL PROCESO DE FUSIÓN DE DATOS. ....	109

## I. Resumen

A lo largo del presente documento, se describe el desarrollo de un algoritmo de análisis del ECG con el objetivo de utilizarlo como ayuda al diagnóstico de trastornos del sueño, concretamente para la identificación de apneas centrales del sueño. Se han elaborado varios algoritmos de detección de apneas centrales a partir de información extraída del ECG con unos parámetros estadísticos de precisión en torno al 90%. Además, se ha desarrollado un proceso de fusión de datos, basado en la teoría de la evidencia de Dempster-Shafer, que ha reportado unos resultados del 100% de detección para las muestras bajo estudio, con un 84% de ellas con un nivel de certeza por encima del 90%.

## II. Palabras Clave

ECG, Algoritmo apnea, EDR, HRV, Fusión de datos, Dempster-Shafer.

### III. Abstract

Throughout this document, the development of an ECG analysis algorithm is described with the aim of using it as an aid to the diagnosis of sleep disorders, specifically for the identification of central sleep apneas. Several central apnea detection algorithms have been developed from information extracted from the ECG with statistical parameters of precision around 90%. In addition, a data fusion process has been developed, based on the Dempster-Shafer theory of evidence, which has reported 100% detection results for the segments under study, with 84% of them at level of certainty above 90%.

## IV. Keywords

ECG, Apnoea Algorithm, EDR, HRV, Data fusión, Dempster-Shafer.

## V. Resumen extendido

En los últimos años se ha observado que los trastornos del sueño preceden a otro tipo de dolencias o son el detonante para desarrollarlas de ahí el interés creciente por su identificación y posterior tratamiento. Estos trastornos son más habituales en edades avanzadas y por eso las personas mayores son una población clave para el estudio. Generalmente, existe una cierta dificultad por parte del paciente para describir los síntomas al facultativo, ya que estos trastornos se producen cuando se encuentra dormido. Además, actualmente la polisomnografía es la prueba de referencia para el diagnóstico de estos trastornos, prueba que se desarrolla a lo largo de una noche con multitud de sensores conectados al individuo. Por lo tanto, existe la necesidad de sistemas que den información suficiente al facultativo para ayudarle en el diagnóstico de estos trastornos del sueño y, además, sean menos invasivos para el paciente. Razón por la cual este tipo de técnicas están en actual desarrollo.

El objetivo de este trabajo radica en el desarrollo de un algoritmo capaz de detectar apneas centrales del sueño a través de la señal de ECG. Para ello, primero se obtendrá la localización de los picos R de la señal de ECG, ubicados en los complejos QRS; intervalos característicos de la señal de ECG. Una vez se tienen identificados los picos R, se han desarrollado dos algoritmos: uno capaz de extraer información de las señales respiratorias, el EDR (ECG-Derived Respiration) y otro para estimar la variabilidad cardíaca, el HRV (Heart Rate Variability). Las señales EDR y HRV son producto del análisis morfológico y temporal de la señal de ECG, respectivamente.

Una vez desarrollados los algoritmos capaces de extraer las señales EDR y HRV de la señal de ECG se procederá a desarrollar los algoritmos capaces de detectar apneas centrales del sueño. Estos algoritmos estarán basados en el análisis frecuencial y morfológico de las señales respiratorias extraídas del ECG. El análisis frecuencial estará basado en el periodo-grama de Lomb-Scargle, mientras que el análisis morfológico

estará basado en el análisis temporal en amplitud de ambas señales. Los resultados de estos algoritmos parciales han permitido alcanzar parámetros estadísticos de precisión alrededor del 90%, valor que está al nivel del estado del arte en algoritmos de detección de trastornos del sueño.

Una forma de mejorar los resultados de los algoritmos desarrollados consiste en fusionar los datos obtenidos de varios algoritmos de detección con el propósito de encontrar sinergias entre ellos. Por lo tanto, se propone un proceso de fusión de datos que aúna 3 de los algoritmos de detección que mejores resultados han reportado. Este proceso está basado en la teoría de la evidencia de Dempster-Shafer. Los resultados de este proceso mejoran los resultados de los algoritmos de detección por separado ya que consiguen detectar el 100% de las muestras evaluadas y, además, ofrecen un nivel de certeza superior al 90% en el 84% de las muestras. Estos resultados demuestran que existen sinergias entre los algoritmos de detección desarrollados por separado.

---

## Capítulo 1.

# INTRODUCCIÓN

---

En las últimas décadas ha habido un gran avance en el desarrollo de espacios inteligentes y con ellos en el desarrollo de sistemas de monitorización tanto de parámetros físicos como fisiológicos. Este avance ha facilitado la detección precoz de diversas patologías como hipertensión, diabetes o arritmias. Mediante la monitorización de distintos parámetros se ha desarrollado la telemedicina y el cuidado de personas mayores en entornos controlados, gracias a esto, se puede mejorar la calidad de vida de estas personas. A pesar de los grandes avances todavía queda un gran camino hasta alcanzar sistemas ubicuos, fiables y sin contacto. Pese a que el uso de estos avances está orientado a toda la población, debido al aumento de la esperanza de vida y al aumento de las personas mayores independientes en su propio hogar, este colectivo es uno de los principales usuarios potenciales de los espacios inteligentes orientados a su cuidado y de la telemedicina en general.

En las aplicaciones derivadas del cuidado de la salud las redes sensoriales del hogar se complementan con redes sensoriales corporales (Body sensor network, BSN) capaces de monitorizar señales vitales que permitan evaluar situaciones particulares e incluso que proporcionen realimentación en tiempo real entre cuidador y paciente. Actualmente hay diversos dispositivos electrónicos comerciales que permiten controlar parámetros físicos y/o fisiológicos tanto para uso médico como para control de actividades deportivas o simplemente con carácter informativo para el usuario. Sin embargo, todavía hay que depurar dichas redes y ampliarlas para poder obtener más señales y ser capaces de extraer más información de ellas.

Un problema de salud muy extendido y poco diagnosticado son los trastornos del sueño, los cuales son muy habituales en personas mayores. Una de las dificultades añadidas en este proceso es que muchas veces ni ellos mismos, ni sus cuidadores, son

capaces de describir correctamente los síntomas al facultativo. Además, cada vez se le da más importancia a la detección y tratamiento de dichos trastornos puesto que se ha observado que muchas veces preceden a otros tipos de dolencias o son el detonante para desarrollarlas.

La evaluación de referencia para los trastornos del sueño es la polisomnografía, la cual incluye la adquisición simultánea de múltiples señales como electroencefalografía (EEG), electromiografía (EMG) del mentón y de las extremidades inferiores; electrocardiografía (ECG), oximetría, pletismografía, movimientos toracoabdominales, etc. Son pruebas complejas e incómodas para el paciente que se llevan a cabo en unidades específicas controladas por personal cualificado. Esto hace que sean pruebas costosas, puntuales y tomadas fuera de la rutina del individuo, lo que puede dar lugar a resultados que no son fieles a la realidad del individuo. Todo ello ha impulsado la búsqueda y desarrollo de técnicas alternativas que permitan dar información sobre posibles trastornos del sueño de manera más sencilla, regular, menos costosa y en el entorno habitual del individuo. Una de las alternativas propuestas es a través del estudio del ritmo cardiaco, ya que es una medida rutinaria y relativamente fácil de obtener. La propuesta del actual proyecto se centra en el estudio de la señal del ECG para extraer la máxima información posible como ayuda al diagnóstico de trastornos del sueño.

El proyecto propuesto se engloba dentro de otro más ambicioso, que se está llevando a cabo por el grupo de investigación GEINTRA, donde la detección de trastornos del sueño a través de la señal de ECG se integrará con otras redes corporales y otras del hogar que permitan la estimación de parámetros fisiológicos, así como la actividad física y pautas del comportamiento de personas mayores en residencias y entornos controlados.

## 1.1. Objetivos

El tema de trabajo que se propone se centra en el campo de redes sensoriales para evaluar desórdenes del sueño que sirvan de soporte al diagnóstico de los mismos, fundamentalmente orientado a población de mediana edad y anciana. La literatura propone diferentes algoritmos que permiten identificar distintos tipos de apnea a partir del ECG como por ejemplo analizando en frecuencia la distancia entre latidos del ECG o analizando temporalmente dichos latidos para estimar indirectamente el ritmo respiratorio y con ello poder detectar apneas centrales. Por lo tanto, el análisis del ECG como herramienta de ayuda al diagnóstico implicará el análisis tanto en el tiempo como en frecuencia y el desarrollo de algoritmos que lo identifique, así como la fusión de dichos datos.

Para lograr obtener un algoritmo que diagnostique apneas del sueño a partir de la señal de ECG, será necesario disponer de señales previamente anotadas por facultativos para el entrenamiento de dicho algoritmo. Para ello se van a utilizar señales de bases de datos públicas. Asimismo, se llevarán a cabo pruebas adicionales con el polígrafo con el que cuenta el grupo de trabajo.

Para alcanzar dicho objetivo es necesario realizar diversos objetivos parciales. La Figura 1 muestra un diagrama de bloques de todas las etapas necesarias para la identificación de apneas centrales a partir del ECG. Lo primero es identificar los complejos QRS a partir de las señales del ECG y así los picos R; estos complejos son intervalos característicos de la señal de ECG, los cuales contienen los llamados picos R. A partir de esa información se evalúa la calidad de la señal ECG procesada para poder excluir los intervalos en los que la señal no cumpla con la calidad requerida. Posteriormente, se realiza un análisis temporal y morfológico de dichos picos R. Por último, se analizan los datos obtenidos y se determina el nivel de certeza que se tiene en la existencia de apnea mediante un proceso de fusión de datos.

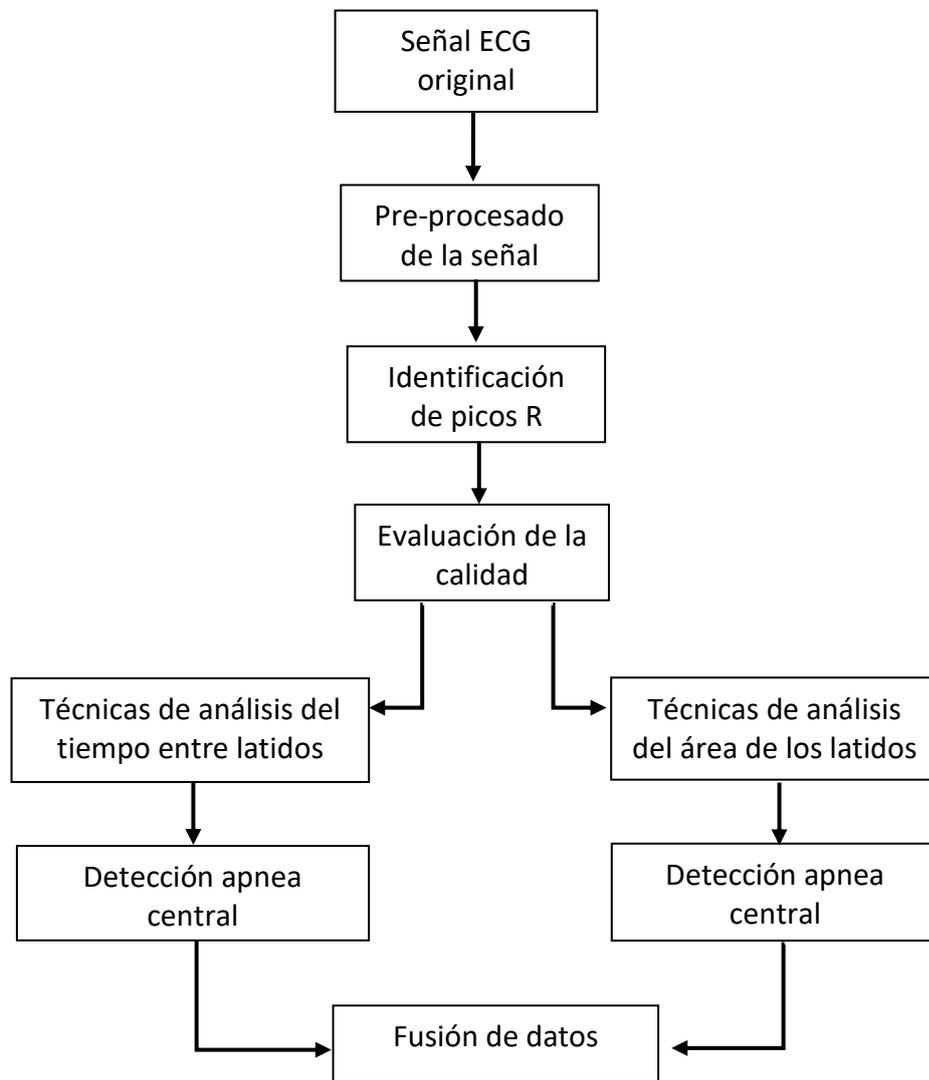


Figura 1. Diagrama de bloques de la herramienta de ayuda al diagnóstico de la apnea a partir del ECG.

## 1.2. Estructura del TFG

En la presente memoria se muestran los aspectos teóricos y prácticos necesarios para la realización del objetivo del actual Trabajo Fin de Grado (TFG). Tras el desarrollo del algoritmo propuesto se muestran los resultados y conclusiones de este. Para ello, este documento se ha dividido en los siguientes capítulos:

- **Capítulo 1.– Introducción:** En este apartado se realiza una introducción TFG. En él se muestra el contexto de este, así como sus objetivos.
- **Capítulo 2.– Base teórica:** En este apartado se recoge de manera teórica todas las señales fisiológicas que se emplean en el proyecto, así como, el trastorno de apnea del sueño y la señal de Electrocardiograma (ECG). También se recoge de manera matemática, los diferentes métodos de detección existentes de señales respiratorias a partir del ECG y los diferentes algoritmos de detección de apneas del sueño existentes.
- **Capítulo 3.– Algoritmo propuesto para la estimación del EDR y HRV a partir del ECG:** En este apartado se describe el algoritmo desarrollado para la obtención de la señal EDR y HRV a partir del ECG. Para el desarrollo de este algoritmo se hace uso de un algoritmo existente desarrollado en la tesis doctoral de D<sup>a</sup>. Raquel Gutiérrez Rivas [1].
- **Capítulo 4.– Algoritmos propuestos para la detección de apneas centrales a partir del ECG:** En este apartado se describe el procedimiento desarrollado para la implementación de los distintos algoritmos de detección de apneas centrales. También se desarrolla el proceso de fusión de datos que se utilizará para aunar los algoritmos más precisos y así, conseguir un resultado final más fiable.
- **Capítulo 5.– Resultados y discusión:** En este apartado se muestran los resultados obtenidos en todos los algoritmos de detección implementados, así como, los resultados obtenidos con el proceso de fusión de datos.
- **Capítulo 6.– Conclusiones y trabajo futuro:** Este apartado recoge las conclusiones a las que se ha llegado tras la realización del TFG y una posible línea de trabajo futuro.



---

## Capítulo 2.

# BASE TEÓRICA

---

Hoy en día, los trastornos del sueño son muy habituales entre la población mundial, sin embargo, no son sencillos de diagnosticar. Aunque se pueden padecer a cualquier edad, se ha demostrado que hay una mayor prevalencia en personas mayores, lo que hace que esta población sea diana para los diversos estudios asociados a trastornos del sueño. El diagnóstico de dichos trastornos no es fácil y, además, hasta hace unos años no se le daba la suficiente importancia. El estándar de oro para su estudio se basa en la realización de una prueba de polisomnografía en unidades del sueño, complementada con cuestionarios sobre hábitos y síntomas que son cumplimentados por los propios pacientes o por sus familiares y/o cuidadores. Una prueba de polisomnografía consta de la adquisición de múltiples señales corporales como electrocardiograma (actividad eléctrica del corazón), esfuerzo respiratorio, etc. En la actualidad, existe un gran interés dentro de la comunidad científica por desarrollar alternativas que permitan el diagnóstico de estos trastornos del sueño de una manera menos invasiva y ambulatoria. Existen múltiples trastornos del sueño que dan lugar a una falta anormal del sueño y/o dificultad para conciliarlo. Uno de los trastornos más graves, y cada vez más habitual, es la apnea respiratoria del sueño que será en el que se centre el actual proyecto. Entender este tipo de trastornos del sueño y las señales fisiológicas que se emplean para su diagnóstico, es crucial a la hora de poder entender el desarrollo de este estudio.

En primer lugar, se explicará la apnea del sueño, los parámetros respiratorios más característicos y los métodos que existen para extraerlos. Después, se explicará la morfología de la señal de ECG y las señales que se derivan de él. Por otro lado, se abordará la dificultad que presenta la señal de ECG para su estudio, ya que, al ser muy débil en amplitud, se ve afectada por gran cantidad de ruidos e interferencias.

En segundo lugar, se explicarán los métodos que existen para poder extraer del ECG señales que posteriormente sean útiles para la detección de apneas del sueño. Señales como la de EDR (ECG-Derived Respiration – Respiración derivada del ECG) y la señal de HRV (Heart Rate Variability – Variabilidad del ritmo cardiaco). Estas señales que se obtendrán de la señal de ECG serán la base para la posterior detección de apneas del sueño.

## 2.1. Apnea del sueño.

### 2.1.1. Definición

La apnea del sueño es un trastorno común en la población mundial, en el cual, la respiración se interrumpe desde unos pocos segundos a minutos, mientras estamos durmiendo. Este trastorno es más habitual en personas de mediana edad y ancianas, aunque factores fisiológicos como el sobrepeso o hábitos poco saludables como el consumo de alcohol o tabaco, hacen que este trastorno aparezca con mayor facilidad. Existen 3 tipos de apneas del sueño:

- *OSA (Obstructive Sleep Apnea, Apnea del sueño obstructiva)*: es la apnea provocada por la falta o limitación de flujo de aire al respirar, la cual suele producir ronquidos o sofocos durante el sueño. La falta o limitación de flujo de aire al respirar, está provocada por la obstrucción de las vías respiratorias. Esta obstrucción hace que exista movimiento respiratorio en la zona torácica y/o abdominal pero que el flujo de aire sea limitado o inexistente, tanto por vía oral como por vía nasal.
- *CSA (Central Sleep Apnea, Apnea del sueño Central)*: esta apnea está provocada por un fallo del cerebro durante el sueño, al mandar la ‘orden’ al músculo correspondiente para respirar. Esta apnea provoca que no exista movimiento respiratorio, por lo que, aunque las vías respiratorias no estén obstruidas, no existe movimiento torácico ni abdominal que cree el flujo de aire.
- *Apnea mixta*: combinación de las dos anteriores.

La importancia del estudio y desarrollo de algoritmos para la detección de apneas del sueño radica en la alta relación que estas tienen con enfermedades cardiovasculares, como hipertensión, problemas de corazón o diabetes. Esta relación entre trastornos del sueño, como la apnea respiratoria, y enfermedades cardiovasculares se ha ido demostrando a lo largo de los últimos años. Razón por la cual, el interés existente en el estudio de estos trastornos respiratorios es muy elevado en la actualidad entre la comunidad científica [2] [3] [4].

Hoy en día existen una gran variedad de formas para detectar las apneas, pero la mayoría de ellas se diagnostican en base a un estudio de polisomnografía. Dicha prueba es el estándar de oro para la evaluación de trastornos del sueño, pero es una prueba compleja e intrusiva, donde el paciente debe estar en un centro médico durante toda una noche, lo que implica un coste para el centro médico y un trastorno para el paciente. Las molestias inducidas al paciente en la propia prueba de polisomnografía pueden dar lugar a resultados pocos fiables debido al cambio de entorno que sufre el paciente y a los molestos cables y sensores que lo rodean. Por ello, la mayoría de los estudios actuales sobre este tema se basan en el desarrollo de algoritmos y la creación de nuevos métodos para evitar que el proceso de detección de este trastorno sea tan complicado e intrusivo como lo puede ser en la actualidad.

En un episodio de respiración normal, las vías respiratorias no se encuentran obstruidas y los músculos que provocan los movimientos respiratorios funcionan adecuadamente, como se representa de forma esquemática en la Figura 2a, en donde las flechas azules representan el flujo de aire. En un episodio de respiración con ronquidos, las vías respiratorias se encuentran parcialmente obstruidas, por lo que la respiración es costosa, como se representa de forma esquemática en la Figura 2b. En un episodio de apnea obstructiva del sueño, la vía respiratoria se encuentra totalmente obstruida. Esto provoca que el individuo realice movimientos en la caja torácica y abdomen sin conseguir flujo de aire por la vía respiratoria, como se representa de forma esquemática en la Figura 2c. Mientras que, en un episodio de apnea central del sueño no existe movimiento en la caja torácica ni abdomen lo que provoca que no exista flujo de aire.

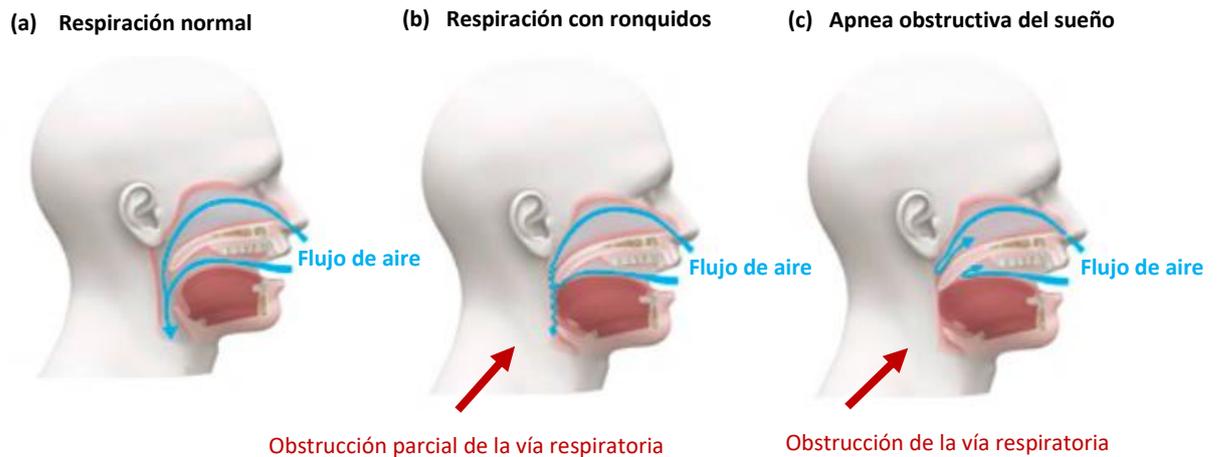


Figura 2. Representación de las vías respiratorias en un episodio de respiración normal (a), de respiración con ronquido (b) y de apnea obstructiva (c). La línea azul marca el flujo de aire.

Este proyecto se centrará en el desarrollo de algoritmos que hagan posible la detección de apneas centrales del sueño, aprovechando el hecho de la falta de movimiento en la caja torácica y abdomen. De esta manera, se estudiarán los efectos de este tipo de apneas en la señal de ECG. El valor mínimo de ausencia de respiración para que se considere apnea central del sueño se fijará en 10 segundos.

### 2.1.2. Tasa de respiración y sus métodos de obtención.

La tasa de respiración es el parámetro que indica la cantidad de respiraciones por periodo de tiempo. Normalmente se mide en respiraciones por minuto y variará en función de la edad, actividad física, enfermedad o trastorno respiratorio. La tasa media para una persona adulta en reposo o actividad baja está entre 12 y 18 respiraciones por minuto. Existen una gran variedad de métodos directos para la obtención de dicha tasa y a continuación, se listarán algunos de los más importantes:

- **Pulsioximetría:** Esta técnica se basa en la medición del porcentaje de saturación de oxígeno en la hemoglobina de la sangre a través de un sensor de luz, por lo que se trata de una técnica no invasiva. El dispositivo emite luz con dos

longitudes de onda de 660 nm. (roja) y 940 nm. (infrarroja) que son las longitudes de onda características de la oxihemoglobina y la hemoglobina reducida respectivamente. Con cada latido se produce un pequeño incremento de luz absorbida en la sangre arterial. Mediante la comparación de la luz que absorbe durante la onda pulsátil (absorción que se produce en la sangre arterial) con respecto a la absorción basal (absorción que se produce en el tejido conectivo, piel, hueso y sangre venosa), se calcula el porcentaje de oxihemoglobina. El pulsioxímetro se coloca en partes del cuerpo que tengan un buen flujo sanguíneo como, por ejemplo, en los dedos de la mano o el pie o en el lóbulo de la oreja. Un pulsioxímetro común tiene un transductor con dos piezas, un emisor de luz y un detector, generalmente con forma de pinza. En la Figura 3 se puede ver un pulsioxímetro que incluye emisor de luz y detector en una sola pieza [5] [6].



Figura 3. Ejemplo de uso de un pulsioxímetro de dedo [7].

- **Espirometría:** Esta técnica se basa en la medición del volumen de aire que se intercambia en un ciclo respiratorio. Por lo general, se le pide al paciente que tome una respiración profunda y luego exhale fuertemente al menos durante 6 segundos. Después, al paciente se le pide que aspire fuertemente. De esta manera el espirómetro registra la duración de la exhalación y la inhalación y el volumen de aire movido dentro y fuera de los pulmones. Esta medición se realiza mediante el uso de un espirómetro, como se representa en la Figura 4. Esta prueba reporta una serie de parámetros espirométricos que se dividirán en dos tipos: parámetros espirométricos simples y parámetros espirométricos

forzados. Los parámetros espirométricos simples corresponden con una exhalación e inhalación lenta y profunda, mientras que los parámetros espirométricos forzados corresponden con una exhalación e inhalación forzada [8] [9].

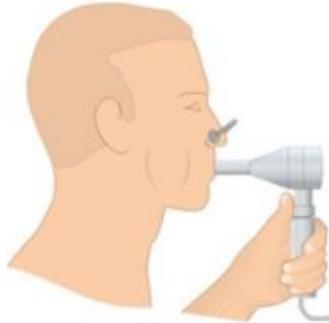


Figura 4. Ejemplo de funcionamiento de una prueba espirométrica [10].

- **Capnografía:** Esta técnica se basa en la medida del dióxido de carbono ( $CO_2$ ) en un ciclo respiratorio de un paciente. Se trata una técnica no invasiva y común en los servicios de emergencia médica. Un capnógrafo muestra el valor numérico del  $CO_2$  exhalado por el paciente y el registro gráfico de la eliminación de dicho  $CO_2$  a tiempo real; mediante estos parámetros calcula la tasa respiratoria. En la Figura 5 se puede observar un ejemplo de uso de un capnógrafo [11] [12].



Figura 5. Ejemplo de uso de un capnógrafo [13].

A pesar de que estos métodos de obtención de la tasa respiratoria no son invasivos y su uso está ampliamente aceptado en la práctica médica, no pueden determinar por

sí solos episodios de apnea. El objetivo de este estudio es determinar episodios de apnea a partir de la señal de ECG y, por lo tanto, la obtención de esta tasa de forma indirecta.

## 2.2. Electrocardiograma, ECG.

El electrocardiograma (ECG) es una prueba médica que registra la actividad eléctrica del corazón. La forma clásica de medición es a través de una serie de electrodos conectados al paciente. Esta señal se puede utilizar para medir la regularidad de los latidos y las características morfológicas de los ventrículos y aurículas, detectando posibles alteraciones causadas por enfermedades cardiovasculares y ayudando a prevenirlas. [14]

La señal de ECG es un registro de la actividad eléctrica cardiaca en donde los impulsos cardiacos, impulsos físicos del corazón, dan lugar a una serie de intervalos periódicos característicos, como los mostrados en la Figura 6. La primera onda detectada en la onda P, relacionada con la despolarización de las aurículas. En general, la duración de dicha onda no debe exceder los 100 ms y el voltaje máximo de 0,25mV.

A continuación, aparece el complejo QRS, formado por los picos Q, R y S. Representa la despolarización de los ventrículos, aunque coincide también con la repolarización de las aurículas. En general, es un intervalo de mayor amplitud que los demás pudiendo alcanzar los 3,5 mV, con una duración entre 60 y 120 ms.

Por último, se encuentran las ondas T y U. La onda T representa la repolarización de los ventrículos con una duración máxima de 200 ms y amplitud menor que el complejo QRS, alcanzando los 0,5 mV. La onda U es una onda que no aparece habitualmente y su amplitud suele ser de un tercio de la onda T.

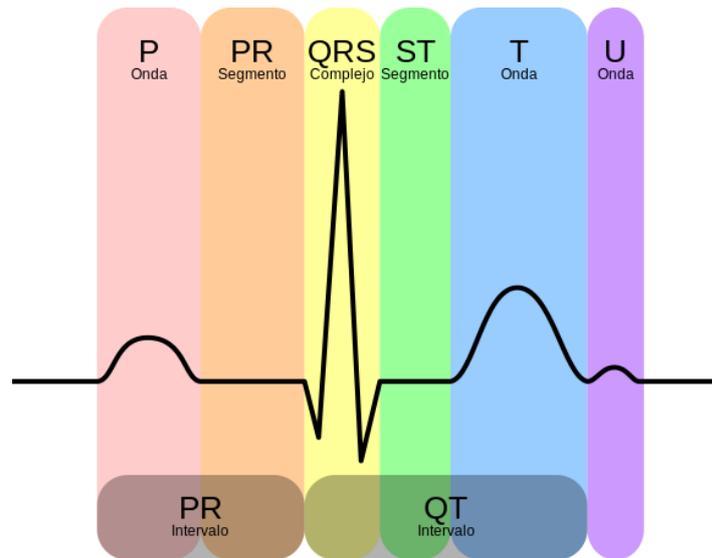


Figura 6. Intervalos de la señal de ECG [15]. En ella se puede observar que el complejo QRS es el intervalo más significativo del latido.

El complejo QRS es el tramo más significativo de cada periodo de la señal de ECG, esto es debido a que esta despolarización ventricular tiene más potencia que la de las aurículas por lo que en el ECG representa una corriente eléctrica mayor. Este proyecto se centra en el estudio de los picos R para la obtención de parámetros como el HRV (Heart Rate Variability) y el EDR (ECG-Derived Respiration) [15].

### 2.2.1. Posibles ruidos e interferencias.

Clásicamente las señales de ECG se obtenían mediante un cardiógrafo que imprimía sobre un papel los resultados en tiempo real y posteriormente era el médico el que estudiaba visualmente las señales y procedía con el diagnóstico. En la actualidad existen equipos de medición avanzados que ofrecen la señal en formato digital y gracias a ello se puede hacer un estudio computacional de esta, que facilita el diagnóstico al facultativo y permite un seguimiento automatizado del paciente.

La señal que se obtiene directamente del equipo de medición será característica de cada equipo, ya que parámetros como frecuencia de muestreo, unidades de medida o ganancia en amplitud dependerán del fabricante; aunque en ciertos equipos estos parámetros son modificables. Teniendo en cuenta todo esto, la influencia que puedan tener ciertos ruidos e interferencias en la señal también dependerán del equipo de

medida, ya que en la actualidad dichos equipos cuentan con etapas de pre-procesado que se encargan de eliminarlos en la medida de lo posible.

A continuación, se listarán una serie de ruidos e interferencias que afectarán a la señal medida directamente de los electrodos, excluyendo cualquier pre-procesado de esta, y que deben tenerse en cuenta para un correcto análisis posterior.

- *Interferencia de línea:* Esta interferencia es debida al armónico fundamental de la red eléctrica y para su eliminación es necesario un filtro tipo Notch (o banda eliminada) a la frecuencia que esté dicha red. Un filtro tipo Notch es aquel capaz de eliminar las señales que se encuentren dentro de las frecuencias de corte del filtro. Las frecuencias de corte de dicho filtro dependerán de la frecuencia de la red eléctrica. Por ejemplo, para la red eléctrica europea es necesario eliminar la frecuencia de 50 Hertzios, mientras que, para la red eléctrica americana es necesario eliminar la frecuencia de 60 Hertzios.

En la Figura 7 se puede observar la componente frecuencial que introduce la red eléctrica a la señal de ECG. En este caso se encuentra situada en la frecuencia de 50 Hz. Al aplicar un filtro Notch a esa misma frecuencia se consigue su eliminación, como se puede observar en la Figura 8.

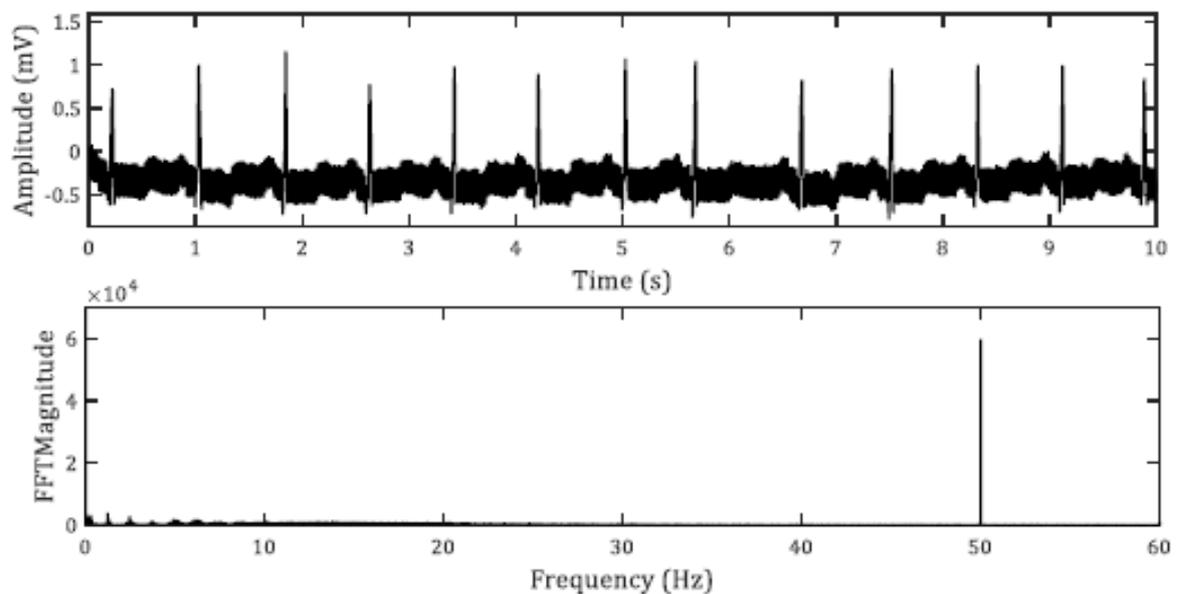


Figura 7. Representación de un intervalo de una señal de ECG y su componente frecuencial. Se puede ver como en 50 Hz existe una componente frecuencial debida a la interferencia de línea, interferencia provocada por la red eléctrica [1].

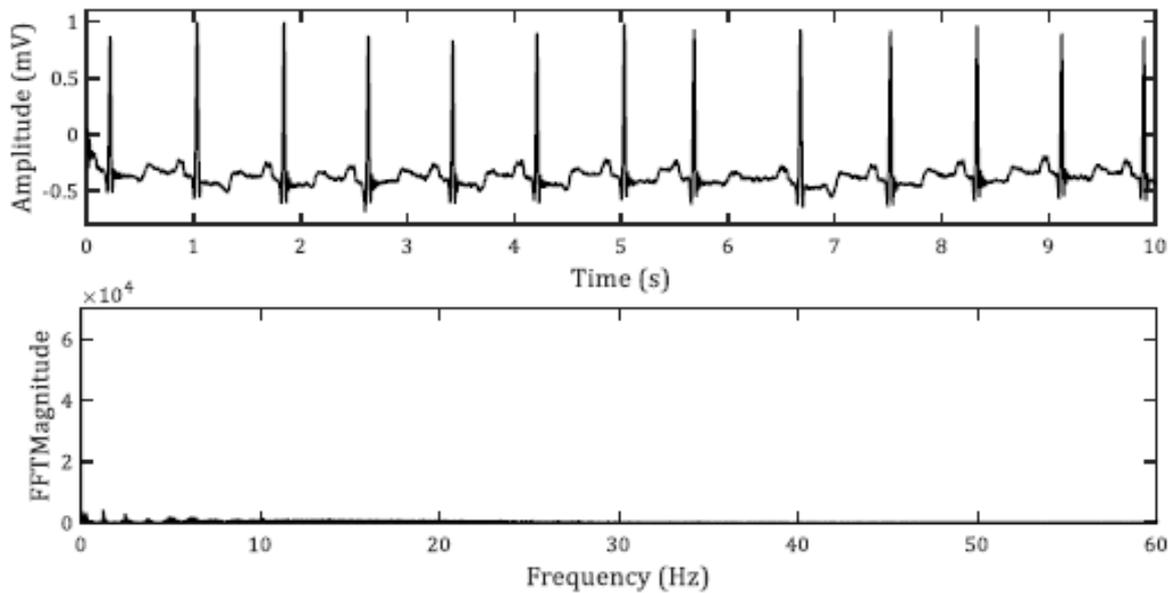


Figura 8. Aplicación de un filtro Notch a la señal ECG, donde se puede observar la desaparición de la componente frecuencial que introducía la red eléctrica [1].

- Ruido de movimiento:** Este ruido es debido a posibles movimientos del paciente. Además, se pronuncia cuando existe un escaso contacto de los electrodos en la piel. La pérdida de contacto puede ser debida un error experimental porque se hayan adherido de forma errónea los mimos o porque los propios electrodos pasado un determinado tiempo se despeguen de la piel. Al producirse un movimiento del paciente el electrodo capta dicho movimiento y produce un ruido de alta frecuencia en la señal de ECG. Este tipo de ruido es muy significativo en la señal de ECG y no existe una forma exacta de eliminarlo, por lo que la mejor solución es evitar los intervalos en donde aparezca. Para poder evitar este tipo de ruido se implementa un algoritmo de calidad de la señal ECG que pueda detectarlos. En la Figura 9 se puede observar cómo afecta este ruido a la señal de ECG. En lo referente a este proyecto este tipo de ruidos podrán ocasionarse debido a movimientos típicos durante el sueño, como pueden ser los cambios de postura.

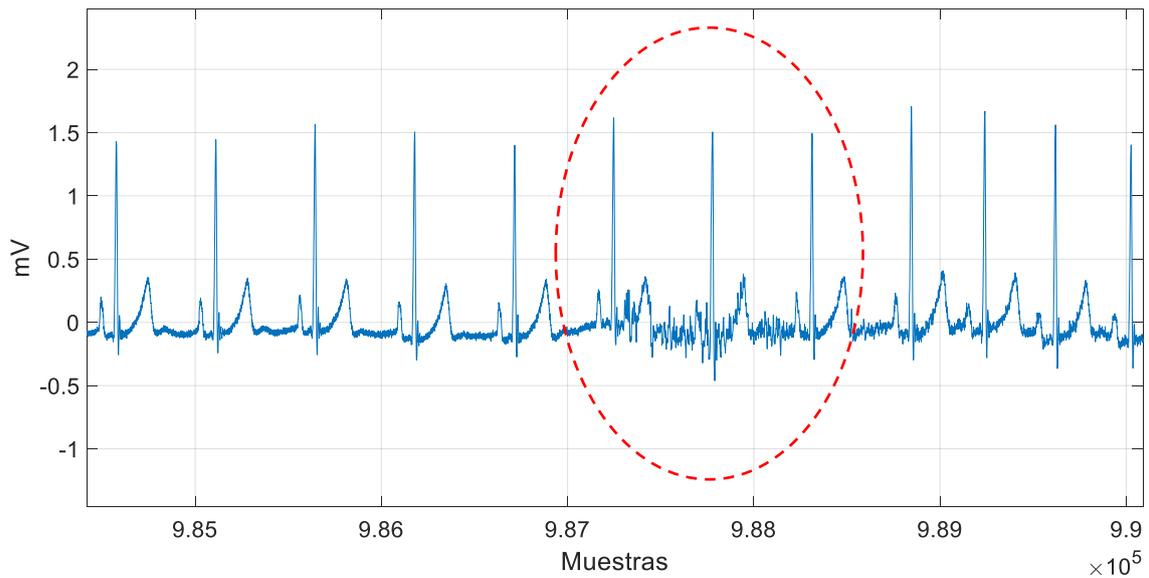


Figura 9. Ruido de movimiento en una señal de ECG. En esta figura se puede ver el efecto de un cambio de postura mientras el paciente se encuentra tumbado en una cama (línea roja discontinua).

- **Ruido de base:** Este ruido produce una variación de baja frecuencia de la línea de base y también es debido a movimientos del paciente, incluidos los movimientos respiratorios. En la Figura 10 se puede ver un ejemplo típico del efecto del ruido de base en la señal de ECG. La forma más común de eliminar este ruido es derivando la señal de ECG, consiguiendo que la señal de ECG se ubique en el eje de abscisas.

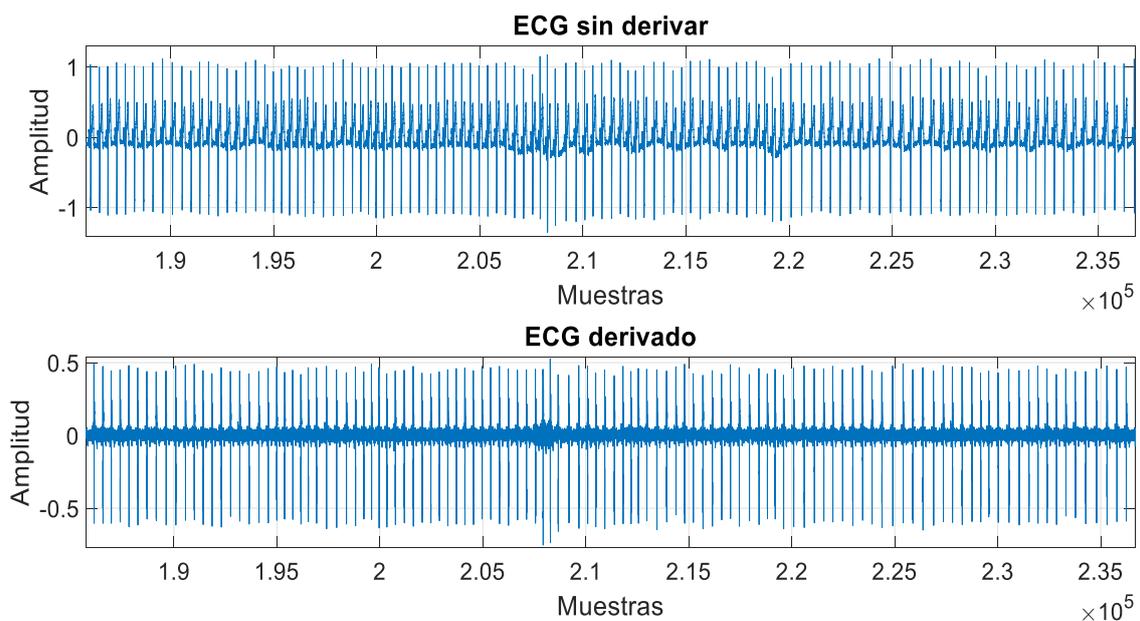


Figura 10. Ruido de base en una señal de ECG. En esta figura, en la parte superior, se puede observar cómo la línea de base se encuentra modulada por ruido respiratorio. En la parte inferior se observa cómo el ruido de base queda eliminado al aplicar un filtro derivativo.

- *Ruido debido a la contracción muscular:* Este ruido es debido a la contracción de los músculos en las zonas donde se colocan los electrodos y posee una componente de baja frecuencia que se suma al ruido de base, con lo que dificulta la identificación de picos R. Este efecto puede eliminarse mediante derivación como ocurría con el ruido de base, ya que se trata de baja frecuencia.

Este tipo de ruido también cuenta con componentes de alta frecuencia como puede observarse en la Figura 11 (círculos rojos), componentes que son de difícil eliminación. Por lo que la mejor solución es evitar los intervalos donde se producen en el posterior análisis, igual que se hace con el ruido de movimiento. [16].

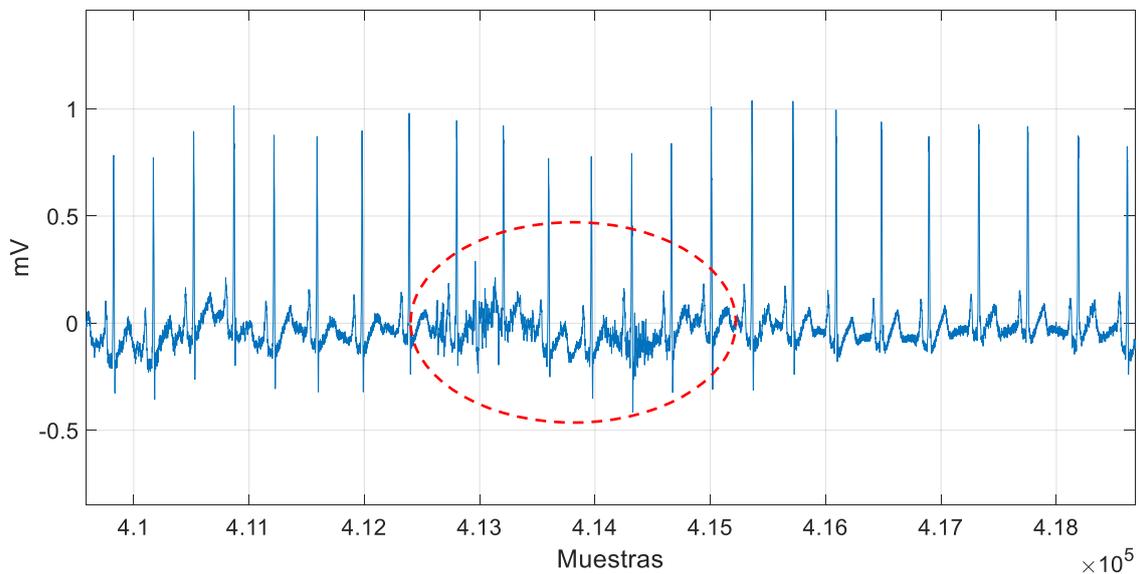


Figura 11. Ruido debido a la contracción de los músculos en una señal de ECG. En esta figura se puede observar cómo un movimiento muscular afecta a la señal de ECG, distorsionándola (línea roja discontinua).

Una vez visto esto, se puede deducir que la calidad que tenga la señal de ECG obtenida después de eliminar estos ruidos e interferencias es muy importante. A la vista de los ejemplos mostrados parece obvio que si el ECG no tiene un mínimo de calidad no se pueda diagnosticar ningún trastorno de forma eficiente, ya que no se sabe si realmente existe un trastorno o ese diagnóstico ha sido influenciado por un ruido o interferencia. Por esta razón es necesario realizar un estudio de la calidad de la señal ECG como se detallará más adelante.

## 2.2.2 Extracción de señales respiratorias a través del ECG.

Una vez se ha explicado la señal de ECG y sus características principales se procede a la extracción de señales respiratorias de la misma. Existen multitud de métodos de extracción de este tipo de señales a partir del ECG las cuales han ido evolucionando a lo largo de los años. En este apartado se mostrará el estado del arte de estos métodos y posteriormente, se detallarán los que se emplearán en este estudio.

### 2.2.2.1. *Variabilidad del ritmo cardíaco: HRV.*

La variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) es el factor que mide la variación de intervalos entre latidos, también llamados intervalos RR, ya que se deduce a partir de los intervalos entre picos R. Este parámetro muestra una significativa variación cuando el ECG no es normal, variación que puede resultar útil para el estudio de trastornos cardíacos como puede ser la arritmia [17].

En la Figura 12, se muestra una ventana de la señal de ECG compuesta por 4 complejos QRS donde se ha indicado el intervalo de tiempo que existe entre cada uno. Al estar la señal tomada a 512 Hz. se tendrá una muestra cada 2 milisegundos aproximadamente, por lo que el intervalo de 610 muestras equivale a 1,19 segundos, el de 500 muestras a 0,98 segundos y el de 560 muestras a 1,09 segundos. Se puede deducir que la frecuencia de muestreo de la señal de ECG será un parámetro clave a la hora del análisis de esta. A mayor frecuencia de muestreo, mayor será el número de muestras con el que contará la señal de ECG y, por lo tanto, se tendrá una mayor exactitud en los cálculos, como, por ejemplo, en la medida del tiempo entre intervalos RR.

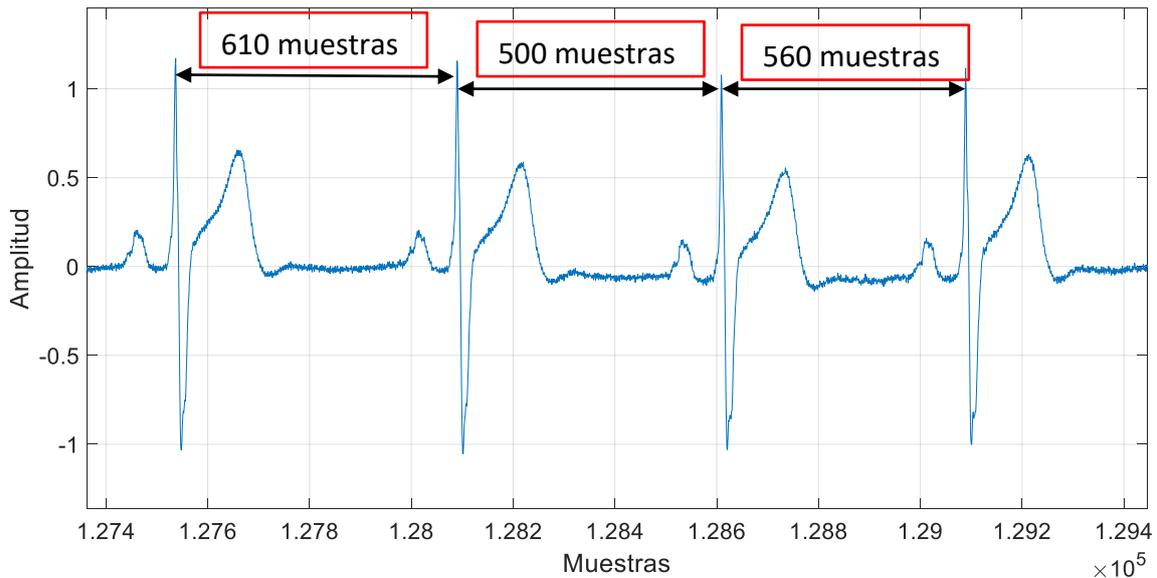


Figura 12. Intervalos RR de una señal ECG tomada a 512Hz. En esta figura se representan cuatro latidos de una señal de ECG con sus respectivos intervalos temporales. Al estar la señal de ECG muestreada a 512 Hz se dispone de una gran cantidad de muestras para el cálculo temporal.

El análisis de la señal de ECG está extensamente estudiado y se puede encontrar en la literatura múltiples algoritmos para la detección de picos R como se desarrollará en el siguiente apartado ( 2.3. Algoritmos de detección de complejos QRS.).

#### 2.2.2.2. Respiración derivada del ECG: EDR

La señal respiratoria derivada del ECG (EDR: ECG-Derived Respiration) es un parámetro muy útil ya que permite medir el ciclo respiratorio sin necesidad de sensores específicos para ello, con solamente el análisis de la señal de ECG, señal que se puede medir en cualquier sistema ambulatorio. La gran reducción de complejidad que supone obtener una señal respiratoria de la señal de ECG ha motivado el desarrollo de diversas investigaciones en esta línea [18] [19], con la intención de lograr un sistema de medida que sea no intrusivo y ambulante, sin la necesidad de tener que acudir a una monitorización en un centro controlado por personal cualificado.

Sin embargo, como ya se ha indicado anteriormente, la señal de ECG se ve afectada por multitud de efectos lo que dificulta la extracción de cualquier parámetro de forma aislada. La forma de extraer información respiratoria a partir de la señal de ECG es a través de los picos R. Estos picos pueden usarse para obtener ciertas características tanto temporales como morfológicas de cada latido. Existen varios

métodos de extraer la señal de EDR a partir de estos picos R. A continuación, se muestra una lista del estado del arte de estos métodos [18]:

- *Técnicas basadas en filtros:*
  - $X_{A1}(BW)$ : Basada en un filtro paso-banda a las posibles frecuencias respiratorias.
  - $X_{A2}(AM)$ : Basada en la máxima amplitud de la 'Continuos Wavelet Transform' (CWT), quitando las posibles frecuencias debidas al ritmo cardiaco (30-220 pulsaciones por minuto).
  - $X_{A3}(FM)$ : Basada en la frecuencia correspondiente a la máxima amplitud de la CWT, quitando las posibles frecuencias debidas al ritmo cardiaco.

Para completar estas técnicas se realiza un filtrado paso-banda del contenido en frecuencia que esté fuera de las posibles frecuencias respiratorias. De esta manera, aumenta la fiabilidad de las señales obtenidas.

- *Técnicas basadas en características:*

Para llevar a cabo este tipo de técnicas primero se realiza un pre-procesado de la señal, este pre-procesado, comúnmente, está compuesto de un filtrado paso-bajo (de  $3_{dB}$  y a una frecuencia de corte de 100Hz.) que elimina las altas frecuencias y un filtro tipo Notch a 50Hz. que elimina las interferencias que pueda introducir la red. Posteriormente se tiene que usar un detector de complejos QRS para detectar los picos R de la señal de ECG. Una vez se haya realizado este pre-procesado se continúa con el uso de estas técnicas:

- $X_{B1}(BW)$ : Basada en la amplitud media de los mínimos de los picos detectados.
- $X_{B2}(AM)$ : Basada en la diferencia entre las amplitudes de los mínimos de los picos detectados.
- $X_{B3}(FM)$ : Basada en el intervalo de tiempo entre picos consecutivos.
- $X_{B4}(BW)$ : Basada en el valor medio de la señal entre mínimos consecutivos.

- $X_{B5}(BW, AM)$ : Basada en la amplitud de los picos.
- $X_{B6}(BW, AM)$ : Basada en la amplitud de los mínimos.
- $X_{B7}(FM)$ : Basada en la duración de los complejos QRS.
- $X_{B8}(AM, FM)$ : Basada en el área de los complejos QRS
- $X_{B9}(BW)$ : Basado en el análisis del componente principal de kernel.
- $X_{B10}(FM)$ : Basado en la estimación de la amplitud de pulso PPG usando un algoritmo de detección de límites.
- $X_{B11}(AM, FM)$ : Basado en el análisis de la pendiente entre las ondas Q y R.
- $X_{B12}(AM, FM)$ : Basado en el análisis de la pendiente entre las ondas R y S.
- $X_{B13}(AM, FM)$ : Basado en el análisis de los ángulos de la onda QRS.

Como se puede ver, existe una gran cantidad de métodos para extraer señales respiratorias de la señal de ECG. Los métodos con mayor fiabilidad son  $X_{B2}(AM)$ ,  $X_{B5}(BW, AM)$ ,  $X_{B8}(AM, FM)$  [18]. Razón por la cual, son los métodos de extracción de señales respiratorias a partir del ECG más utilizados. En este estudio se emplearán los métodos  $X_{B3}(FM)$ ,  $X_{B5}(BW, AM)$  y  $X_{B8}(AM, FM)$ . A continuación, se detallan brevemente estos métodos:

- $X_{B8}(AM, FM)$  - *Área alrededor del pico R*: Consiste en la suma de los diferentes valores que tiene la señal de ECG alrededor de un pico R en un cierto intervalo determinado. La Figura 13 muestra un ejemplo donde se ha determinado un intervalo fijo en base a la duración estándar del pico R y alrededor de este y se ha calculado el área.

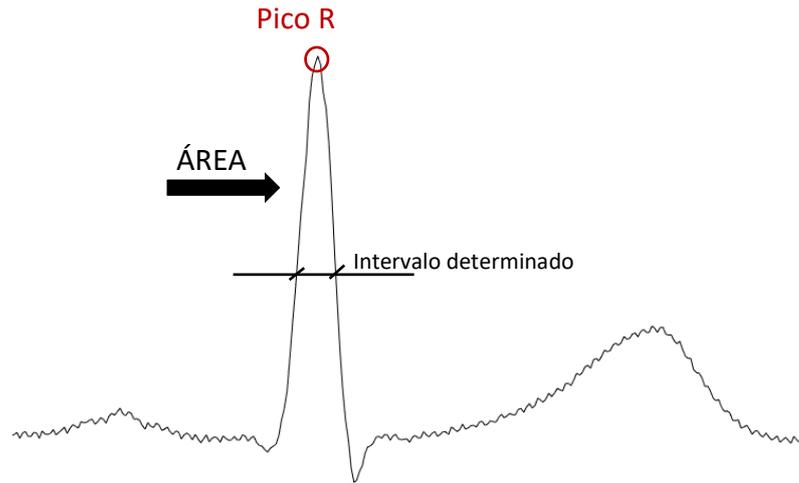


Figura 13. Representación de un latido en donde se puede ver su correspondiente pico R (círculo rojo) y cómo afecta la elección del intervalo para el cálculo del área. Cuanto mayor sea el intervalo elegido, mayor parte del área del pico R se contabilizará.

- $X_{B3}(FM)$  - Intervalo RR: Consiste en el análisis de los intervalos existentes entre picos R. La Figura 14, muestra un intervalo de una señal de ECG compuesta por 3 intervalos RR. La variación de estos intervalos se ha definido como el parámetro HRV (Heart Rate Variability). El estudio del HRV dará lugar a información sobre la señal respiratoria del individuo como se verá más adelante.

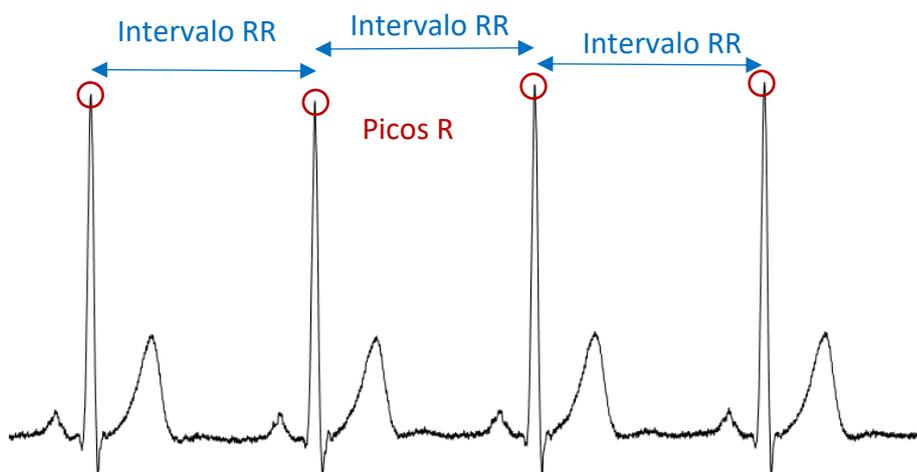


Figura 14. Representación de una serie de intervalos RR. En esta figura se pueden ver 4 latidos con sus correspondientes intervalos.

- $X_{B5}(BW, AM)$  - *Atenuación del pico R*: Consiste en el análisis de las amplitudes de los distintos picos R. En la Figura 15, se puede observar cómo varían en amplitud los picos R debido a la modulación de baja frecuencia provocada por el propio proceso de respiración. Se puede observar cómo varía la amplitud de los 3 últimos picos R respecto de la línea azul que representa la amplitud del primer pico R.

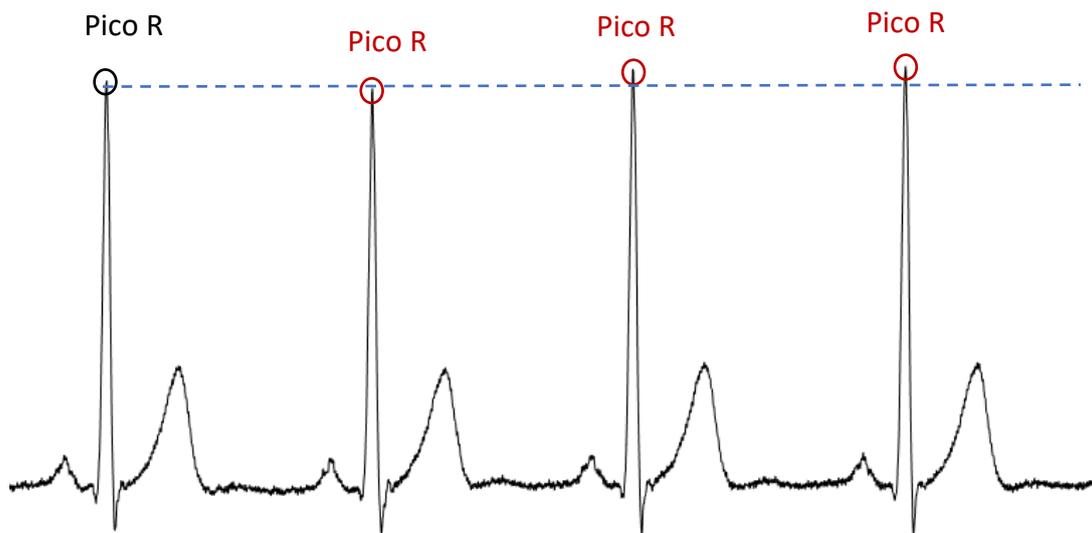


Figura 15. Representación de la amplitud de una serie de picos R. En esta figura se representan 4 latidos en los que se puede ver la variación en amplitud de los 3 últimos picos R (círculos rojos) en referencia a la amplitud del primer pico R (línea azul discontinua).

### 2.2.2.3 Evaluación de la calidad de la señal respiratoria.

Una vez obtenida la señal respiratoria por el método que se desee de los vistos en el apartado anterior, existe la posibilidad de evaluar su calidad para poder determinar si dicha señal es válida para su estudio. En este caso los parámetros que caracterizan dicha calidad son los llamados RQI (Respiratory Quality Index) [20].

Estos parámetros están en reciente desarrollo y miden la calidad de los picos respiratorios basándose en la regularidad de estos y/o en la periodicidad de la forma de onda respiratoria. Para llevarse a cabo se utilizan herramientas matemáticas como la

transformada de Fourier o los parámetros de Hjorth (véase apartado 2.3.3. Evaluación de la calidad) entre otros.

## 2.3. Algoritmos de detección de complejos QRS.

Hoy en día existe una gran cantidad de algoritmos capaces de detectar los complejos QRS de una señal de ECG. La mayoría de ellos tienen una estructura basada en dos etapas; una primera etapa de pre-procesado de la señal y una segunda de detección, como se puede observar en la Figura 16.

La primera etapa es fundamental ya que antes de detectar los complejos QRS se debe 'limpiar' la señal de ruidos e interferencias que pueda tener. Como se indica en el apartado 2.2.1. Posibles ruidos e interferencias. de este mismo documento existen una serie de ruidos que hacen que la señal de ECG no sea una señal fácilmente tratable.

La segunda etapa es la encargada de detectar picos R en la señal obtenida del pre-procesado. Esta etapa es más compleja que la anterior y actualmente, existe una gran cantidad de métodos para la identificación automática de dichos picos. Cada método estará basado en algún algoritmo o método matemático, aunque, por lo general, esta etapa depende en gran medida de la señal que se obtiene a la salida de la etapa de pre-procesado. A continuación, se listarán algunas de las técnicas más conocidas, tanto de la etapa de pre-procesado como de la etapa de detección.

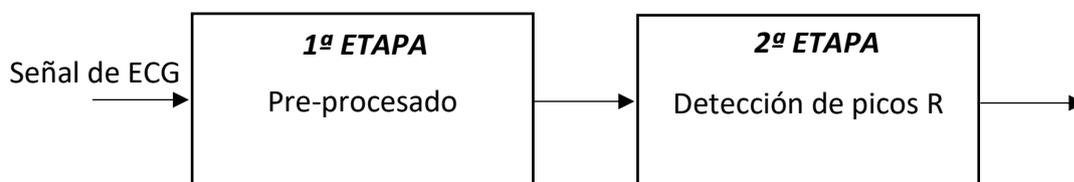


Figura 16. Diagrama de bloques común de los algoritmos de detección de complejos QRS.

### 2.3.1. Técnicas de pre-procesado de la señal

Desde que se comenzó a estudiar la señal de ECG desde un punto de vista más ingenieril se han creado una gran cantidad de técnicas de pre-procesado que han hecho posible su estudio como ayuda para el diagnóstico de importantes enfermedades y trastornos. La mayoría de estas técnicas están basadas en la implementación de diversos filtros y transformadas sobre la señal de ECG original.

Estas técnicas son imprescindibles para evitar los ruidos e interferencias que puede poseer la señal de ECG, como se ha visto anteriormente (véase apartado 2.2.1.

Posibles ruidos e interferencias.). Por lo tanto, en este apartado se describirán algunas de las últimas y más efectivas técnicas.

- *Técnicas basadas en diferenciación:* Estas técnicas se basan en la diferenciación de la señal de ECG para resaltar los cambios bruscos que se producen en ella, de esta manera los complejos QRS serán los más afectados y serán los que se enfatizan, este tipo de técnicas de pre-procesado fueron utilizadas por primera vez en el algoritmo de Pan&Tompkins [21]. Este algoritmo es uno de los algoritmos más conocidos y usados para el pre-procesado de la señal y la detección de complejos QRS.

A pesar de que existen varias maneras de implementar la derivación de la señal de ECG en un algoritmo digital, a continuación, se muestra una de las maneras más sencilla, ecuación ( 1 ) :

$$y(n) = \frac{1}{2 * f} * [x(n + 1) - x(n - 1)] ; \text{para } n = 0,1,2 \dots m - 1, \quad (1)$$

donde  $m$  es el número total de muestras y  $f$  es la frecuencia de muestreo.

- *Técnicas basadas en la transformada de Wavelet:* Este tipo de técnicas requiere un inventariado de la señal de ECG y su posterior transformada en frecuencia. Esta transformada puede operar funciones con discontinuidades

o picos muy agudos. También puede reconstruir señales que no sean estacionarias o que no sean periódicas ni finitas. Esta técnica es más avanzada que las que se basan en la transformada de Fourier. Esto es así debido a las características de la señal de ECG, impulsos no periódicos o intermitentes. Por lo que, esta transformada ha superado a la transformada de Fourier para el filtrado de estas señales ya que no requiere que las señales sean periódicas. La definición de la transformada de Wavelet Discreta (DWT) en un conjunto  $l^2(\mathbf{Z})$  (donde  $l^2(\mathbf{Z}) = \{f[n] | \sum_{n=-\infty}^{\infty} |f[n]|^2 < \infty\}$ ), puede representarse a través de la ecuación ( 2):

$$f[n] = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_k W_\phi[j_0, k] \phi_{j_0, k}[n] + \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_k W_\psi[j, k] \psi_{j, k}[n], \quad (2)$$

Donde  $f[n]$ ,  $\phi_{j_0, k}[n]$  y  $\psi_{j, k}[n]$  son funciones discretas definidas en  $[0, M-1]$ , con un total de M puntos,  $\phi_{j_0, k}[n]$  es la función de escalado y  $\psi_{j, k}[n]$  es la función de traslación. Los conjuntos  $\{\phi_{j_0, k}[n]\}_{k \in \mathbf{Z}}$  y  $\{\psi_{j, k}[n]\}_{(j, k) \in \mathbf{Z}^2, j \geq j_0}$  son ortogonales entre ellos. Realizando el producto entre dichas funciones se obtienen los coeficientes Wavelets como se muestra en las ecuaciones mostradas en ( 3) [22] [23] [24].

$$W_\phi[j_0, k] = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_n f[n] \phi_{j_0, k}[n]$$

$$W_\psi[j, k] = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_n f[n] \psi_{j, k}[n], j \geq j_0 \quad (3)$$

- *Técnicas basadas en la transformada de Hilbert:* Una de las principales características de esta transformada es que es una función impar, por lo que la transformada de la señal pasará por cero en el eje X cada vez que se

produzca un punto de inflexión en la señal original. Este tipo de técnicas se suele acompañar de otra etapa de pre-procesado debido a que no elimina todos los artefactos presentes en la señal ECG [25].

Esta transformada se obtiene mediante la convolución de las señales  $s(t)$  y  $\frac{1}{\pi t}$  de donde se obtiene  $\hat{s}(t)$ . Por lo tanto, esta transformada se puede interpretar como la salida de un sistema LTI (Linear Time-Invariant) con entrada  $s(t)$  y respuesta al impulso  $\frac{1}{\pi t}$ . Por esta razón, esta transformada enfatizará las propiedades locales de  $s(t)$ . La definición de la transformada puede representarse a través de la ecuación ( 4 ) :

$$\hat{s}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{t - \tau} * d\tau \quad (4)$$

Donde  $s(\tau)$  es la señal original y  $\tau$  la variable de integración. La transformada de Hilbert puede ser calculada de diversas formas. En el caso de la señal de ECG, debido a las características de la señal, la forma más apropiada, es utilizando la transformada discreta, la cual se muestra en ( 5).

$$H\{s(t)\} = \frac{2}{\pi} * \sum_{n=-\infty}^{\infty} s(t - nf) * \frac{\sin^2\left(\frac{\pi n}{2}\right)}{n} ; \text{para } n \neq 0, \quad (5)$$

donde  $n$  es el número total de muestras y  $f$  la frecuencia de muestreo [25].

En este proyecto, como se verá más adelante, se hará uso de una técnica de diferenciación para el pre-procesado de la señal de ECG. Ya que, el algoritmo de detección de complejos QRS estará basado en el algoritmo de Pan&Tompkins [21].

### 2.3.2. Técnicas de detección

La detección de complejos QRS se basa en la detección de los picos R que componen la señal de ECG una vez pre-procesada. La mayoría de los estudios busca encontrar los máximos de la señal. Debido a que los picos R no son los únicos picos que se encuentran en la señal, es necesaria la utilización de uno o varios umbrales que detecten únicamente los máximos que correspondan con los picos R e ignoren los demás picos de la señal. Esta es la razón por la que la principal diferencia entre técnicas de detección sea el uso de uno o varios umbrales y si estos son dinámicos o son estáticos. Debido a esto, este tipo de técnicas se dividirán en dos áreas:

- *Técnicas de detección basadas en umbral estático:* Corresponden con técnicas que emplean uno o varios umbrales que tienen un valor fijo para toda la etapa de detección.
- *Técnicas de detección basadas en umbral dinámico:* Corresponden con técnicas que emplean uno o varios umbrales que se va adaptando a la señal. Esto quiere decir que el valor umbral aumenta o disminuye en función de las variaciones de la señal.

Comúnmente, los umbrales dinámicos obtienen mejor resultados que los estáticos, ya que, si se producen variaciones en amplitud de la señal de ECG y por consiguiente de sus picos R, los umbrales dinámicos se adaptan a ellas.

Una manera de mejorar la detección de estos picos R es añadiendo una tercera etapa que se encargue de corregir posibles picos erróneos que se hayan detectado comparando si los intervalos entre picos son correctos y corresponden a un latido del corazón. Esta técnica fue desarrollada por primera vez en el algoritmo de Pan&Tompkins [21], algoritmo publicado en 1985 y, el cual, sigue siendo un referente en la literatura actual. Debido a la importancia de este algoritmo, a continuación, se describe brevemente su funcionamiento. En la Figura 17, se muestra el diagrama de bloques de dicho algoritmo.

❖ **Algoritmo de Pan&Tompkins.**

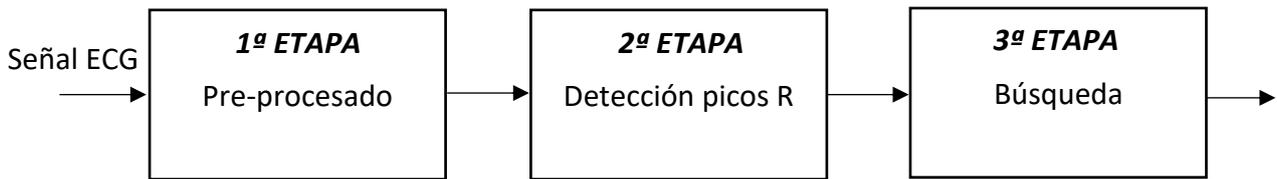


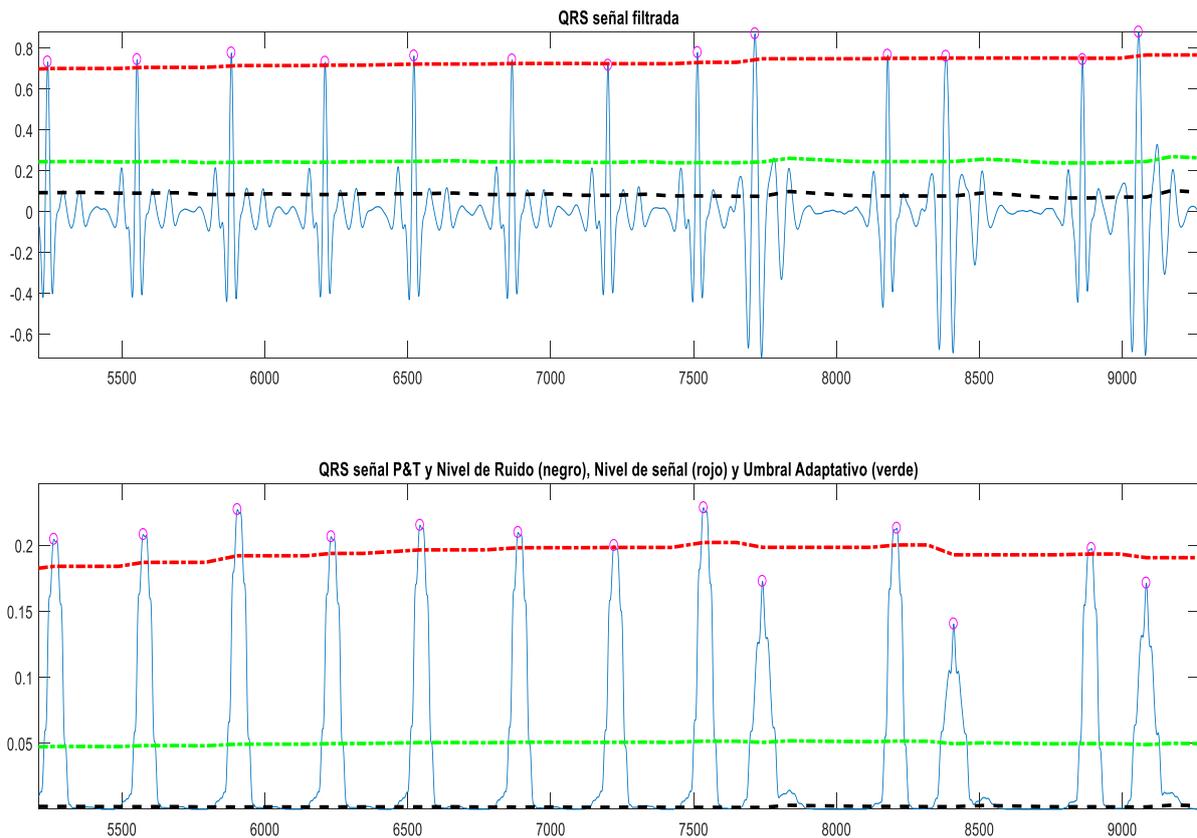
Figura 17. Diagrama de bloques del algoritmo de P&T.

- **1ª Etapa - Bloque de pre-procesado:** Este bloque cuenta con etapas de filtrado de la señal, para poder trabajar posteriormente con ella. Además, cuenta con una etapa de ‘enventanado’, lo que facilitará el posterior análisis. Las diferentes subetapas que forman este bloque son las siguientes:
  - Filtrado paso-banda: Este filtrado está compuesto por un filtro paso-alto y un filtro paso-bajo en cascada. El filtrado atenúa las bajas frecuencias características de las ondas P y T, así como el ruido de base y la interferencia de red.
  - Etapa de derivación: Esta etapa destaca pendientes pronunciadas de la señal. Estas pendientes pronunciadas en la señal de ECG coinciden con los complejos QRS.
  - Transformación no lineal: Se eleva al cuadrado la señal. De esta manera, se acentúan las frecuencias altas que corresponden con los complejos QRS.
  
- **2ª Etapa - Detección de picos R:** En este bloque se hace uso de dos umbrales adaptativos, uno para la amplitud de los picos R y otro para la amplitud de los picos de ruido. Estos umbrales son necesarios para una correcta identificación de picos.
  - Umbral adaptativo a la amplitud de picos R: Si el pico detectado se encuentra por encima de este umbral, se trata de un pico R.
  - Umbral adaptativo a la amplitud de picos de ruido: Si el pico se encuentra por debajo de este umbral se cataloga como un pico de ruido.

El valor de este umbral variará cada vez que se detecte un nuevo pico. Esta variación hará que el umbral se modifique acorde con la amplitud de cada nuevo pico detectado, pudiendo aumentar y disminuir. En la Figura 19, se puede observar el funcionamiento de esta etapa. En donde el umbral adaptativo a la amplitud de picos R (línea verde discontinua) varía en función de la amplitud de los picos R que se vayan detectando.

- *3ª Etapa - Etapa de búsqueda:* Esta etapa es la encargada de ‘guardar’ los picos, tanto la amplitud como la posición. Además, se encarga de decidir cuál es válido y cuál no, el criterio de decisión para saber qué picos son válidos y cuales no dependerá de si superan un cierto valor mínimo. A partir de esta decisión, el algoritmo de P&T puede evaluar si en una determinada posición sobra o falta un pico R. Los picos detectados se representan en la Figura 19 con círculos rojos.

En la Figura 19 se puede observar un intervalo de una señal de ECG. La gráfica inferior corresponde al resultado de aplicar el algoritmo de P&T mientras que la superior es una señal ECG con únicamente un filtro derivativo. En la inferior, se puede ver cómo actúa el umbral adaptativo de la amplitud de picos R (línea verde discontinua), evitando que picos no deseados sean considerados picos R. Por lo que, si apareciese un pico por debajo de este umbral, el algoritmo no lo tendría en consideración. Este umbral adaptativo es un porcentaje determinado del nivel de señal que se modifica con cada pico R detectado (línea roja discontinua). También se puede observar el umbral adaptativo de la amplitud de picos de ruido (línea negra discontinua).



*Figura 19. Señal ECG filtrada aplicando filtro derivativo en la parte superior y Señal aplicando algoritmo de P&T en la parte inferior. Las líneas rojas discontinuas muestran el umbral adaptativo a la amplitud de picos R, mientras que, las líneas negras discontinuas muestran el umbral adaptativo a la amplitud de los picos de ruido.*

### 2.3.3. Evaluación de la calidad de la señal de ECG procesada.

Teniendo en cuenta la baja amplitud de la señal de ECG (menor de 3,5 mV) y los ruidos de difícil eliminación existentes en ella (como los provocados por movimiento o por la contracción de músculos) es comprensible la necesidad de aislar la señal del ruido que pueda enmascararla. Existen formas de medir la calidad de la señal obtenida de manera que se pueda despreciar los picos o ventanas en donde la señal no cumpla unos ciertos mínimos. Esta evaluación de la señal se define por las siglas SQI (Signal Quality Index). Los requisitos que debe cumplir la señal para considerarla evaluable pueden variar en función de la finalidad que tenga el algoritmo. El objetivo final de esta etapa consiste en poder despreciar ventanas de la señal que puedan producir errores

posteriores, debido por ejemplo a un movimiento de los electrodos, debido a su vez a un movimiento del individuo [20].

Una de las técnicas existentes más común es la basada en comparación de plantillas, en la cual, se crea la morfología de un latido ‘estándar’ y se compara individualmente con cada latido. Midiendo dicha correlación se puede determinar qué intervalos cumplen con los criterios establecidos. La dificultad de este proceso radica en la variación de la morfología del latido para cada individuo, variando en función de varios factores como pueden ser la edad o patologías que sufra el individuo.

A continuación, se muestra una serie de los SQI más usados para la evaluación de la calidad de la señal de ECG [26] [27]:

- *kSQI*: Esta técnica se basa en la ‘curtosis’ de la señal de ECG, el coeficiente de curtosis se define como el cuarto momento con respecto a la media estandarizado ( 6).

$$kSQI = E\{X - \mu\}^4 / \sigma^4 \quad (6)$$

Donde X es el vector de la señal considerado como una variable aleatoria,  $\mu$  es la media de X y  $\sigma$  es la desviación estándar de X. Un buen ECG no es muy aleatorio por lo que se espera que sea en gran medida no-Gaussiano.

- *sSQI*: Esta técnica se basa en el tercer momento de la señal, o lo que es lo mismo, en la asimetría de la señal y se define a través de la ecuación( 7):

$$sSQI = E\{X - \mu\}^3 / \sigma^3 \quad (7)$$

Donde los parámetros X,  $\mu$  y  $\sigma$  coinciden con los definidos en el caso anterior.

- *pSQI*: Esta técnica se basa en el cálculo de la potencia relativa en los QRS complejos. Calculando la relación que existe entre la cantidad de potencia que

se encuentra en la banda donde se localizan los complejos QRS y la cantidad de potencia general de la señal, se define como ( 8):

$$\frac{\int_{f_2}^{f_1} P(f) df}{\int_{f_2}^{f_3} P(f) df} \quad (8)$$

Lo esperado es encontrar la potencia concentrada en la banda de 5 a 15 Hz, ya que es en esa banda donde se encuentran los complejos QRS. Por lo que los límites serán  $f_1 = 15$ ,  $f_2 = 5$ ,  $f_3 = 40$ .

- *basSQI*: Esta técnica similar a la anterior se basa en el cálculo de la potencia relativa en la línea base ( 9).

$$\frac{\int_{f_2}^{f_1} P(f) df}{\int_0^{f_1} P(f) df} \quad (9)$$

En esta técnica los límites de integración serán los siguientes:  $f_1 = 40$  y  $f_2 = 1$ . En este caso los límites de integración vienen definidos por la localización de la línea base, que es en torno a 1 Hz.

- *Parámetros de Hjorth*: Hoy en día, es una de las técnicas más novedosas para evaluar la calidad de la señal obtenida del ECG y también para la señal EDR (véase el apartado 2.2.2.2. Respiración derivada del ECG: EDR). Estos parámetros indican una serie de propiedades estadísticas de la señal.

Este SQI se basa en el análisis de 3 parámetros: varianza, movilidad y complejidad ( 10).

- Varianza =  $\sigma_x^2$

- Movilidad =  $M_x = \frac{\sigma_{x'}}{\sigma_x}$  ( 10)

- Complejidad = FF =  $\frac{M_{xI}}{M_x}$

donde  $\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{N-1} (x(n) - \bar{x})^2}{N}}$ ,  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)$  y  $x(n)$  corresponde a la señal de ECG.

Hay que reseñar que todos los SQI mostrados con anterioridad se deben aplicar una vez se haya realizado la etapa de pre-procesado y con anterioridad a la etapa de detección de picos R. Estas técnicas permiten identificar zonas de la señal válidas para un estudio posterior, en el caso de este trabajo, las zonas válidas para estimar un EDR que sea preciso y fiable.

## 2.4. Algoritmos de detección de apneas del sueño.

Hoy en día existen multitud de algoritmos de detección de apneas del sueño mediante el análisis del ECG. Estos algoritmos están basados en el estudio de señales respiratorias derivadas del ECG (EDR) o en el estudio de características de la propia señal de ECG, como por ejemplo el HRV. Actualmente existe un gran interés por conseguir una alta fiabilidad en este tipo de algoritmos debido a la gran cantidad de ventajas que suponen. Sin embargo, la complejidad de la señal de ECG y su variabilidad para cada sujeto hacen que ese objetivo sea difícil de conseguir. Para poder entender mejor las características de estos algoritmos, se listarán los que forman el estado del arte en este campo:

- *Algoritmos basados en análisis frecuencial del EDR usando la transformada de Fourier* [28] [3]: Este tipo de algoritmos se desarrolla derivando del ECG una señal respiratoria, EDR, por alguno de los métodos vistos anteriormente (véase el apartado 2.2.2 Extracción de señales respiratorias a través del ECG.). Una vez se tiene la señal EDR, se divide en ventanas y se le aplica la transformada de Fourier a cada ventana para su posterior análisis espectral.

Para poder determinar la existencia de apneas en el análisis espectral del EDR, se identificarán las componentes frecuenciales de cada ventana. Para ello, se localizan los máximos que tiene el espectro en frecuencia. La localización de estos máximos en el espectro de cada ventana será la que determine si en la ventana existe un episodio de apnea o no. De modo que, si los máximos se encuentran en un determinado intervalo de frecuencia y además superan una determinada amplitud se clasifican como apnea.

- *Algoritmo basado en análisis frecuencial del HRV y EDR usando periodo-grama de Lomb-Scargle [4]:* Este algoritmo es similar al anterior, pero aquí, se aplica el periodo-grama de Lomb-Scargle en lugar de la transformada de Fourier. Este periodo-grama ofrece mayor resolución en el análisis de frecuencia que la transformada de Fourier.

Además de esto, se añade un análisis en frecuencia del HRV. Este análisis también se realiza por ventanas y el proceso de identificación de apneas es similar al anterior. Si las componentes frecuenciales están dentro de un determinado intervalo y superan un determinado umbral de amplitud, la ventana se clasifica como episodio de apnea. Añadir al análisis frecuencial del EDR un análisis frecuencial del HRV hace que el algoritmo sea más robusto y fiable.

---

## Capítulo 3. ALGORITMO PROPUESTO PARA LA ESTIMACIÓN DEL EDR Y HRV A PARTIR DEL ECG

---

Una vez se ha introducido la parte teórica de este proyecto se procede al desarrollo del algoritmo que se ha desarrollado. El propósito de este proyecto es el desarrollo de un algoritmo capaz de detectar apneas centrales del sueño a través de la señal de ECG. Para ello, lo primero que se ha tenido que desarrollar ha sido la etapa de localización de picos R. Una vez se ha determinado la localización de dichos picos, se procede a realizar una evaluación de la calidad de la señal ECG, de manera que, se creará una clasificación en ventanas de ‘buena’ o ‘mala’ calidad con una longitud de 30 segundos. Posteriormente, se procede a la estimación de las señales EDR y HRV a partir de la señal de ECG sin inventar para, en último lugar, implementar una técnica que pueda determinar en qué zonas se produce o no una apnea central.

Para poder tener una visión global de este algoritmo, a continuación, se muestra un diagrama de bloques con las diferentes etapas que lo forman.

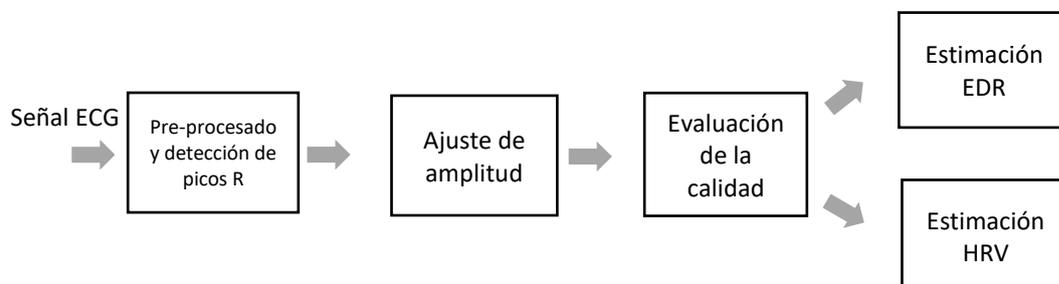


Figura 20. Diagrama de bloques del algoritmo propuesto para la estimación del EDR y HRV.

## 3.1 Pre-procesado y detección de picos R.

La primera etapa del algoritmo desarrollado corresponde a la etapa de detección de complejos QRS. Esta etapa cuenta con una señal de ECG como entrada, esta señal de ECG de entrada se encuentra sin procesar. Los picos R se encuentran en los intervalos llamados complejos QRS (véase el apartado 2.2. Electrocardiograma, ECG.). Por lo que el primer paso a seguir es la detección de estos complejos QRS para posteriormente localizar los picos R.

### 3.1.1. Detección de complejos QRS.

El primer paso que se tiene que implementar es la detección de complejos QRS, para ello, se utilizará el algoritmo desarrollado en la tesis doctoral de la Dra. Raquel Gutiérrez Rivas, el cual está a su vez basado en el algoritmo de P&T (véase el apartado 2.3.2. Técnicas de detección) y se encuentra al nivel del estado del arte de estos algoritmos. Este apartado de detección de complejos QRS está completamente basado en dicha tesis doctoral [1]. A continuación, se mostrará un resumen de este para contextualizar el proceso completo desarrollado.

Este algoritmo cuenta con dos etapas en el diseño, una primera etapa de pre-procesado de la señal, que se encargará de filtrar la señal de ECG para después poder pasar a la etapa de detección de picos R. La etapa de detección estará basada en una máquina de estados finita (FSM) que se encargará de controlar el umbral adaptativo que determina la clasificación entre picos R o picos de ruido.

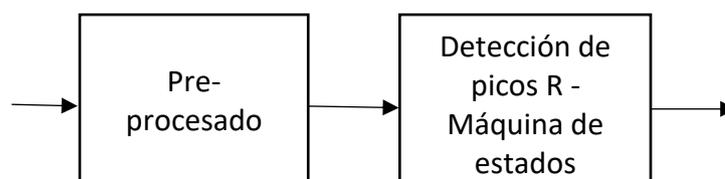


Figura 21. Diagrama de bloques de la etapa de detección de picos R.

### 3.1.1.1. Etapa de pre-procesado.

La etapa de pre-procesado cuenta con tres bloques diferenciados, como se muestra de forma esquemática en la Figura 22. El primer bloque realiza una derivación de la señal de entrada la cual reduce los efectos del ruido de base.

Una vez se ha realizado la derivación se pasa al siguiente bloque, consistente en una integración de la señal, esta operación elimina los posibles ruidos de alta frecuencia de los que conste la señal.

Por último, se pasa al tercer bloque, que consiste en elevar la señal al cuadrado, esta última operación se realiza para dar énfasis a los picos R y tener más facilidad en la etapa de detección.

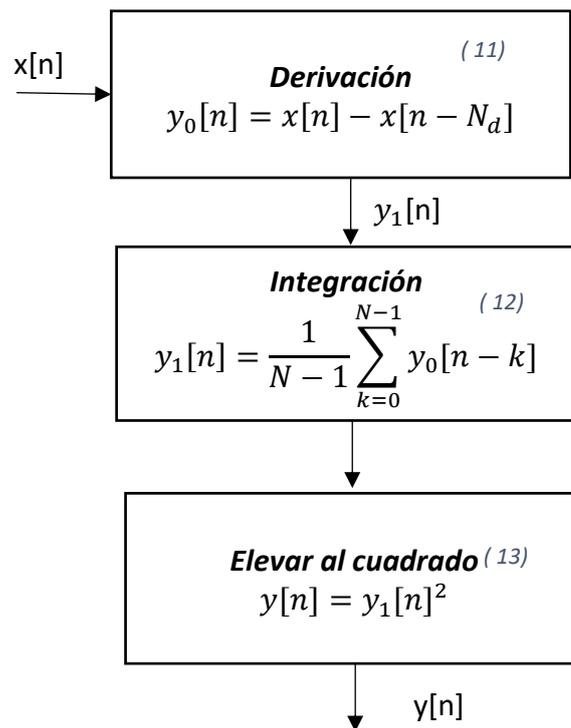


Figura 22. Diagrama de bloques de la etapa de pre-procesado.

A continuación, se muestra un ejemplo gráfico del efecto de realizar la etapa de pre-procesado para una señal de ECG. En la Figura 23, se observa cómo cada operación, ( 11), ( 12) y ( 13), va modificando la señal de ECG hasta conseguir una señal de salida idónea para la detección de picos R. La gráfica superior de la figura se corresponde con la señal ECG de entrada ( $x[n]$ ), la gráfica intermedia se corresponde con la salida del primer bloque, el derivador (señal  $y_1[n]$ ) y la gráfica inferior se corresponde con la señal de salida tras pasar por el segundo y tercer bloque (señal  $y[n]$ ). En esta figura se puede observar cómo la derivación elimina el ruido de base que tiene la señal original (círculo rojo).

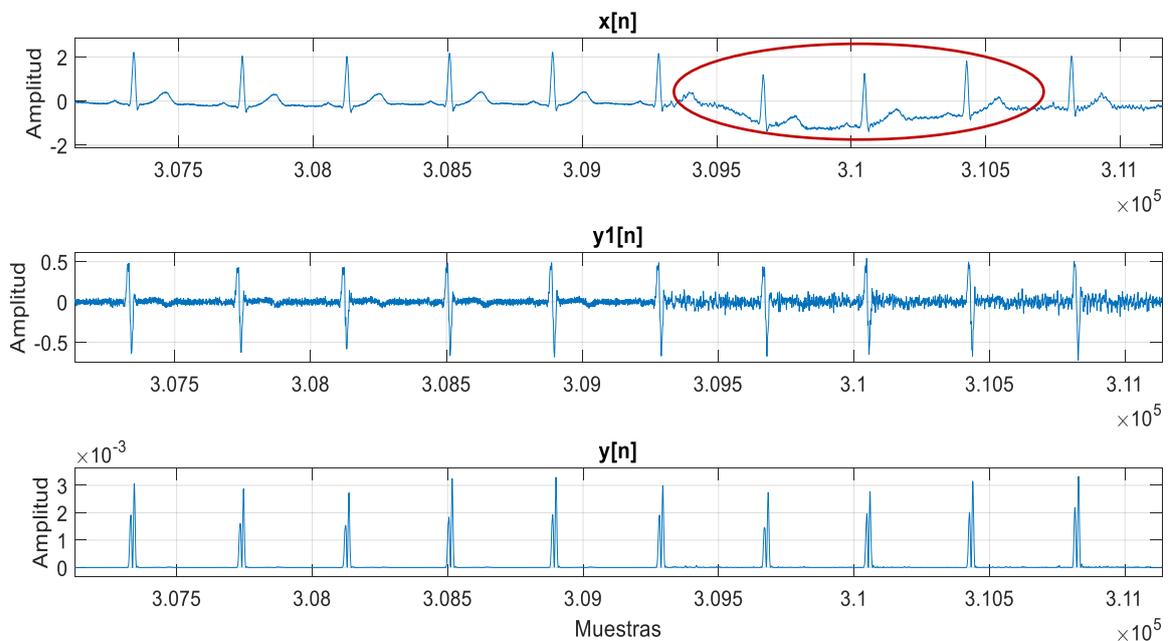


Figura 23. Resultados bloque de pre-procesado. La gráfica superior corresponde con  $x[n]$ , señal original de ECG. La gráfica intermedia corresponde con  $y_1[n]$ , señal a la salida del derivador. Y, por último, la gráfica inferior, corresponde con la salida de la etapa,  $y[n]$ .

### 3.1.1.2. Etapa de detección.

La etapa de detección está formada por una máquina de estados finita (FSM) que se encarga de detectar los picos R a partir de la señal procesada de la etapa anterior, la máquina de estados está formada por 3 estados los cuales se definen a continuación:

- *Estado de búsqueda:* Este estado es el encargado de detectar cuándo la señal procesada de ECG supera el valor fijado en el umbral. Una vez que esto pasa, la máquina de estados se queda un determinado tiempo muestreando a la espera de dar con un máximo que corresponda con un pico R. Este tiempo que tiene que estar muestreando está fijado en el mínimo intervalo RR posible más la suma de la duración típica de un complejo QRS. Por lo que, considerando que el máximo HR del corazón oscila en torno a 200 latidos por minuto, se tomará un HR de 300 latidos por minuto, y el mínimo intervalo RR será de 200 milisegundos. La duración típica de un complejo QRS es de 60 milisegundos.

$$tiempo_{búsqueda} = RR_{mín} + QRS_{intervalo} = 260 \text{ ms.} \quad (14)$$

Una vez acabado  $tiempo_{búsqueda}$  ( 14) la máquina de estados pasa al estado de espera y fija la amplitud del umbral como la media de todos los picos R detectados hasta el momento.

- *Estado de espera:* En este estado se procede a esperar un tiempo igual a  $tiempo_{espera} = RR_{mín} - d$ , donde  $d$  es la resta entre el final del estado de búsqueda menos la posición del pico encontrado. Este estado es necesario para evitar falsos positivos que puedan ser provocados por ejemplo por las ondas T.
- *Estado de modificación del umbral:* Por último, se llega al estado de modificación del umbral, este umbral llega con un valor igual a la media de todos los picos detectados y se irá reduciendo con cada muestra en proporción a la siguiente ecuación ( 15).

$$umbral[n] = umbral[n - 1] * e^{-P_{th} * T_s} \quad (15)$$

Este estado terminará cuando el valor de la señal supera al valor de la variable  $umbral[n]$ . El valor inicial de esta variable, así como los valores correspondientes a  $P_{th}$  y  $T_s$ , vienen dados por un estudio realizado en la tesis doctoral de la Dra. Raquel Gutiérrez Rivas [1] y varían en función de la frecuencia de muestreo que tenga la señal de ECG. En la Figura 24 se puede observar la representación de la máquina de estados finita (FSM) que se acaba de explicar.

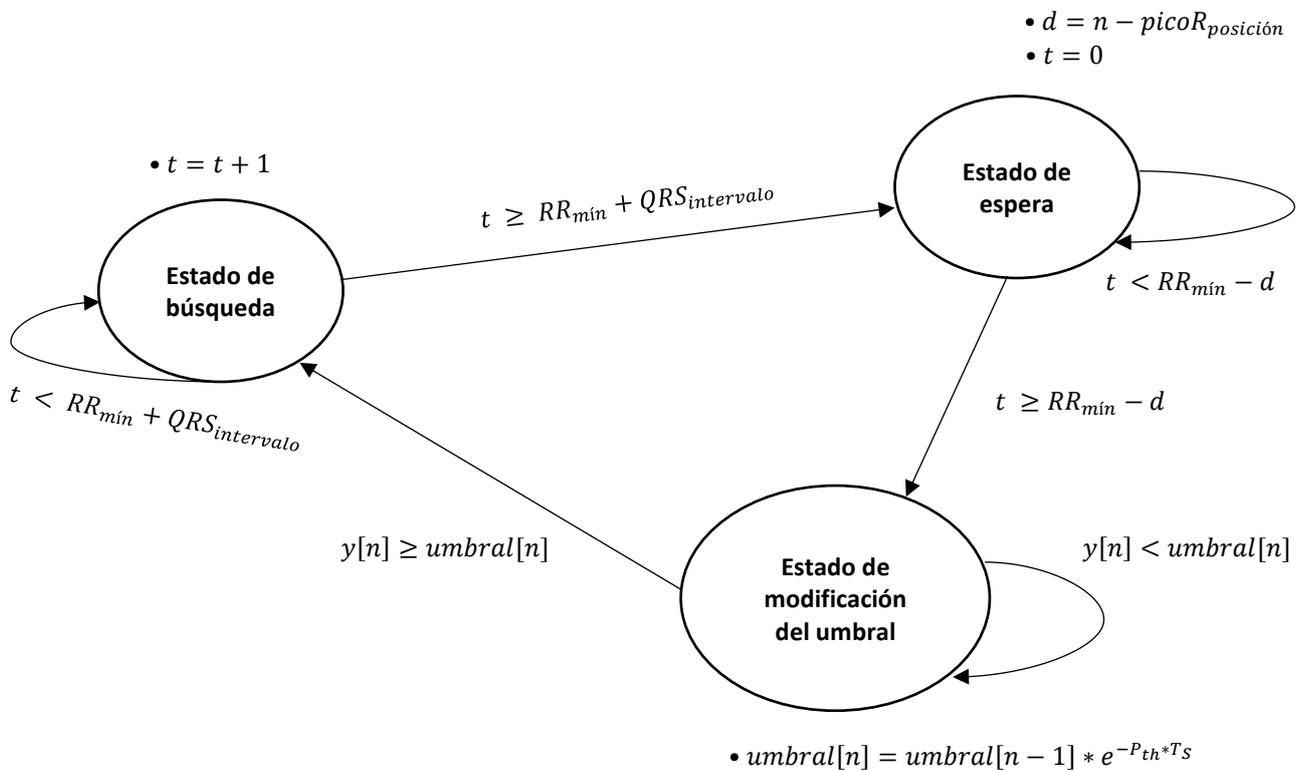


Figura 24. Máquina de estados de la etapa de detección.

### 3.1.2. Ajuste de amplitud.

El algoritmo descrito en el apartado previo permite determinar la posición de los picos R en la señal procesada (señal  $y[n]$  en el diagrama de bloques de la Figura 22), por lo que será necesario identificar dichos picos en la señal original (señal  $x[n]$  en el diagrama de bloques de la Figura 22) ya que estos picos de la señal  $y[n]$  coinciden temporalmente con la señal  $x[n]$ , pero debido al procesado de la señal  $y[n]$  no coinciden en amplitud. Por lo que en esta etapa se analizará la localización de cada pico R detectado en  $y[n]$  y se ajustará a la amplitud correcta en la señal de ECG original,  $x[n]$ . Esta etapa es imprescindible puesto que, la obtención de la señal EDR depende fundamentalmente del estudio de amplitud de los picos R y del área alrededor de ellos (véase el apartado 2.2.2.2. Respiración derivada del ECG).

Una vez se tiene la localización de los picos R en la señal procesada  $y[n]$ , se trasladan estas localizaciones a la señal de ECG original,  $x[n]$ . Seguidamente se realiza una búsqueda del valor máximo en amplitud en un intervalo de 60 milisegundos centrado en cada localización del pico R en la señal de ECG original. En la Figura 25 se muestra cómo la etapa de detección ubica los picos R en la localización correcta (puntos rojos) pero no en amplitud. El zum mostrado en dicha figura, para un pico concreto, muestra claramente la necesidad de ajustar la amplitud del pico R. En la Figura 26, se puede ver la salida de esta etapa de ajuste y, por lo tanto, cómo ahora los picos R están perfectamente identificados tanto en el tiempo como en amplitud (puntos rojos).

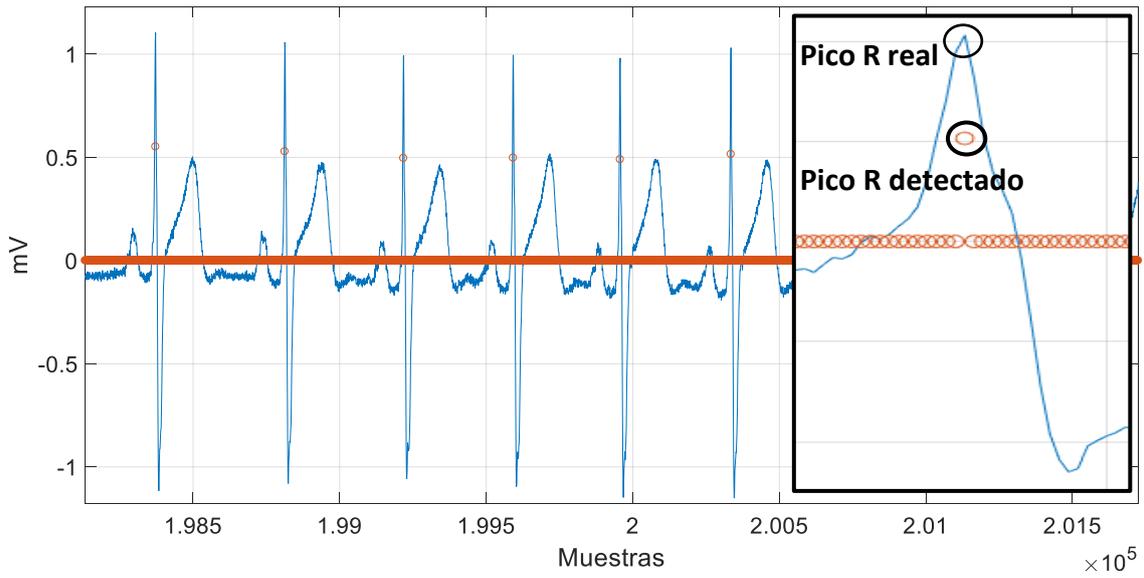


Figura 25. Picos R detectados por la etapa de detección. En el zum se puede observar cómo el pico R detectado por esta etapa coincide temporalmente con el pico R original pero no en amplitud.

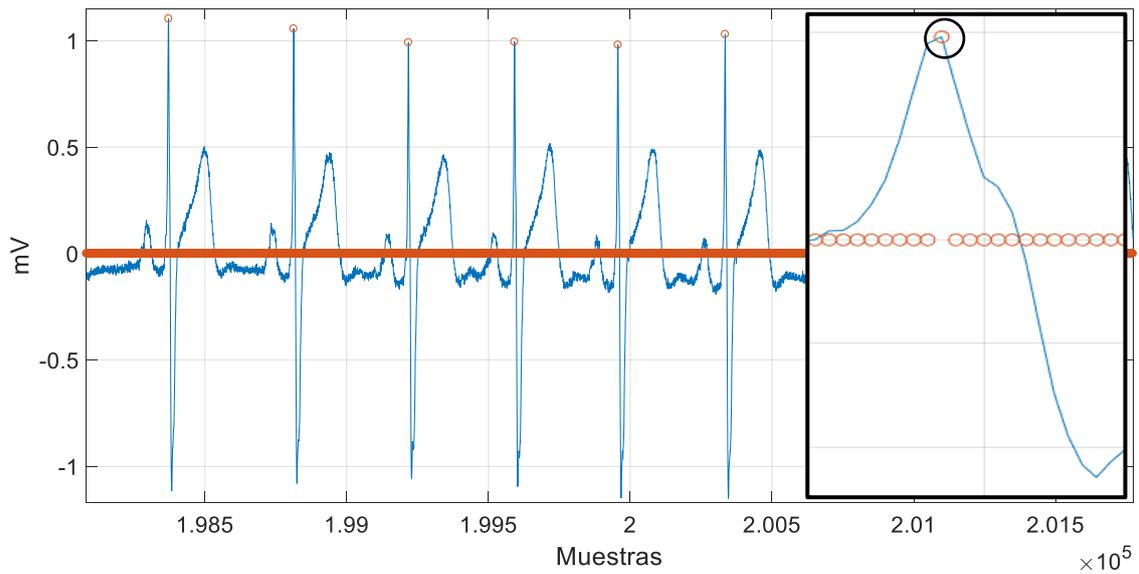


Figura 26. Picos R detectados por la etapa de detección y ajustados en amplitud. Los picos R ajustados en amplitud coinciden con la señal original de ECG (círculo negro en el zum).

### 3.1.3. Evaluación de la calidad.

Una labor importante una vez obtenidos los picos R de una señal de ECG es la de garantizar en cierta medida que esos picos son válidos y que nuestra señal cumple los requisitos necesarios para posteriormente poder analizarla. Para poder saber si un pico R es válido o no, se desarrollará un algoritmo SQI basado en uno compuesto por varias etapas [29]. Este algoritmo SQI [29] cuenta entre sus etapas con una de comparación de plantillas, esta etapa se omitirá en el algoritmo SQI desarrollado en este estudio. Esta etapa se omite debido a que su funcionalidad es comprobar la morfología de los latidos, mientras que, este estudio se centra en la frecuencia y amplitud. Para este proyecto, las características que debe tener la señal de ECG deben ser las propias de una persona en reposo o cuando está durmiendo. Por esta razón, se considera que el HR (Heart Rate, Ritmo Cardíaco) no superará los 180 latidos por minuto. El diagrama de bloques del algoritmo propuesto se muestra en la Figura 27. Las etapas que componen este SQI son las siguientes:

- *Evaluación del HR:* En esta etapa se extraerá el HR en un segmento de muestras de 30 segundos y se comprueba que este oscila entre 40 y 180 latidos por minuto, que, aunque no sean los límites máximos del HR, sí que son los valores estándar del HR para un adulto.
- *Evaluación de los intervalos RR:* Esta etapa garantiza que no se pierda más de un latido consecutivo, evaluando que el máximo espacio entre latido y latido sea de 3 segundos. La pérdida de más de un latido consecutivo haría que parámetros como el HRV no fueran fiables.
- *Evaluación de la relación entre intervalos:* Por último, se evaluará la relación entre el máximo y el mínimo intervalo entre latidos de la ventana de 30 segundos, esta relación no debe ser mayor de 2.4, permitiendo la pérdida de un latido y no esperando que el HR varíe más de un 20% en una ventana, como

sucede en [29]. Se espera que el HR no varíe más de un 20% en una ventana ya que el sujeto está en reposo.

Una vez se ha procesado la señal que contiene los picos R detectados por las tres etapas de evaluación, como muestra el diagrama de flujo de la Figura 27, se tendrá una clasificación de ella en ventanas de 30 segundos de ‘mala’ o ‘buena’ calidad.

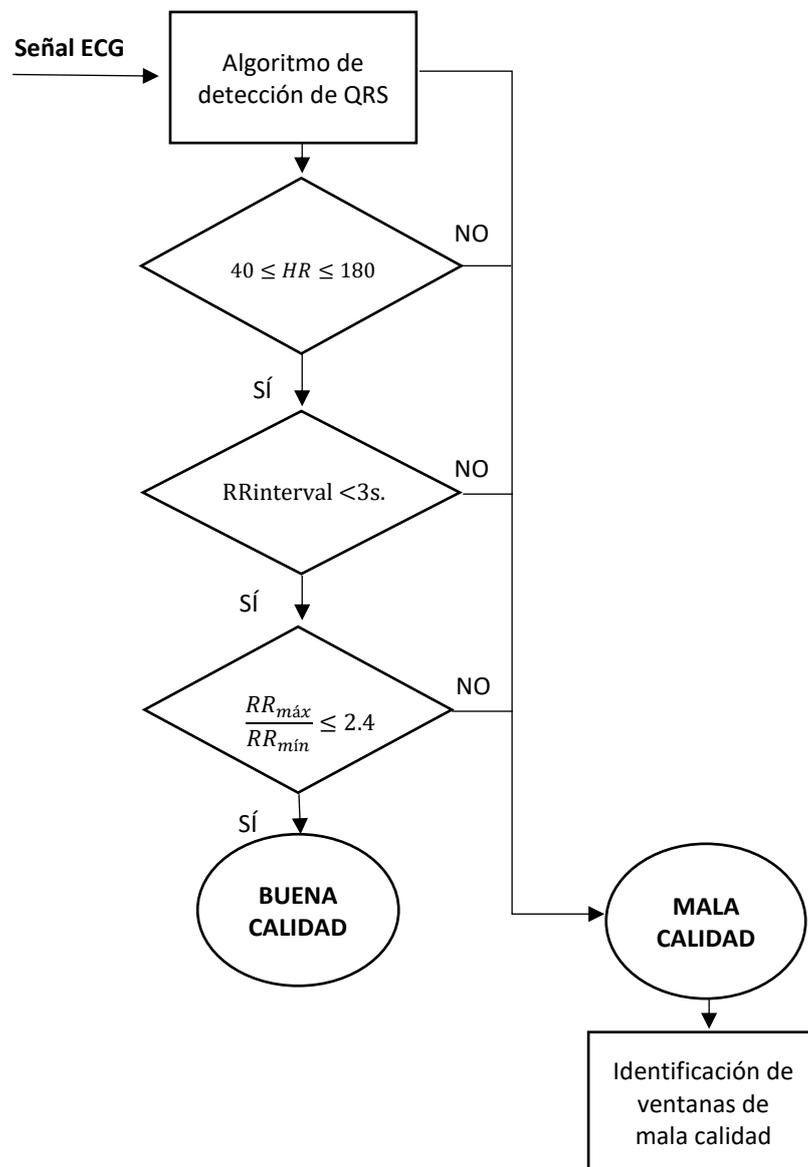


Figura 27. Diagrama de bloques del SQI. Donde  $RR_{interval}$  corresponde al intervalo entre picos R,  $RR_{máx}$  al máximo intervalo de la ventana y  $RR_{mín}$  al mínimo intervalo.

## 3.2. Estimación del EDR

Una vez obtenidos los picos R de la señal de ECG, se puede proceder a la extracción de una señal respiratoria o con información respiratoria. Como ya se ha visto, existen diversas maneras de extraer información respiratoria de la señal de ECG (véase el apartado 2.2.2 Extracción de señales respiratorias a través del ECG.). En este trabajo se han analizado 2 métodos, mediante un estudio de amplitud de los picos R y mediante un estudio del área de los picos R. Para la extracción de información respiratoria a partir del ECG se van a considerar 2 señales de entrada, la señal de ECG original y la señal de ECG procesada. En un principio el uso de la señal sin procesar del ECG debería ser más correcto que usando la señal procesada. Esto es debido a que el ruido de base que posee la señal de ECG sin procesar es provocado en parte por los movimientos respiratorios del individuo (véase el apartado 2.2.1. Posibles ruidos e interferencias.); movimientos que facilitarán la extracción de una señal respiratoria. A continuación, se hará una breve descripción de ambos:

- *EDR obtenido mediante análisis de amplitud:* Este método consiste en la estimación de una señal respiratoria mediante el valor de la amplitud de los picos R detectados en la señal de ECG. Para conseguir dicha señal respiratoria se tiene que extraer el valor de amplitud de los todos los picos R. Extrayendo estos valores con sus correspondientes instantes temporales, los correspondientes a los picos R, se puede formar la señal de EDR. Un ejemplo del resultado de este procedimiento puede observarse en la Figura 28, donde se muestra un intervalo de una señal de ECG en azul (tomada a 512Hz.) y en rojo el EDR correspondiente; se muestra un zoom de una ventana de 20 segundos para ver con más claridad cómo la señal EDR a partir de la amplitud es prácticamente la envolvente de la señal ECG.

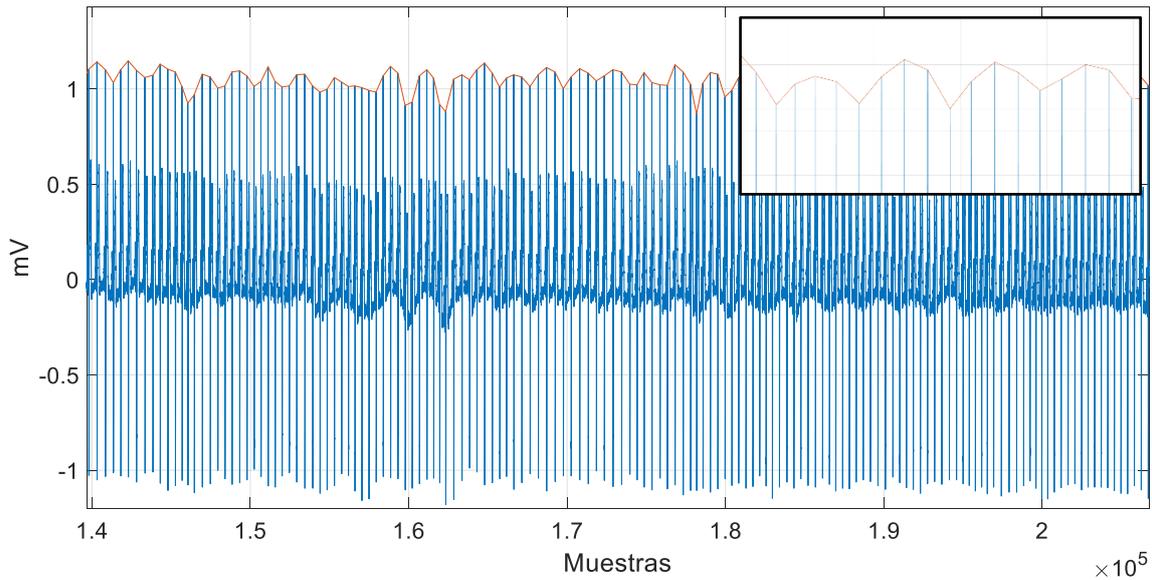


Figura 28. Estimación del EDR mediante análisis en amplitud. En el zoom se puede observar cómo la envolvente de la señal de ECG forma una señal respiratoria.

- *EDR obtenido mediante análisis de área:* Este método de estimación del EDR es más complejo que el anterior. Consiste en elaborar una señal respiratoria mediante el valor del área de los picos R detectados en la señal de ECG. Anteriormente, se ha explicado que la señal de ECG no es una señal fácilmente tratable, lo que hace que el cálculo de esta área no sea una tarea fácil. Por esta razón, en este estudio se han analizado varias posibilidades de cálculo:
  - *Mediante señal pre-procesada del ECG:* A partir de la señal obtenida a la salida de la etapa derivativa del pre-procesado, señal  $y_1$  que se puede ver en el diagrama de bloques de la Figura 22:
    - *Área positiva alrededor del pico R:* Al trabajar con la señal de ECG pre-procesada, esta se encuentra centrada en el eje de abscisas, por lo que es posible el cálculo del área de toda la parte positiva alrededor del pico R. Esta área corresponde al sumatorio de todas las muestras que posee la señal en el intervalo correspondiente. En este caso el intervalo abarcará todas las muestras positivas alrededor del pico R.

Este método de estimación del EDR será más efectivo cuantas más muestras tenga la señal, por lo que, cuanto mayor sea la frecuencia de muestreo de la señal de ECG, mejores resultados se obtendrán en este cálculo. Un ejemplo de este método la tenemos en la Figura 29 y en la Figura 30 en donde los asteriscos rojos son las muestras que se toman para el cálculo. Como se puede ver en la Figura 29, si para el cálculo se hace uso de todas las muestras de la señal por encima de 0, existirían picos distintos del pico R que formarían parte del EDR estimado. Para evitar esto se hace uso de un valor umbral. De esta manera, si la señal no supera ese valor, la muestra no es considerada para el cálculo. En la Figura 30 se puede ver este proceso con un umbral de valor '0.1' que empíricamente se ha demostrado es suficiente para evitar que picos no deseados sean considerados.

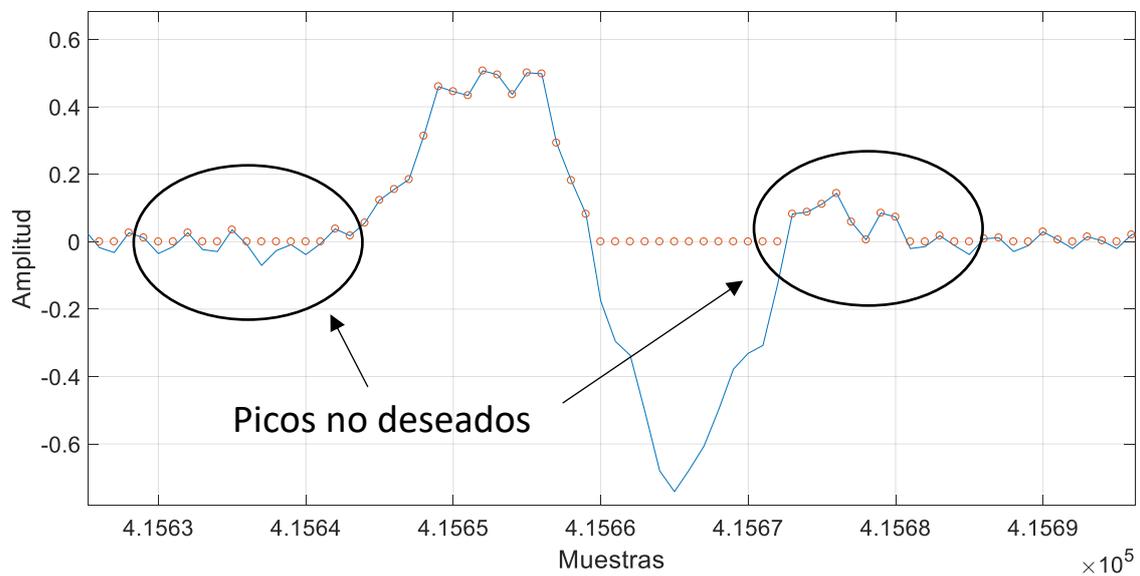


Figura 29. Estimación del EDR mediante análisis del área de la parte positiva alrededor del pico R, para muestras mayores que 0.

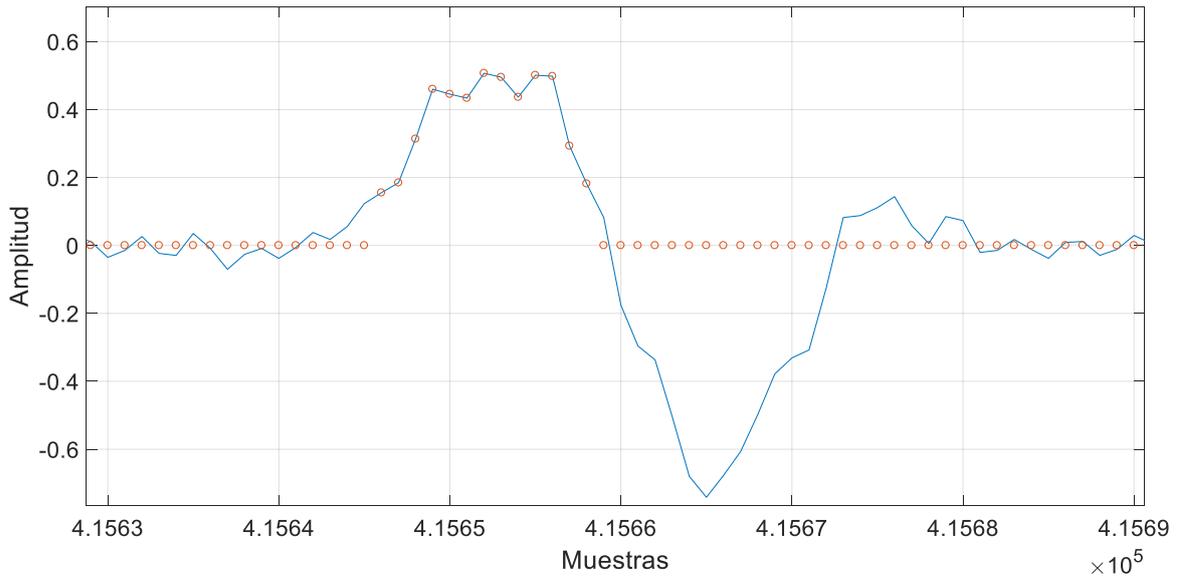


Figura 30. Estimación del EDR mediante análisis del área de la parte positiva alrededor del pico R, para muestras mayores que un determinado umbral. De esta manera se evitan los picos no deseados de la señal de ECG.

- **Área de un intervalo alrededor del pico R:** Este método de estimación es similar al método anterior, pero en este caso únicamente se calcula el área de un determinado intervalo centrado en el pico R. La determinación de este intervalo se ha calculado empíricamente y se ha estimado como óptima un intervalo de 40 milisegundos. Este procedimiento se puede ver en la Figura 31. En donde el intervalo se centra en el pico R, que es el máximo valor del latido.

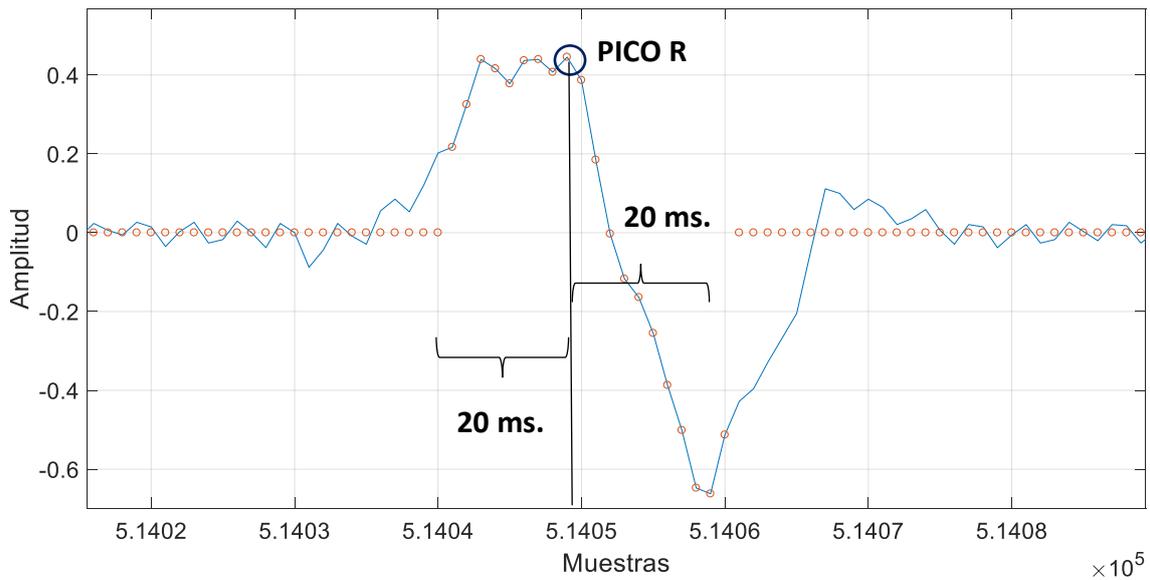


Figura 31. Señal de ECG tras el pre-procesado para la estimación del EDR mediante el análisis del área, en un intervalo de 40 milisegundos centrado en el pico R.

- *Mediante señal sin procesar del ECG:* A partir de la señal de ECG original.
  - *Área de un intervalo del pico R:* Este método de estimación del EDR consiste en el cálculo del área en un determinado intervalo centrado en el pico R, haciendo uso de la señal de ECG sin procesar. Empíricamente se ha determinado el valor de este intervalo, siendo el valor óptimo 40 milisegundos de intervalo.

En la Figura 32 se puede observar en rojo las muestras que se extraen de la señal de ECG para la estimación del EDR. En la Figura 33, se muestra el resultado del cálculo para un solo latido.

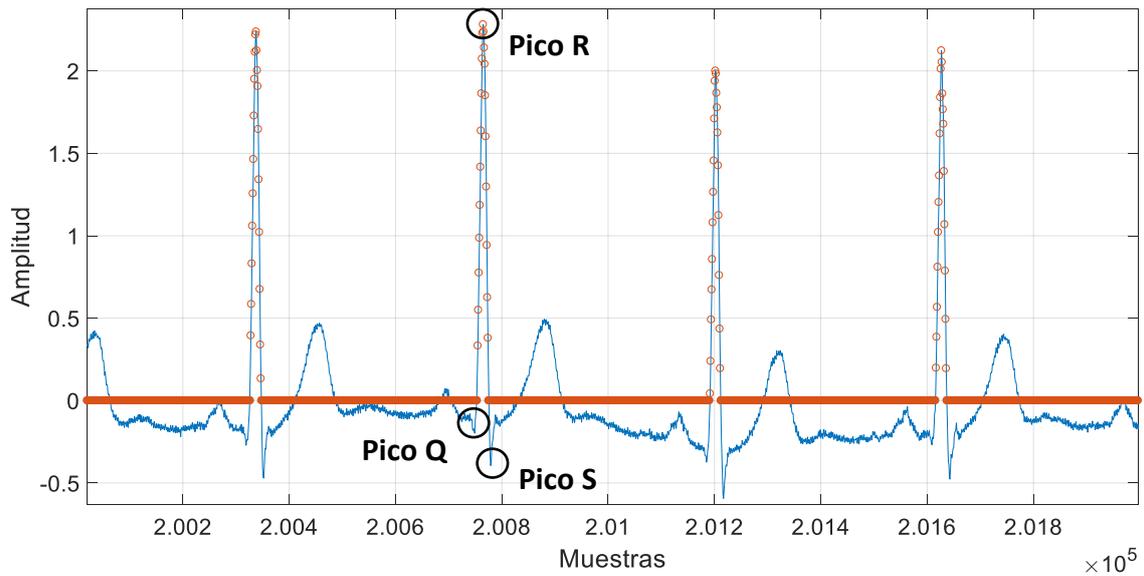


Figura 32. Señal de ECG sin procesar a partir de la cual se estima la señal del EDR mediante el análisis del área para varios latidos, en un intervalo de 40 milisegundos centrado en el pico R.

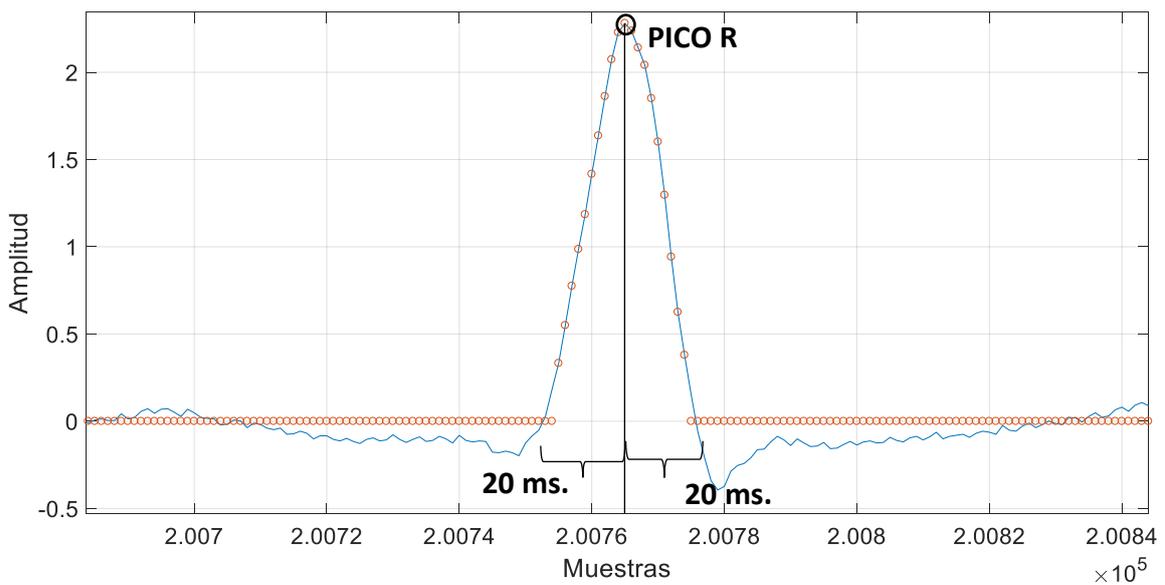


Figura 33. Señal de ECG sin procesar para la estimación del EDR mediante el análisis del área para un latido, en un intervalo de 40 milisegundos centrado en el pico R.

Para poder determinar qué método es el más preciso de todos los anteriores, se han realizado medidas en varios sujetos registrando simultáneamente la señal de ECG y la señal respiratoria a partir de una banda abdominal. Esta señal respiratoria será la señal de referencia en cada paciente. La determinación del método más preciso se

realiza de manera empírica, comparando las señales de EDR obtenidas con la de referencia y determinando la tasa respiratoria de cada una de ellas.

A continuación, en la Figura 34, se muestra una señal de referencia como ejemplo tomada con una banda abdominal, su correspondiente señal de EDR obtenida mediante análisis de amplitud y su correspondiente señal de EDR obtenida mediante análisis de área. Dentro de las señales EDR obtenidas mediante análisis de área, para poder determinar la longitud del intervalo alrededor del pico R, se han evaluado un abanico de longitudes en torno a los 50 milisegundos que se proponen en la literatura [4]. De esta evaluación se ha determinado empíricamente que la señal de ECG sin procesar y con un intervalo de 40 milisegundos centrados en el pico R es la más veraz. Por ello, es la señal EDR obtenida mediante análisis de área mostrada en la Figura 34.

A pesar de que las dos señales de EDR mostradas en la Figura 34 son muy similares, se puede observar que la señal de EDR obtenida mediante análisis de amplitud contiene más errores. Los círculos rojos muestran las diferencias de precisión entre ambas. Para determinar qué señal EDR es más precisa se han analizado las tasas respiratorias de un total de 10 muestras de 3 minutos de duración. Este estudio ha determinado que la técnica basada en el análisis de área mediante la señal de ECG sin procesar y con un intervalo de 40 milisegundos centrados en el pico R es la que mejores tasas de respiración reporta. El porcentaje de precisión que tiene este método para las 10 muestras analizadas es del 97.5% frente al porcentaje de precisión de 93.5% que reporta el método de obtención del EDR mediante análisis de amplitud.

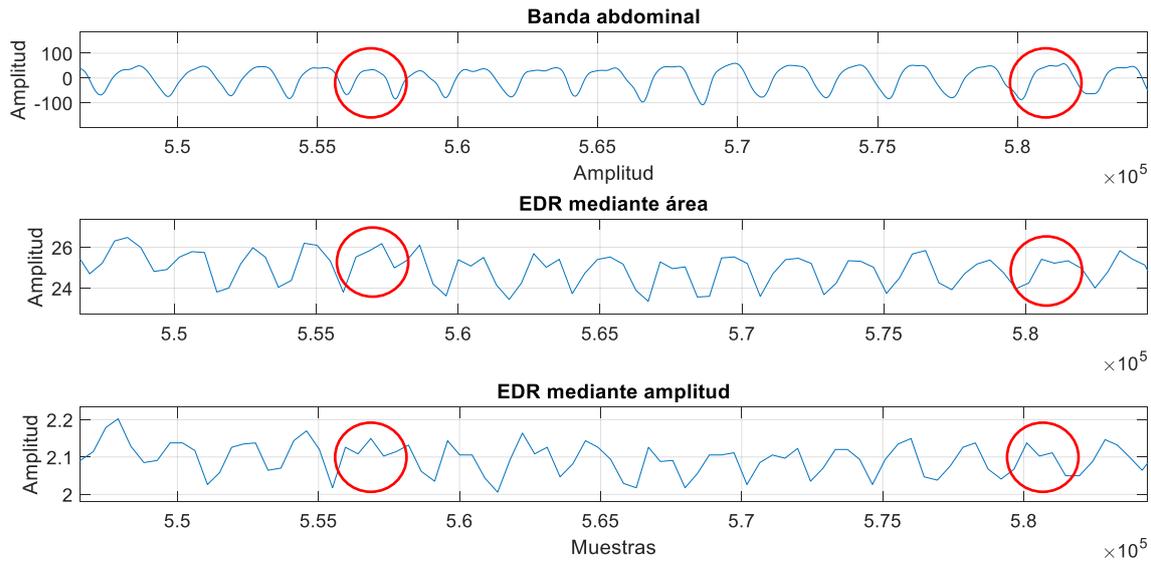


Figura 34. Comparación de una señal de esfuerzo abdominal (superior) con dos señales de EDR. Una obtenida a través del área alrededor del pico R (intermedia) y otra a través de la amplitud del pico R (inferior).

Como conclusión a este apartado y después de estudiar todas las técnicas explicadas anteriormente, el método que empíricamente obtiene la señal de EDR más parecida a la señal respiratoria de referencia es mediante el análisis del área de un intervalo de 40 milisegundos alrededor del pico R de la señal de ECG sin procesar. Como ya se exponía anteriormente, la señal de ECG sin procesar contiene más información respiratoria que la señal de ECG procesada.

### 3.2.1 Interpolación de la señal de EDR.

Una vez obtenida la señal de EDR, esta se encuentra formada por un número de muestras igual al número de picos R detectados en la señal de ECG. Esta característica hace que exista la posibilidad de interpolar la señal para que cuente con un número de muestras mayor y esto haga que se asemeje con mayor exactitud a la señal respiratoria (como puede ser la señal obtenida por una banda abdominal). Para dicho proceso se hará uso de la función *'spline'* de Matlab® [30]. Esta función realiza una interpolación cúbica mediante polinomios. El proceso de interpolación se basa en la construcción de una función a partir de una serie de puntos obtenidos por muestreo. En el caso de la señal de EDR, los resultados de aplicar dicha función se pueden observar en la Figura 35,

como ejemplo representativo. En dicha figura se observa cómo la señal de EDR interpolada se asemeja más a la señal respiratoria de referencia. En el caso de la Figura 35, se ha interpolado la señal de EDR para que tenga la misma frecuencia de muestreo que la señal de ECG, que en el ejemplo mostrado en dicha figura es de 512Hz.

A pesar del incremento de semejanza de la señal de EDR con la señal respiratoria al pasar por el proceso de interpolación, este proceso es meramente visual. Empíricamente se ha comprobado que la señal de EDR sin interpolación ofrece los mismos resultados que la señal EDR interpolada en los procesos de detección de apneas que se verán a continuación.

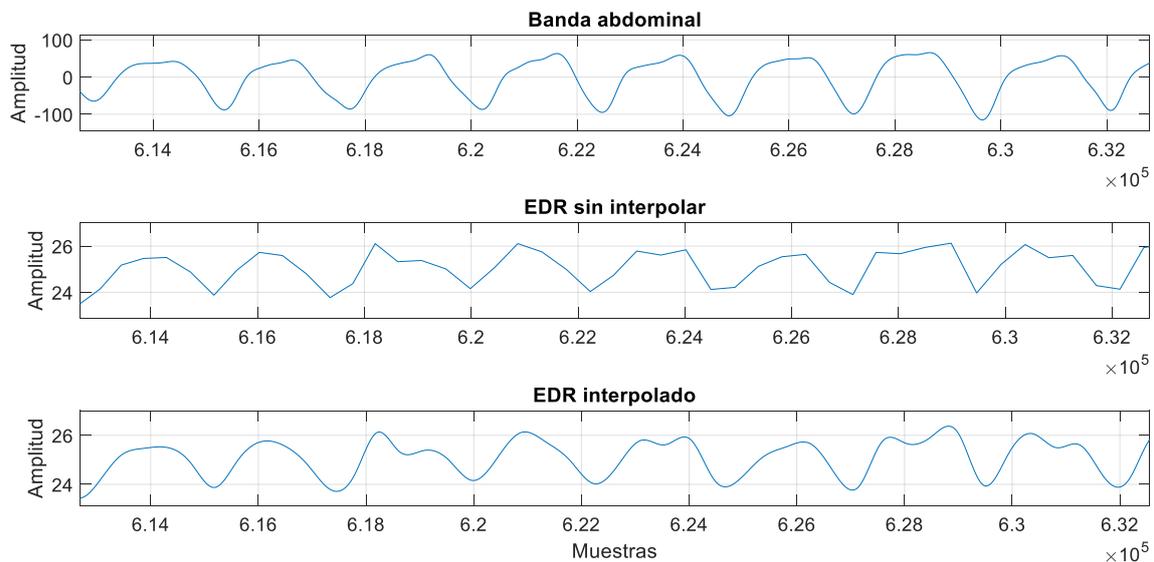


Figura 35. En la gráfica superior se encuentra la señal respiratoria de referencia (obtenida mediante banda abdominal). En la gráfica central se encuentra la señal de EDR sin interpolar. En la gráfica inferior, se encuentra la señal de EDR interpolada.

### 3.3. Estimación del HRV

Una vez mostrados los métodos de estimación del EDR se van a analizar los métodos relacionados con el estudio del HRV. Consistente en el análisis de la variabilidad del ritmo cardíaco como se ha explicado anteriormente (véase el apartado 2.2.2.1.

Variabilidad del ritmo cardíaco). Para llevar a cabo este análisis se hace uso de la localización de los picos R, obtenidos en la etapa de detección.

El proceso de estimación del HRV se realiza obteniendo los intervalos temporales que existen entre los picos R de la señal de ECG. Una vez obtenidos dichos intervalos, se elabora una señal donde aparezcan deltas en sus localizaciones temporales originales, con una amplitud que sea la correspondiente al intervalo RR anterior. En la Figura 36, se puede ver el proceso.

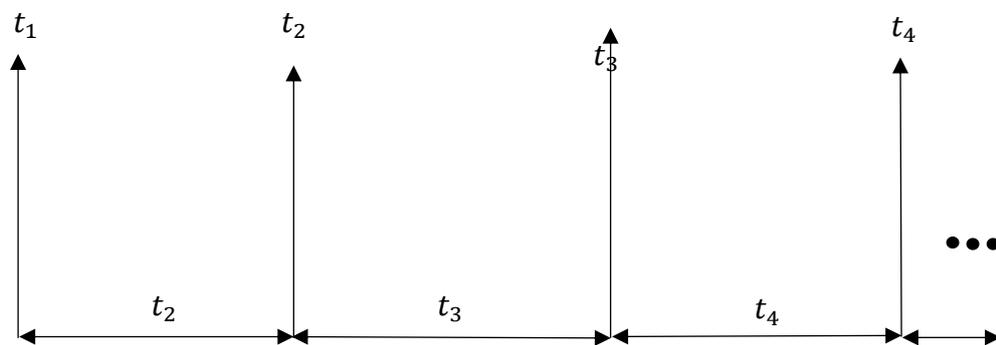


Figura 36. Método de estimación del HRV. La señal se forma a partir de deltas de una amplitud igual al intervalo RR anterior.

Una vez que se tenga una señal como la anterior, se procederá al análisis de sus características para poder determinar si existe o no apnea central del sueño. En la Figura 37 se representa una señal respiratoria obtenida mediante una banda abdominal en comparación con una señal formada por las amplitudes de las deltas del HRV. Se puede observar cómo existe similitud entre ambas señales, por lo que, se deduce que la señal de HRV contiene información respiratoria. La tasa respiratoria de la banda abdominal para dicha figura es de 12 respiraciones por minuto, mientras que, la tasa respiratoria de la señal HRV es de 10 respiraciones por minuto. Por lo tanto, la tasa de error es del 17%.

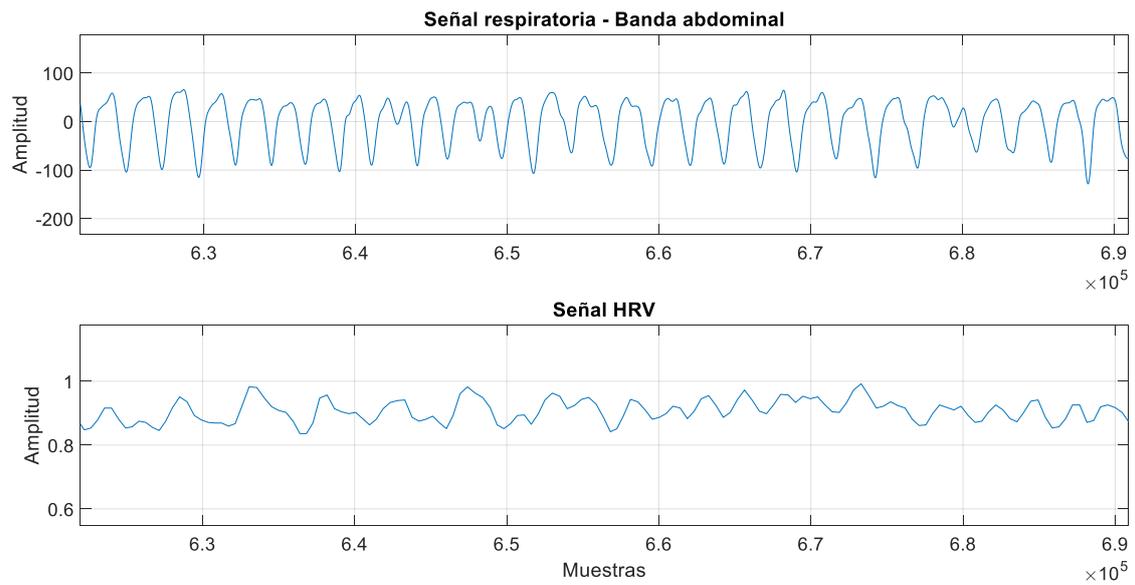


Figura 37. Señal respiratoria obtenida mediante una banda abdominal (superior) y señal de HRV del mismo intervalo temporal (inferior).



---

## Capítulo 4.

# ALGORITMOS PROPUESTOS PARA LA DETECCIÓN DE APNEAS CENTRALES A PARTIR DEL ECG

---

Una vez estimadas las señales EDR y HRV a partir del ECG se procede a realizar algoritmos capaces de detectar apneas centrales del sueño a partir de dichas señales. En este capítulo se explicarán todos los algoritmos de detección de apneas centrales desarrollados en el presente estudio. Dividiéndose en algoritmos de detección a partir del EDR y algoritmos de detección a partir del HRV. Para poder tener una vista global de este algoritmo, a continuación, se muestra un diagrama de bloques con las diferentes etapas que lo forman.

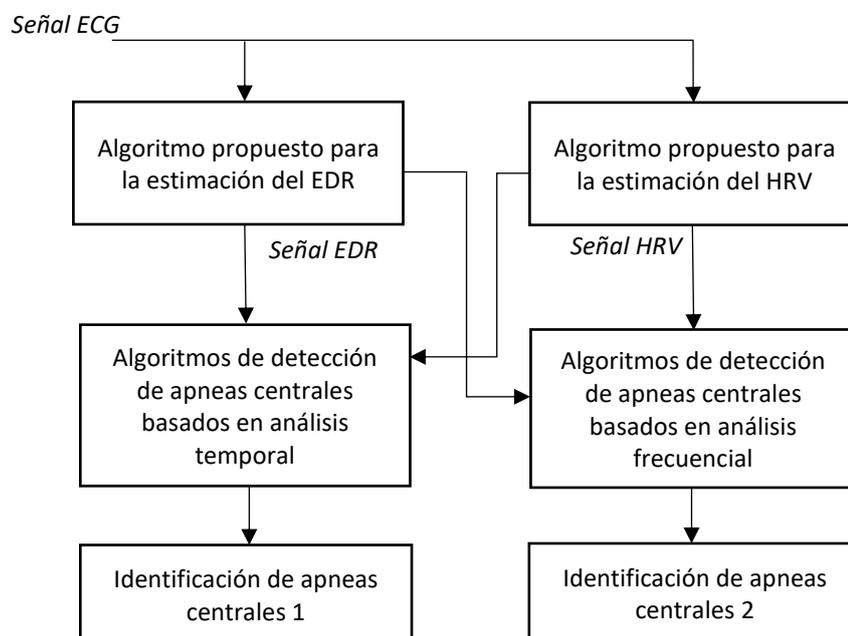


Figura 38. Diagrama de bloques del algoritmo propuesto para la detección de apneas centrales a partir del ECG.

## 4.1. Algoritmos de detección de apneas a partir del EDR.

El objetivo de esta etapa es detectar posibles apneas centrales a partir de la señal de EDR obtenida con anterioridad. Para conseguir este objetivo se han implementado diferentes técnicas para, posteriormente, poder elegir la que mejores resultados reporte.

Para la detección de apneas centrales a partir de la señal de EDR, se considerará que existe apnea central de sueño, cuando se superen 10 segundos de ausencia de respiración, según los criterios estándar [31]. Este valor umbral es parametrizable en el algoritmo por si el criterio del facultativo así lo precisa. En este estudio, se dividirá la señal en ventanas de 30 segundos de longitud con un solapamiento de 20 segundos entre ellas. De esta manera, se evitará que una apnea pueda quedar enmascarada entre ventanas consecutivas. En la actualidad no existe consenso acerca del tamaño óptimo que debe tener la ventana, ya que, es probable que este tamaño difiera dependiendo del individuo o de la aplicación final [20].

En la Figura 39 se muestra un ejemplo del enventanado realizado en el estudio. Cada rectángulo de color representa una ventana, todas ellas con la misma longitud y el mismo nivel de solapamiento.

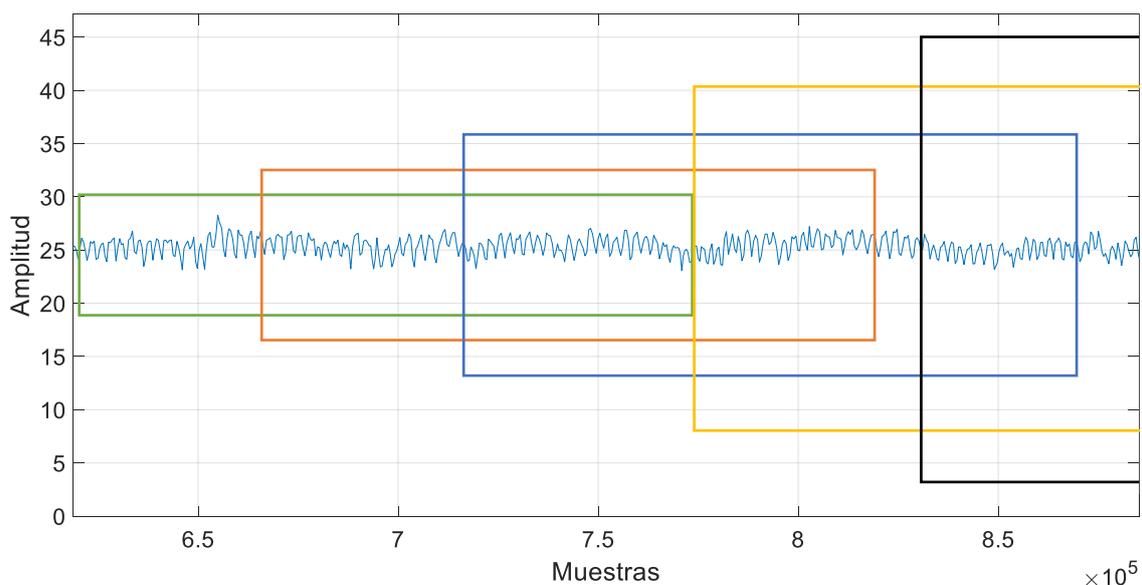


Figura 39. Señal de EDR con un enventanado de 30 segundos superpuestos.

Una vez que se tiene la señal EDR dividida en ventanas se procede a analizar cada ventana con el fin de determinar si en esa ventana existe o no una apnea. Las técnicas empleadas para la detección de apneas se describen a continuación, divididas en dos áreas de análisis: análisis en frecuencia y análisis temporal de la amplitud.

- *Análisis en frecuencia:* Primero se realiza una transformación en el espacio de la frecuencia para cada una de las ventanas de la señal EDR. En este caso, para el análisis de las ventanas, se va a emplear el periodo-grama de Lomb-Scargle debido a que tiene mejores resultados que la transformada de Fourier, mejora la resolución y disminuye el ruido [4].

El periodo-grama de Lomb-Scargle es una técnica de análisis espectral, la cual, puede aplicarse a series temporales no equiespaciadas. La señal de EDR es una señal no periódica por lo que su uso en esta señal es idóneo. La definición teórica de esta técnica de análisis espectral viene dada por las siguientes ecuaciones ( 16) [32].

$$P(\omega_i = 2\pi f_i) = \frac{\hat{s}_\tau(\omega_i)}{2\sigma^2} = \frac{1}{2\sigma^2} \left[ \frac{XC_\tau^2(\omega_i)}{CC_\tau(\omega_i)} + \frac{XS_\tau^2(\omega_i)}{SS_\tau(\omega_i)} \right] \quad (16)$$

donde  $\omega_i$  es la frecuencia angular y  $f_i > 0, i = 1, 2 \dots k$ . Y los términos de la ecuación anterior se definen de la siguiente manera:

$$XC_\tau(\omega_i) = \sum_{n=1}^N X(t_n) \cos[\omega_i(t_n - \tau(\omega_i))]$$

$$CC_\tau(\omega_i) = \sum_{n=1}^N \cos^2[\omega_i(t_n - \tau(\omega_i))]$$

$$XS_\tau(\omega_i) = \sum_{n=1}^N X(t_n) \text{sen}[\omega_i(t_n - \tau(\omega_i))]$$

$$SS_{\tau}(\omega_i) = \sum_{n=1}^N \text{sen}^2[\omega_i(t_n - \tau(\omega_i))]$$

en donde  $\tau$  es la constante que asegura invarianza en el tiempo y está definida por:

$$\tau(\omega_i) = \frac{1}{2\omega_i} \arctan \left[ \frac{\sum_{n=1}^N \text{sen}(2\omega_i t_n)}{\sum_{n=1}^N \text{cos}(2\omega_i t_n)} \right]$$

Una vez se aplica esta técnica a cada una de las ventanas de la señal de EDR se procede a analizar los resultados. La determinación de ventanas con apnea o sin ella se basa en la localización de los picos predominantes del espectro en el espacio de la frecuencia. En la Figura 40 se muestra el diagrama de flujo propuesto para estimar si existe apnea central del sueño. En él se observa cómo existen dos criterios para determinar la existencia de apnea central.

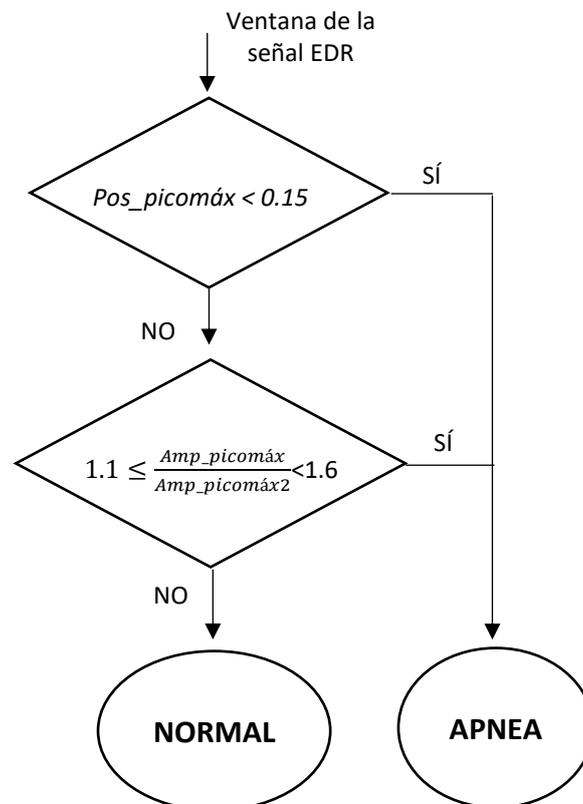


Figura 40. Diagrama de flujo para estimar la existencia de apnea a través del análisis del periodo-grama de Lomb-Scargle.

En donde las variables que se muestran se definen de la siguiente manera:

- *Pos\_picomáx*: Esta variable guarda el valor frecuencial de la posición del pico de mayor amplitud de la ventana.
- *Amp\_picomáx*: Esta variable guarda el valor de amplitud del pico de mayor amplitud de la ventana.
- *Amp\_picomáx2*: Esta variable guarda el valor de amplitud del pico de mayor amplitud que se encuentre por debajo del valor en frecuencia de 0.15.

En la Figura 41 y la Figura 42, se puede ver el resultado de aplicar el periodograma de Lomb-Scargle a dos ventanas distintas de una señal de EDR. La Figura 41 corresponde con una ventana donde no existe apnea central, por lo que se puede apreciar de una manera clara un pico predominante sobre los demás correspondiente a una respiración normal, por encima de 0,2 Hz. Sin embargo, la Figura 42, corresponde a una ventana donde sí existe una apnea central. En ella, se puede ver que el pico predominante está situado a muy bajas frecuencias, por debajo de 0,1Hz., alejada a la del episodio normal. Estas situaciones son las esperadas según lo publicado previamente en [4].

En estas figuras se puede observar cómo cuando sucede un episodio de apnea la gráfica de EDR muestra una variación de amplitud muy pequeña, correspondiente con falta de respiración. Mientras que, en el episodio de respiración normal, se puede ver cómo la gráfica del EDR muestra variaciones significativas entre picos, lo que corresponde a las respiraciones.

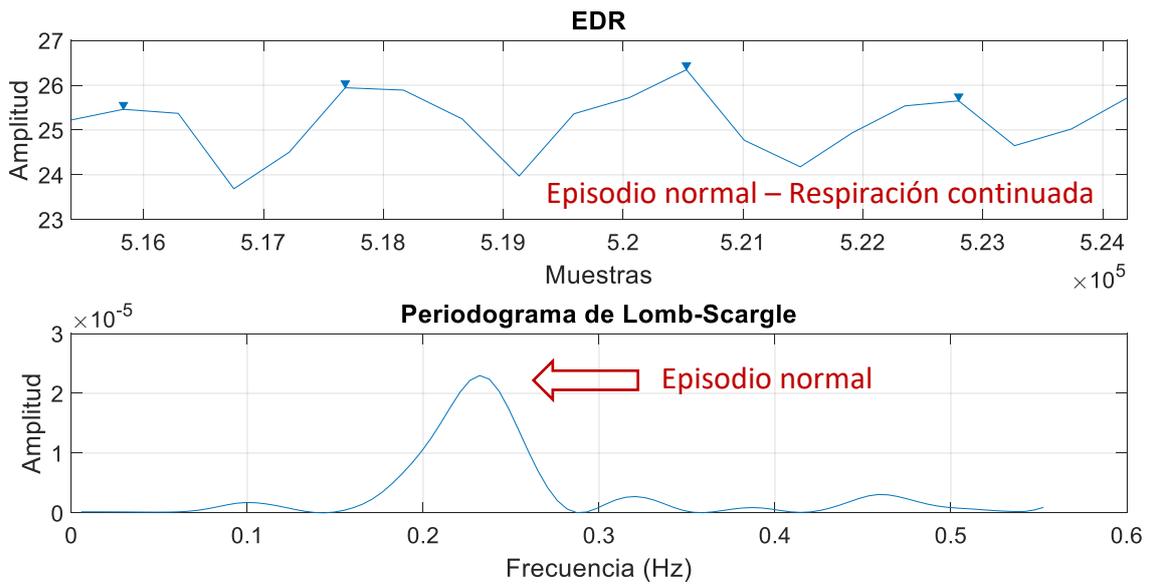


Figura 41. En la parte superior de la figura se muestra una ventana de una señal de EDR y la inferior, su periodograma de Lomb-Scargle. La ventana corresponde con un episodio de respiración normal.

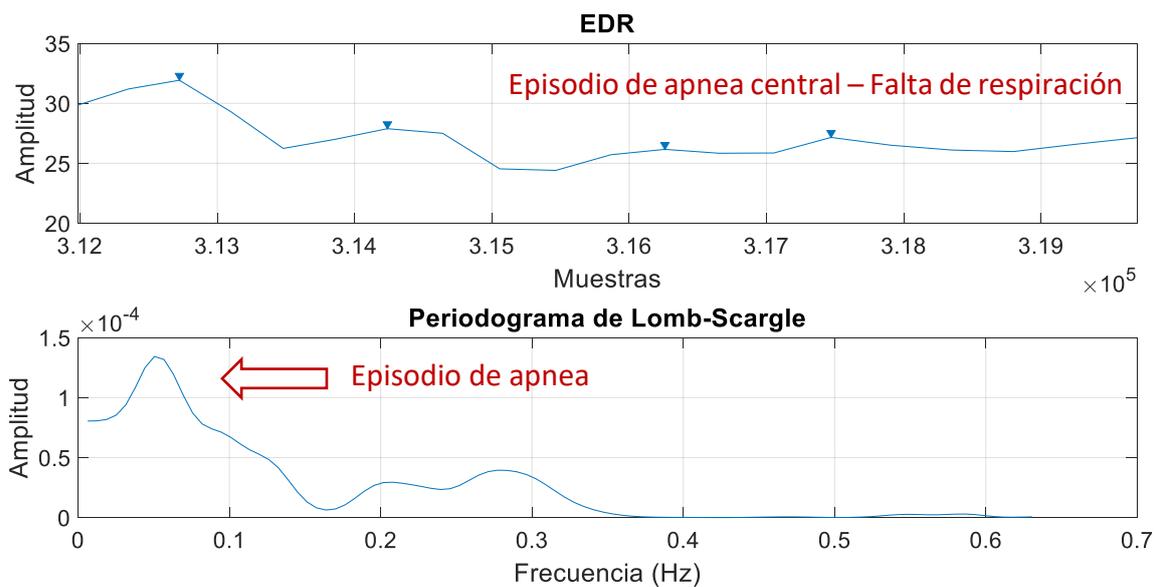


Figura 42. En la parte superior de la figura se muestra una ventana de una señal de EDR y la inferior, su periodograma de Lomb-Scargle. La ventana corresponde con un episodio de apnea.

- **Análisis temporal:** Consiste en el estudio de la amplitud de la señal de EDR a lo largo del tiempo, identificando en qué momentos pueda existir una apnea central del sueño. Este estudio se basa en la disminución de amplitud de los picos

de la señal de EDR cuando se produce una apnea. En esta etapa no se trabaja con ventanas, si no, que se trabaja muestreando la señal de EDR pico a pico. Para poder detectar dichas disminuciones, se han diseñado 2 técnicas diferentes:

- *1ª Técnica:* Esta primera técnica se basa en la señal de EDR diferenciada de acuerdo con la ecuación ( 17). Esta diferenciación se realiza para poder ubicar la señal de EDR sobre el eje de abscisas.

$$y[n] = x[n] - x[n - N_d] \quad (17)$$

Donde  $x[n]$  corresponde a la señal EDR y  $N_d$  es el número total de muestras.

Una vez se tiene la señal de EDR diferenciada, se procede a determinar en qué zonas puede existir apnea central del sueño. Para ello, esta técnica emplea el diagrama de flujo mostrado en la Figura 43. Esta técnica analiza los picos de la señal EDR diferenciada en busca de notables disminuciones de amplitud, disminuciones que corresponden con falta de respiración del individuo. Si se detectan más de 3 picos que cumplan la condición de disminución en amplitud, se determina la existencia de apnea central. La condición de disminución en amplitud se cumple cuando el pico bajo estudio es inferior al 60% de la media de los últimos 10 picos analizados.

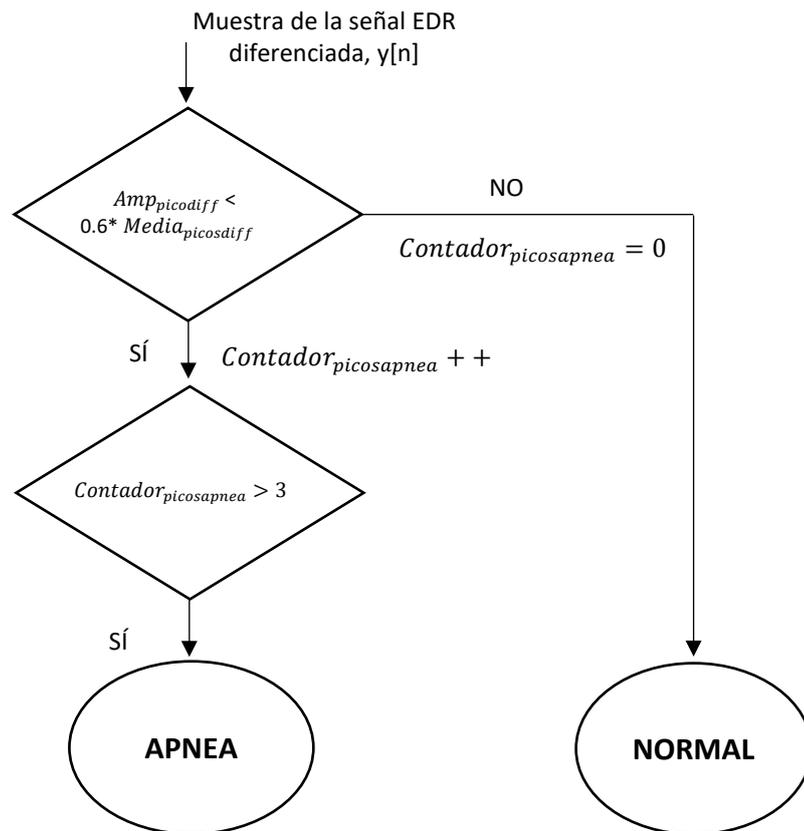


Figura 43. Diagrama de flujo para estimar la existencia de apnea mediante el análisis en amplitud de la señal de EDR diferenciada.

En donde las variables que aparecen se definen de la siguiente manera:

- $Amp_{picodiff}$ : Esta variable almacena el valor de amplitud de cada uno de los picos detectados en el EDR diferenciado.
- $Media_{picosdiff}$ : Esta variable almacena el valor medio de los últimos 10 picos detectados.
- $Contador_{picosapnea}$ : Esta variable se emplea como un contador. Este contador hace que cuando se detecten más de 3 picos que cumplan las características de encontrarse en una apnea, se determine que en esa zona existe una apnea.

Existe la posibilidad de modificar el umbral de detección de este algoritmo. Esto es debido a que este algoritmo funciona

muestreando los picos de la señal de EDR y no analizando ventanas. Esta característica hace que esta técnica de detección sea utilizable para la detección de apneas superiores a 10 segundos. La modificación de este umbral de detección se realiza modificando la condición que tiene que cumplir la variable  $Contador_{picosapnea}$  para identificar una apnea.

En la Figura 44, se muestra un ejemplo de un intervalo de una señal EDR y el mismo intervalo diferenciado. Se observa cómo la diferenciación hace que la señal EDR se sitúe sobre el eje de abscisas.

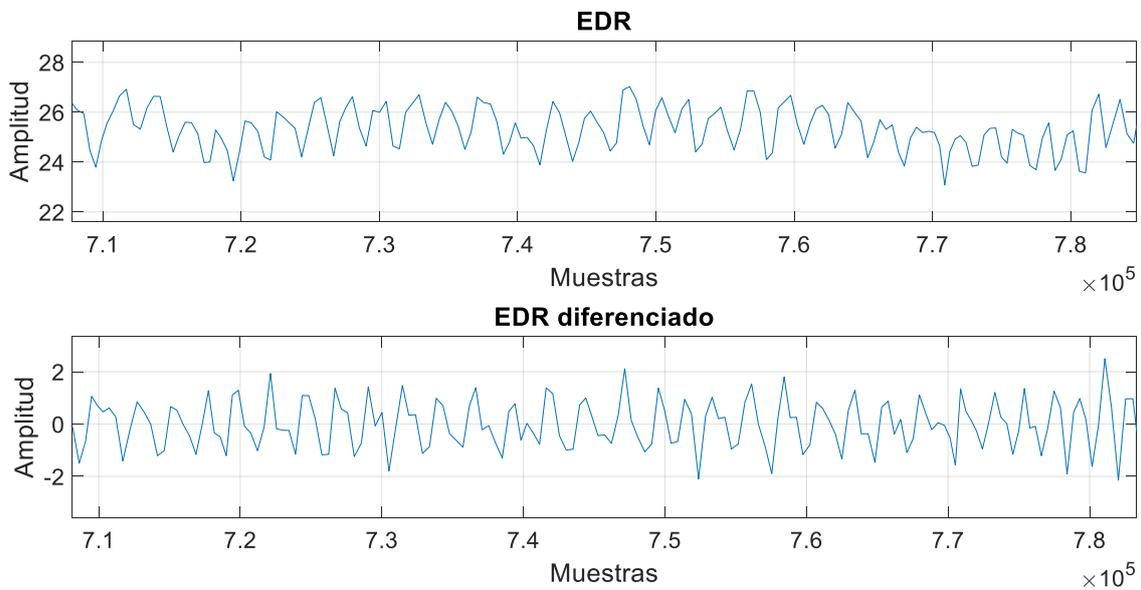


Figura 44. En la parte superior, se encuentra un intervalo de una señal de EDR. En la parte inferior, se encuentra el mismo intervalo de la señal de EDR, pero diferenciado.

- **2ª Técnica:** Esta segunda técnica está basada en la primera. En este caso, se trabajará sobre la señal de EDR diferenciada pero elevada al cuadrado, como muestra la ecuación ( 18) utilizada. Se eleva al cuadrado la señal EDR diferenciada para conseguir enfatizar más los intervalos de señal en los que existe apnea y así, facilitar su posterior detección.

El diagrama de flujo que representa esta segunda técnica es el mostrado en la Figura 45. Esta técnica analiza los picos de la señal EDR diferenciada y elevada al cuadrado en busca de notables disminuciones de amplitud, disminuciones que corresponden con falta de respiración del individuo. Si se detectan más de 3 picos que cumplan la condición de disminución en amplitud, se determina la existencia de apnea central. La condición de disminución en amplitud se cumple cuando el pico bajo estudio es inferior al 35% de la media de los últimos 6 picos analizados.

$$y_1[n] = y[n]^2 \tag{18}$$

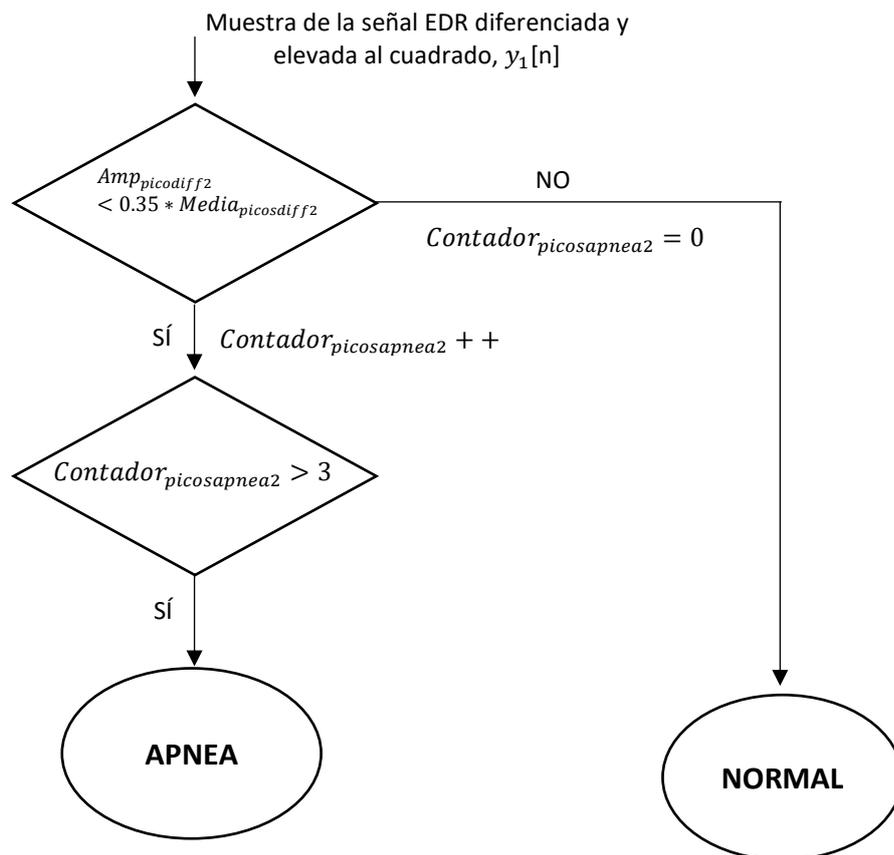


Figura 45. Diagrama de flujo para estimar la existencia de apnea mediante el análisis en amplitud de la señal de EDR diferenciada y elevada al cuadrado.

Las variables que aparecen se definen de la siguiente manera:

- $Amp_{picodiff2}$ : Esta variable almacena el valor de amplitud de cada uno de los picos detectados en la señal EDR diferenciada y elevada al cuadrado.
- $Media_{picosdiff2}$ : Esta variable almacena el valor medio de los últimos 6 picos detectados.
- $Contador_{picosapnea2}$ : Esta variable se emplea como un contador. Este contador hace que cuando se detecten más de 3 picos que cumplen las características de encontrarse en una apnea, se determine que en esa zona existe una apnea.

En la Figura 46, se puede observar cómo al elevar al cuadrado la señal de EDR diferenciada las zonas donde se encuentra una apnea central del sueño se aproximan mucho al 0. Se han marcado en la figura con círculos rojos dos zonas donde se estima que hay apnea.

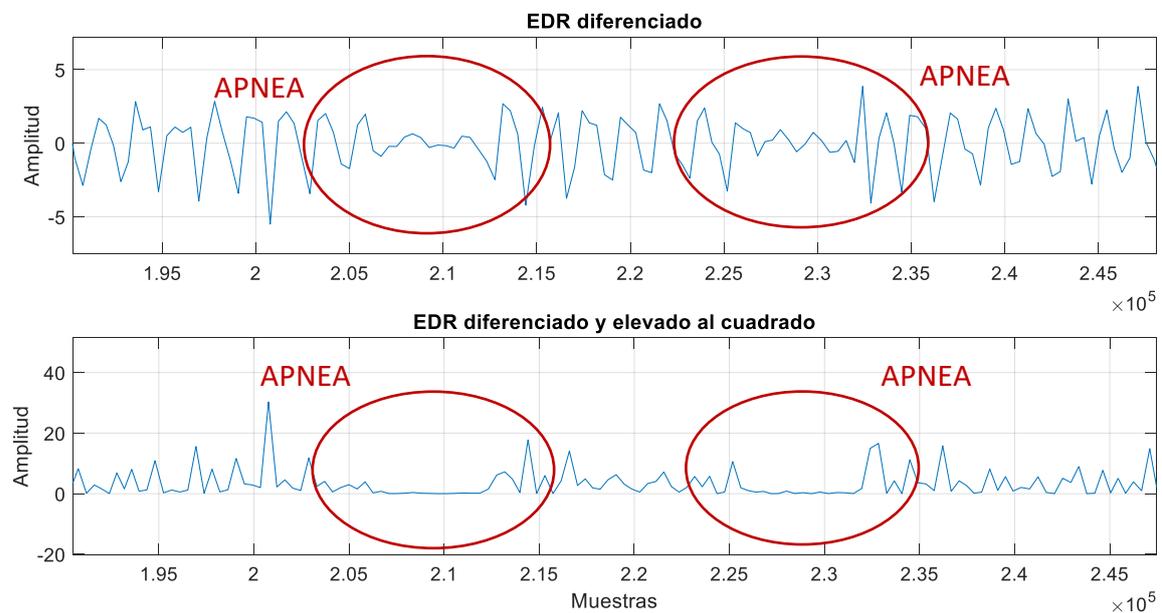


Figura 46. En la parte superior se encuentra un intervalo de una señal de EDR diferenciada. En la parte inferior, se encuentra el mismo intervalo de la señal de EDR, además, elevado al cuadrado. Esta muestra corresponde con un intervalo donde se estima que se producen dos apneas centrales (círculos rojos).

## 4.2. Algoritmos de detección de apneas a partir del HRV.

El objetivo de esta etapa es poder identificar apneas centrales del sueño mediante el análisis del HRV. La estimación, igual que pasaba con el EDR, necesitará de una división en ventanas para su análisis frecuencial. La división en ventanas sigue el mismo proceso que la señal de EDR. Lo que significa que las ventanas son de una longitud de 30 segundos con un solapamiento de 20 segundos entre ellas. De esta manera, se evitará que una apnea pueda quedar enmascarada entre ventanas consecutivas. Las técnicas empleadas para la detección de apneas se describen a continuación, divididas en dos áreas de análisis: análisis frecuencial y análisis temporal.

- *Técnicas basadas en análisis frecuencial:* Este tipo de técnicas se basan en la transformación en frecuencia de las ventanas del HRV. Para realizar esta transformación se opta por emplear el periodo-grama de Lomb-Scargle, ya que, esta técnica ofrece mejores resultados que la transformada de Fourier (véase el apartado 4.1. Algoritmos de detección de apneas a partir del EDR.).

De la misma manera que se detectaban las apneas en el estudio frecuencial del EDR, se detectan con el HRV. La detección se basa en el análisis de la localización de los picos más pronunciados en el espectro. Dependiendo de esta localización se puede determinar si en la ventana bajo estudio se ha producido un episodio de apnea.

En este proyecto se ha realizado un estudio frecuencial de estas ventanas mediante el periodo-grama de Lomb-Scargle y empíricamente se ha llegado a la conclusión que este análisis ofrece peores resultados que con la señal de EDR. En la Figura 47, se puede ver cómo, para un episodio de respiración normal, el periodo-grama de Lomb-Scargle aplicado a la señal de EDR ofrece mejores resultados que aplicado a la de HRV (para ventanas temporalmente equivalentes). En la Figura 48, se puede observar un comportamiento análogo, pero para un episodio de apnea. Esto se cree se debe a que la señal de EDR ofrece características más notables que pueden detectarse con mayor fiabilidad.

Debido a esto, se ha decidido no implementar un algoritmo de detección de apneas mediante análisis frecuencial de las ventanas de HRV.

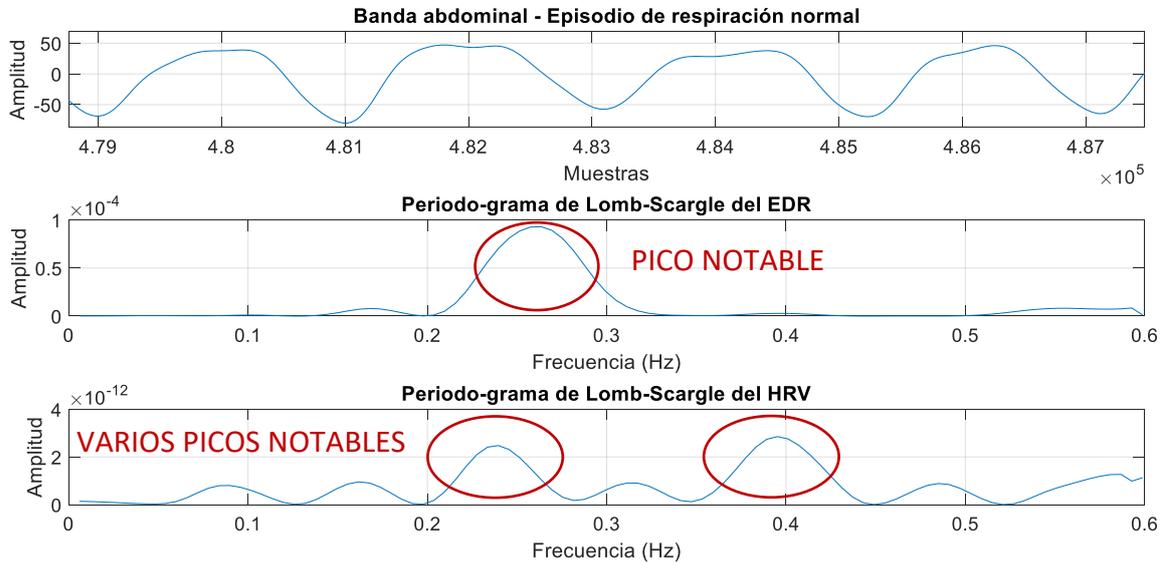


Figura 47. Representación del periodo-grama de Lomb-Scargle aplicado a una ventana del EDR y aplicado a la misma ventana temporal del HRV. Para un episodio normal de respiración.

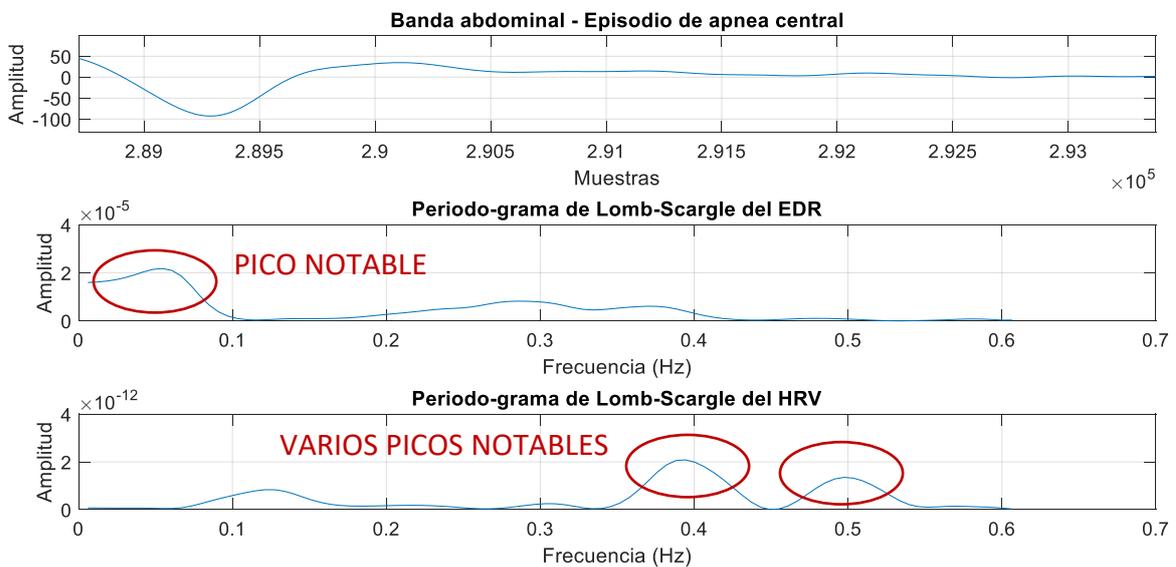


Figura 48. Representación del periodo-grama de Lomb-Scargle aplicado a una ventana del EDR y aplicado a la misma ventana temporal del HRV. Para un episodio de apnea central respiratoria.

- *Técnicas basadas en análisis temporal:* Esta área de estudio está formada por una sola técnica que analiza la variación en amplitud de la señal HRV a lo largo

del tiempo. Esta ha sido elaborada gracias al análisis gráfico de la señal. Se observó que cuando se producía una apnea central del sueño la señal presentaba un pico notable en amplitud.

Para poder extraer esos picos de la señal, se realiza una derivación de esta sin inventanado. Posteriormente se eleva al cuadrado, como se muestra en la Figura 49. En la Figura 50 se puede observar un episodio respiratorio con dos apneas centrales. En la parte superior de la figura se muestra la señal obtenida con una banda abdominal, de referencia. Mientras que, en la parte inferior se muestra el resultado de aplicar esta técnica a ese intervalo temporal de la señal HRV. En el momento que se produce una apnea se puede observar que en la señal obtenida por esta técnica se produce un pico notable.

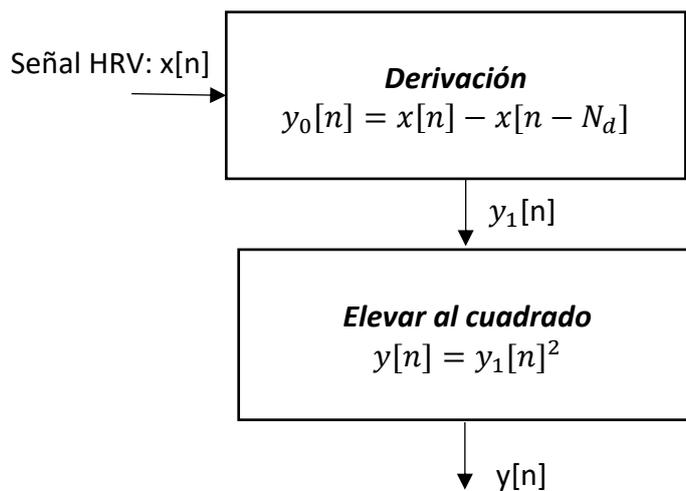


Figura 49. Diagrama de bloques del procesamiento propuesto basado en características de amplitud para la señal HRV.

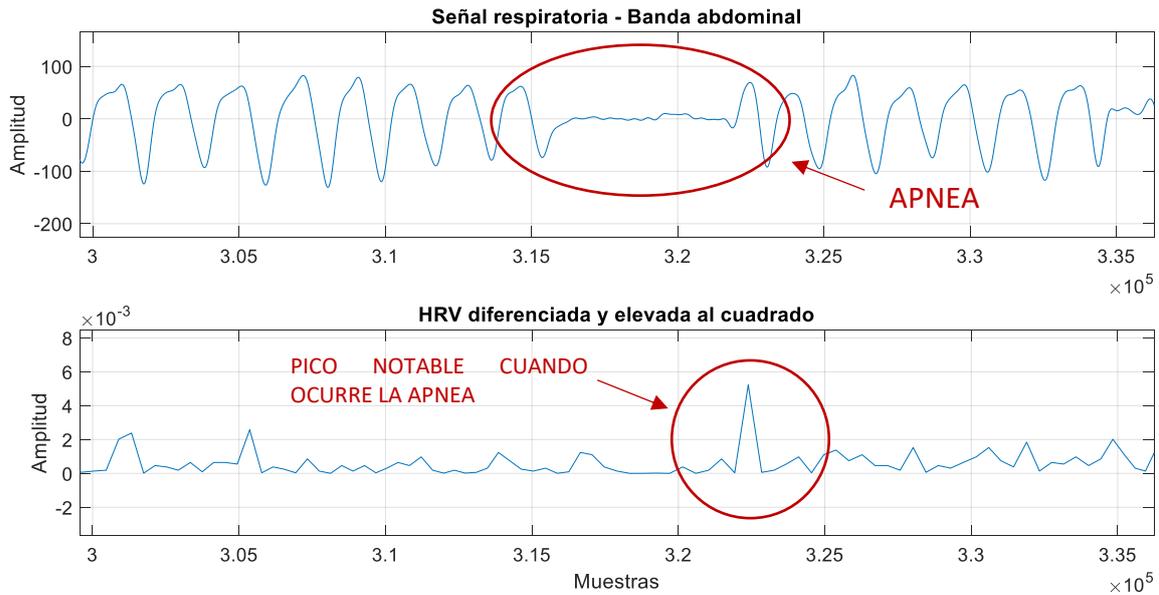


Figura 50. En la gráfica superior se muestra la señal respiratoria tomada de una banda abdominal y en la inferior, el resultado de derivar y elevar al cuadrado la señal HRV para el mismo intervalo. Marcado en rojo zona con un episodio de apnea central.

Una vez se tiene la señal de HRV diferenciada y elevada al cuadrado, se procede a implementar un algoritmo que consiga detectar dichas alteraciones en la señal. En la Figura 51 se muestra el diagrama de bloques del algoritmo desarrollado. Esta técnica analiza los picos de la señal HRV diferenciada y elevada al cuadrado en busca de notables alteraciones de amplitud, alteraciones que corresponden con falta de respiración del individuo. Si se detecta un pico que cumpla la condición de alteración en amplitud, se determina la existencia de apnea central. La condición de alteración en amplitud se cumple cuando el pico bajo estudio es superior al 180% de la media de los últimos 10 picos analizados.

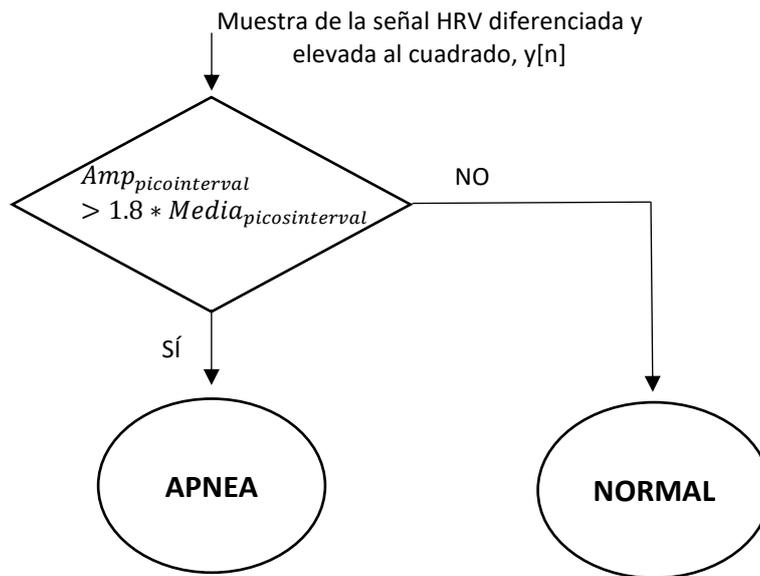


Figura 51. Diagrama de flujo que determina la existencia de apnea mediante el análisis en amplitud de la señal de HRV diferenciada y elevada al cuadrado.

En donde las variables que aparecen se definen de la siguiente manera:

- $Amp_{picointerval}$ : Es la variable que almacena los valores de amplitud de los picos de la señal HRV diferenciada y elevada al cuadrado.
- $Media_{picosinterval}$ : Es la variable que almacena la media de los últimos 10 valores de los picos detectados en la señal de HRV diferenciada y elevada al cuadrado.

### 4.3. Proceso de fusión de datos: Validación de la detección de apnea central.

Como ya se ha expuesto en apartados anteriores la detección de apnea central a partir del ECG no es un proceso trivial, debido a la complejidad de la propia señal de ECG y a todos los efectos directos e indirectos que se ven reflejados en ella. Una vez que ya se han desarrollado los diferentes algoritmos para extraer la información útil de la señal

de ECG se debe aplicar un nivel de validación de estos. Ya que en este estudio se pretende dar un nivel de certeza sobre un posible trastorno en el sueño de un paciente, este sistema debe ser lo más fiable posible. Por lo que, parece adecuado combinar toda la información de la que se disponga a la salida de los diferentes métodos de detección, para así poder indicar la presencia de apnea central con la mayor garantía.

Para llevar a cabo este proceso, a cada algoritmo se le otorgará una determinada certeza. Esta certeza tendrá un valor máximo que se determinará a partir del nivel de precisión que tenga el algoritmo en función de los resultados obtenidos de un primer entrenamiento de estos. También tendrá un valor mínimo, fijo en 0.6. Este valor mínimo establece que se ha detectado apnea central, pero el nivel en que se ha superado el umbral que determina que existe apnea central es mínimo.

Este parámetro de certeza tendrá un intervalo variable. La variación de este intervalo se regirá en función del nivel de superación de un cierto umbral de detección para cada algoritmo. Por lo que el intervalo variable de cada parámetro de certeza se determinará en función del nivel de superación de un umbral de detección y podrá variar entre el valor máximo y mínimo.

Como se verá posteriormente, en el Capítulo 5., este proceso de validación hará uso de únicamente 3 métodos de detección. Para cada método de detección se tendrán los siguientes umbrales:

- *Método de detección basado en el análisis frecuencial del EDR:* Este algoritmo contará con la variable del máximo de amplitud (*Pos\_picomáx*) como umbral de confianza. Esta variable identifica apneas centrales si su valor es inferior a 0.15 para una determinada ventana. La certeza que otorga este método,  $\alpha_{A1}$ , está representada en la Figura 52, donde el máximo valor de certeza es  $\alpha_{A1MÁX}$ . Este valor máximo de certeza se determina empíricamente tras una primera evaluación de los métodos de detección, como se verá más adelante. La gráfica mostrada en la Figura 52 se ha obtenido de forma empírica, teniendo en cuenta el comportamiento del algoritmo de detección. Del análisis de la Figura 52 se obtiene la variación del nivel de certeza  $\alpha_{A1}$  como se representa en ( 19).

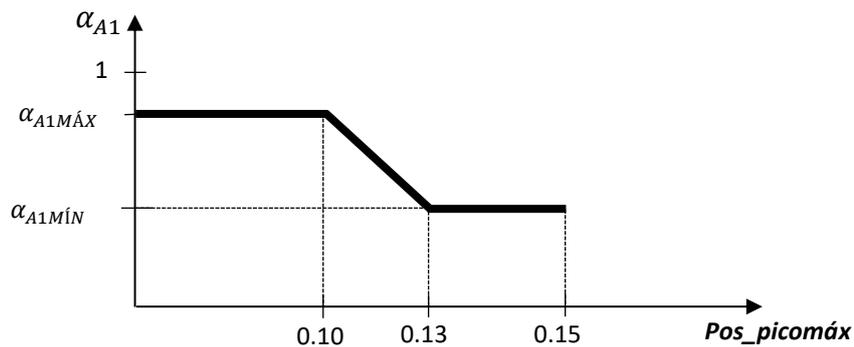


Figura 52. Variación del parámetro de certeza según el valor de la variable  $Pos\_picomáx$  respecto a un umbral.

$$\begin{aligned}
 & \text{Si } Pos_{picomáx} < 0.10 \rightarrow \alpha_{A1} = \alpha_{A1MÁX} \\
 & \text{Si } 0.10 < Pos_{picomáx} < 0.13 \rightarrow \alpha_{A1} = (\alpha_{A1MÍN} - \alpha_{A1MÁX}) * \left( \frac{100 * Pos_{picomáx} - 10}{3} \right) + \alpha_{A1MÁX} \quad (19) \\
 & \text{Si } 0.13 < Pos_{picomáx} < 0.15 \rightarrow \alpha_{A1} = \alpha_{A1MÍN}
 \end{aligned}$$

- Método de detección basado en el análisis en amplitud del EDR:** Este método de detección empleará dos técnicas basadas en el análisis en amplitud del EDR (véase el apartado 4.1. Algoritmos de detección de apneas a partir del EDR.). De manera que, este método tendrá 2 niveles de certeza,  $\alpha_{A2}$  y  $\alpha_{A3}$ , impuestos por dos umbrales, uno para cada técnica. Donde los valores máximos de certeza son  $\alpha_{A2MÁX}$  y  $\alpha_{A3MÁX}$ . Estos valores máximos de certeza se determinan empíricamente tras una primera evaluación de los métodos de detección, como se verá más adelante. El umbral de confianza para cada uno de los métodos será, G para el método que únicamente usa la técnica de diferenciación (1ª Técnica) y G2 para el método que usa la técnica de diferenciación y elevado al cuadrado (2ª Técnica), umbrales que se definen a través de las ecuaciones ( 20) y ( 21), correspondientes con los diagramas de bloques de la Figura 43 y la Figura 45 respectivamente.

$$G = \frac{Amp_{picodiff}}{Media_{picosdiff}} \quad (20)$$

$$G2 = \frac{Amp_{picodiff2}}{Media_{picosdiff2}} \quad (21)$$

Igual que para el método anterior, del análisis de la Figura 53 y de la Figura 54 se obtiene el nivel de certeza  $\alpha_{A2}$  y  $\alpha_{A3}$ . Estos niveles de certeza vienen definidos en las ecuaciones ( 22) y ( 23). Las gráficas representadas en sendas figuras también se han obtenido empíricamente, teniendo en cuenta el comportamiento de los dos métodos de detección respecto a la señal de referencia tomada mediante banda abdominal.

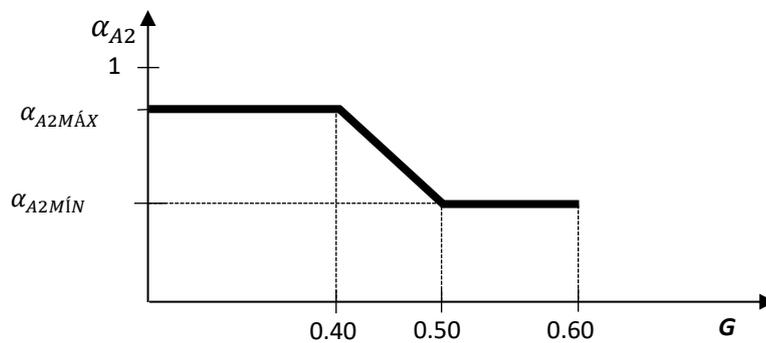


Figura 53. Variación del parámetro de certeza según el valor de la variable  $G$  respecto a un umbral.

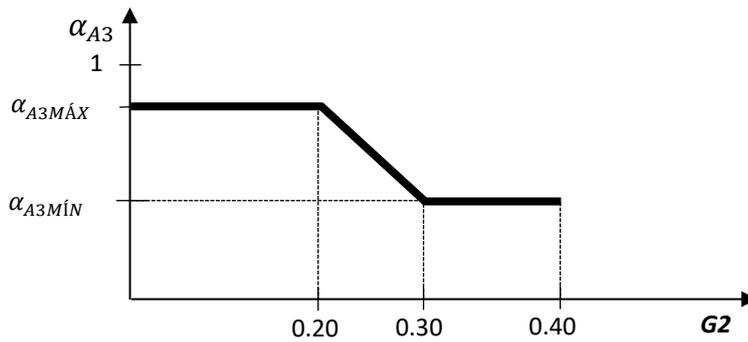


Figura 54. Variación del parámetro de certeza según el valor de la variable G2 respecto a un umbral.

$$\text{Si } G < 0.40 \rightarrow \alpha_{A2} = \alpha_{A2MÁX}$$

$$\text{Si } 0.40 < G < 0.50 \rightarrow \alpha_{A2} = (\alpha_{A2MÍN} - \alpha_{A2MÁX}) * (10 * G - 4) + \alpha_{A2MÁX} \quad (22)$$

$$\text{Si } 0.50 < G < 0.60 \rightarrow \alpha_{A2} = \alpha_{A2MÍN}$$

$$\text{Si } G2 < 0.20 \rightarrow \alpha_{A3} = \alpha_{A3MÁX}$$

$$\text{Si } 0.20 < G2 < 0.30 \rightarrow \alpha_{A3} = (\alpha_{A3MÍN} - \alpha_{A3MÁX}) * (10 * G2 - 2) + \alpha_{A3MÁX} \quad (23)$$

$$\text{Si } 0.30 < G2 < 0.40 \rightarrow \alpha_{A3} = \alpha_{A3MÍN}$$

Con el fin de poder obtener una fusión de los resultados de los diferentes métodos de detección, y así, un nivel de confianza más fiable sobre la existencia o no de apnea central en cada uno de los intervalos o muestras, el algoritmo desarrollado contará con un decisor estadístico. Este decisor estará basado en la Teoría de la Evidencia de Dempster-Shafer, cuyo proceso se muestra en el diagrama de bloques de la Figura 55. Esta teoría es adecuada cuando la información con la que contribuyen los diferentes algoritmos que se pretenden fusionar no se les puede asignar el 100% de certeza. Esta teoría probabilística puede entenderse como una extensión de la teoría

clásica de probabilidad. La principal diferencia con la teoría clásica de probabilidad radica en la consideración de la existencia de una cierta incertidumbre en cada evidencia que se presente, consideración que la teoría clásica no hace. En la teoría clásica de probabilidad, se asigna una creencia a un singleton (subconjunto unitario del conjunto propio  $\Theta$ ), y se le asigna la creencia restante a su negación. Mientras que, en la Teoría de la Evidencia no ocurre esto; cuando se tiene una nueva evidencia que reafirma la creencia en una hipótesis, la creencia restante hasta la unidad se le asigna a  $\Theta$  y no a la negación de dicha hipótesis.

Por lo que, esta teoría sostiene que se debe considerar el impacto de las evidencias, no solo sobre las hipótesis individuales, sino también sobre los conjuntos de estas. En este estudio, esta teoría ofrecerá un nivel de confianza sobre la afirmación de la existencia de apnea central, en función de los resultados que ofrezcan cada uno de los algoritmos, ya sea con la detección de un solo método o de varios en un mismo intervalo o muestra [33] [34] [35] [36].

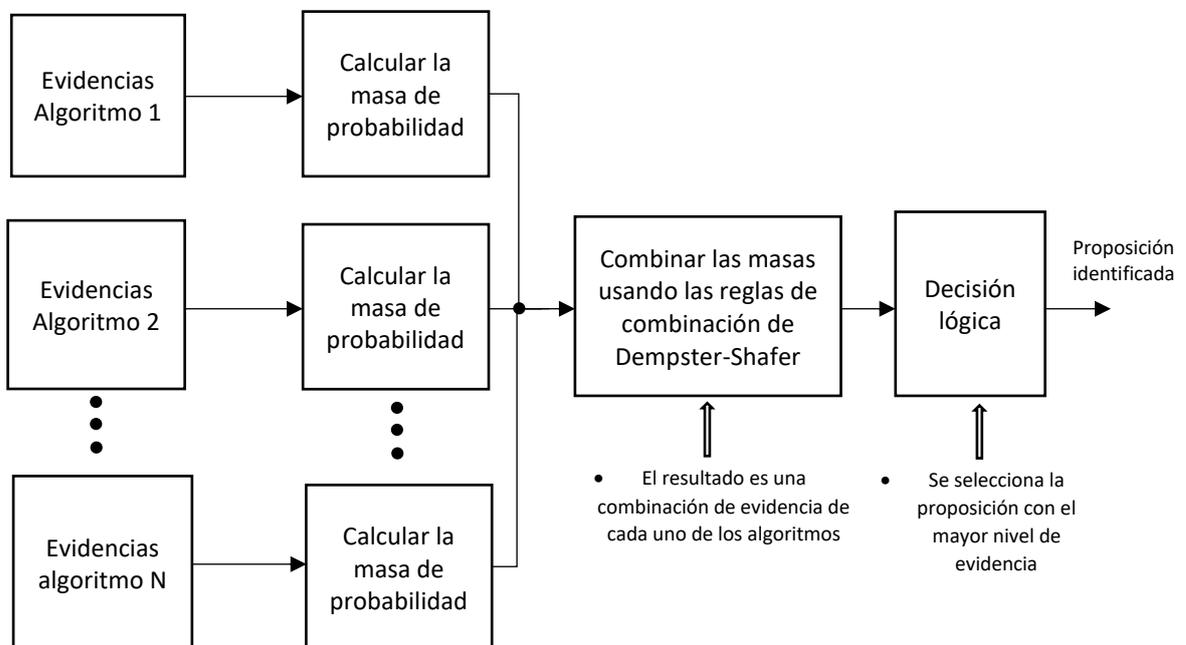


Figura 55. Proceso de fusión de datos mediante la teoría de Dempster-Shafer [36].

En el caso de este estudio, cada algoritmo deberá tener una certeza asignada sobre la existencia de apnea central. Esta certeza no es del 100% debido a las detecciones erróneas (falsos positivos) que pueda tener cada algoritmo de detección. Según la teoría de la evidencia y particularizando para este estudio, se obtendrá la siguiente certeza:

- Certeza de la existencia de apnea central ( $c|_{A(x)}$ ), denominada  $a$ , cuya masa de probabilidad ( $m_{A(x)}$ ) viene definida por la ecuación ( 24):

$$m_{A(x)}(a) = c|_{A(x)} \tag{ 24}$$

Cada algoritmo bajo estudio,  $A(x)$ , tendrá asignada una masa de probabilidad. A partir de las propuestas se obtiene el conjunto propio o espacio de discernimiento  $\Theta$ . Cuando existan situaciones en las que la suma de las masas de probabilidad de las propuestas sea menor a 1, el restante debe asignarse al espacio de discernimiento. El espacio de discernimiento está formado por la propuesta  $a$  como se muestra en la ecuación ( 25). Al sólo haber una propuesta el restante de probabilidad se puede asignar a la negación de la propuesta,  $\bar{a}$ . Las masas asignadas a  $\Theta$  representan la incertidumbre que se tiene sobre la exactitud de la interpretación de la evidencia.

$$\Theta = \{a\} \tag{ 25}$$

Con las masas de probabilidad de las propuestas y sus combinaciones se crea la siguiente matriz de probabilidad ( 26), que representa a cada algoritmo de detección:

$$m_{A(x)} = \begin{bmatrix} m_{A(x)}(a) = c|_{A(x)} \\ m_{A(x)}(\bar{a}) = 1 - c|_{A(x)} \end{bmatrix} \tag{ 26}$$

Para este estudio, de los 3 algoritmos de detección elegidos, se tendrán sus matrices de probabilidad como la mostrada en ( 26). La combinación de estas se obtiene

haciendo el producto de la primera por la traspuesta de la segunda, y el producto de la tercera por el resultado anterior traspuesto, obteniendo una matriz  $\mathbf{M}$  que contiene las masas de probabilidad de la intersección de las propuestas, tal como se indica en ( 27) y ( 29). Si alguna intersección entre propuestas es incompatible, por lo tanto, es vacía ( $\phi$ ), se redistribuye la probabilidad asignada a dichas propuestas entre las que sí son compatibles, como se muestra en la ecuación ( 28). Esta redistribución se realiza por medio de una ponderación. Esta ponderación se realiza por medio de un valor  $K$ , de manera que siempre se cumpla que la suma de todas las masas de probabilidad resultantes sea unitaria.

$$\mathbf{m}_1 = (\mathbf{m}_{A(1)}) * (\mathbf{m}_{A(2)})^T = \begin{bmatrix} \mathbf{m}_{A(1) \cap A(2)}(\mathbf{a}) & \mathbf{m}_{A(1) \cap A(2)}(\phi) \\ \mathbf{m}_{A(1) \cap A(2)}(\phi) & \mathbf{m}_{A(1) \cap A(2)}(\bar{\mathbf{a}}) \end{bmatrix} \quad (27)$$

Anulando los términos incompatibles  $\phi$  y ponderando el resto queda:

$$\mathbf{m}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{m}_{A(1) \cap A(2)}(\mathbf{a}) & 0 \\ 0 & \mathbf{m}_{A(1) \cap A(2)}(\bar{\mathbf{a}}) \end{bmatrix} \rightarrow \mathbf{m}_{1p} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}_{A(1) \cap A(2)}(\mathbf{a})_p \\ \mathbf{m}_{A(1) \cap A(2)}(\bar{\mathbf{a}})_p \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$\mathbf{M} = (\mathbf{m}_{A(3)}) * (\mathbf{m}_{1p})^T \rightarrow \mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}(\mathbf{a}) & \mathbf{m}(\phi) \\ \mathbf{m}(\phi) & \mathbf{m}(\bar{\mathbf{a}}) \end{bmatrix} \quad (29)$$

Anulando los términos incompatibles  $\phi$  y ponderando el resto queda:

$$\mathbf{M}_p = \begin{bmatrix} \mathbf{m}(\mathbf{a})_p & 0 \\ 0 & \mathbf{m}(\bar{\mathbf{a}})_p \end{bmatrix} \quad (30)$$

A continuación, se muestran un par de ejemplos para interpretar sus resultados y poder entender mejor esta técnica de fusión.

**Ejemplo 1**

Supóngase que se tienen los resultados de 3 de los algoritmos de detección de apneas centrales para una muestra determinada, con certezas de dicha existencia de  $C_{A1} = 0.70$ ,  $C_{A2} = 0.60$  y  $C_{A3} = 0.85$ . A partir de estas certezas se obtienen sus matrices de probabilidad:

$$m_{A1} = \begin{bmatrix} m_{A1}(a) = 0.70 \\ m_{A1}(\bar{a}) = 0.30 \end{bmatrix} \quad m_{A2} = \begin{bmatrix} m_{A2}(a) = 0.60 \\ m_{A2}(\bar{a}) = 0.40 \end{bmatrix} \quad m_{A3} = \begin{bmatrix} m_{A3}(a) = 0.85 \\ m_{A3}(\bar{a}) = 0.15 \end{bmatrix}$$

Siguiendo el proceso explicado con anterioridad, ahora se puede calcular la matriz de intersección  $M$ , empezando por calcular  $m_{1p}$ :

$$m_1 = (m_{A1}) * (m_{A2})^T = \begin{bmatrix} m_{A1 \cap A2}(a) & m_{A1 \cap A2}(\phi) \\ m_{A1 \cap A2}(\phi) & m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.42 & 0.28 \\ 0.18 & 0.12 \end{bmatrix}$$

Estas matrices se suelen presentar de forma tabular, de esta forma quedaría como sigue:

Primera columna  $m_{A1}$

$m_{A1}(a) = 0.70$ $m_{A1}(\bar{a}) = 0.30$	$m_{A1 \cap A2}(a) = 0.42$ $m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0.18$	$m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0.28$ $m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) = 0.12$
	$m_{A2}(a) = 0.60$	$m_{A2}(\bar{a}) = 0.40$

Última fila  $m_{A2}$

Anulando los términos incompatibles y ponderando, queda de la siguiente manera:

Primera columna  $m_{A1}$

$m_{A1}(a) = 0.70$ $m_{A1}(\bar{a}) = 0.30$	$m_{A1 \cap A2}(a) = 0.78$ $m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0$	$m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0$ $m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) = 0.22$
	$m_{A2}(a) = 0.60$	$m_{A2}(\bar{a}) = 0.40$

Última fila  $m_{A2}$

$$\mathbf{m}_{1p} = \begin{bmatrix} m_{1p}(a) = 0.78 \\ m_{1p}(\bar{a}) = 0.22 \end{bmatrix}$$

Una vez se tiene la matriz  $\mathbf{m}_{1p}$  se realiza la siguiente y última operación matricial, con la que se obtiene la matriz final  $\mathbf{M}$ :

$$\mathbf{M} = (\mathbf{m}_{A3}) * (\mathbf{m}_{1p})^T = \begin{bmatrix} \mathbf{m}(a) & \mathbf{m}(\phi) \\ \mathbf{m}(\phi) & \mathbf{m}(\bar{a}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.66 & 0.19 \\ 0.12 & 0.03 \end{bmatrix}$$

Primera columna  $\mathbf{m}_{A3}$

$m_{A3}(a) = 0.85$ $m_{A3}(\bar{a}) = 0.15$	$m_{A1 \cap A2}(a) = 0.66$ $m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0.12$	$m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0.19$ $m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) = 0.03$
	$m_{1p}(a) = 0.78$	$m_{1p}(\bar{a}) = 0.22$

Última fila  $\mathbf{m}_1$

Anulando los términos incompatibles y ponderando, queda de la siguiente manera:

Primera columna  $\mathbf{m}_{A3}$

$m_{A3}(a) = 0.85$ $m_{A3}(\bar{a}) = 0.15$	$\mathbf{m}(a) = 0.95$ $m(\phi) = 0$	$m(\phi) = 0$ $\mathbf{m}(\bar{a}) = 0.05$
	$m_{1p}(a) = 0.78$	$m_{1p}(\bar{a}) = 0.22$

Última fila  $\mathbf{m}_1$

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}(a) = 0.95 \\ \mathbf{m}(\bar{a}) = 0.05 \end{bmatrix}$$

Como resultado del ejemplo se puede apreciar que hay una evidencia muy elevada de que exista apnea central del sueño.

**Ejemplo 2**

Supóngase que se tienen los resultados de 3 algoritmos de detección de apneas centrales para una muestra determinada, con certezas de dicha existencia de  $C_{A1} = 0.65$ ,  $C_{A2} = 0$  y  $C_{A3} = 0.75$ . A partir de estas certezas se obtienen sus matrices de probabilidad:

$$m_{A1} = \begin{bmatrix} m_{A1}(a) = 0.65 \\ m_{A1}(\bar{a}) = 0.35 \end{bmatrix} \quad m_{A2} = \begin{bmatrix} m_{A2}(a) = 0 \\ m_{A2}(\bar{a}) = 1 \end{bmatrix} \quad m_{A3} = \begin{bmatrix} m_{A3}(a) = 0.75 \\ m_{A3}(\bar{a}) = 0.25 \end{bmatrix}$$

Siguiendo el proceso explicado con anterioridad, ahora hay que calcular la matriz  $M$ , empezando por calcular  $m_{1p}$ :

$$m_1 = (m_{A1}) * (m_{A2})^T = \begin{bmatrix} m_{A1 \cap A2}(a) & m_{A1 \cap A2}(\phi) \\ m_{A1 \cap A2}(\phi) & m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0.65 \\ 0 & 0.35 \end{bmatrix}$$

Estas matrices se suelen presentar de forma tabular, de esta forma quedaría como sigue:

Primera columna  $m_{A1}$

$m_{A1}(a) = 0.65$ $m_{A1}(\bar{a}) = 0.35$	$m_{A1 \cap A2}(a) = 0$ $m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0$	$m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0.65$ $m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) = 0.35$
	$m_{A2}(a) = 0$	$m_{A2}(\bar{a}) = 1$

Última fila  $m_{A2}$

Anulando los términos incompatibles y ponderando, queda de la siguiente manera:

Primera columna  $m_{A1}$

$m_{A1}(a) = 0.65$ $m_{A1}(\bar{a}) = 0.35$	$m_{A1 \cap A2}(a) = 0$ $m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0$	$m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0$ $m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) = 1$
	$m_{A2}(a) = 0$	$m_{A2}(\bar{a}) = 1$

Última fila  $m_{A2}$

$$\mathbf{m}_{1p} = \begin{bmatrix} m_{1p}(a) = 0 \\ m_{1p}(\bar{a}) = 1 \end{bmatrix}$$

Una vez se tiene la matriz  $\mathbf{m}_{1p}$  se realiza la siguiente y última operación matricial, con la que se obtiene la matriz final  $\mathbf{M}$ :

$$\mathbf{M} = (\mathbf{m}_{A3}) * (\mathbf{m}_{1p})^T = \begin{bmatrix} \mathbf{m}(a) & \mathbf{m}(\phi) \\ \mathbf{m}(\phi) & \mathbf{m}(\bar{a}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0.75 \\ 0 & 0.25 \end{bmatrix}$$

Primera columna  $\mathbf{m}_{A3}$

$m_{A3}(a) = 0.75$ $m_{A3}(\bar{a}) = 0.25$	$m_{A1 \cap A2}(a) = 0$ $m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0$	$m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0.75$ $m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) = 0.25$
	$m_{1p}(a) = 0$	$m_{1p}(\bar{a}) = 1$

Última fila  
 $\mathbf{m}_1$

Anulando los términos incompatibles y ponderando, queda de la siguiente manera:

Primera columna  $\mathbf{m}_{A3}$

$m_{A3}(a) = 0.75$ $m_{A3}(\bar{a}) = 0.25$	$\mathbf{m}(a) = \mathbf{0}$ $\mathbf{m}(\phi) = 0$	$\mathbf{m}(\phi) = 0$ $\mathbf{m}(\bar{a}) = \mathbf{1}$
	$m_{1p}(a) = 0$	$m_{1p}(\bar{a}) = 1$

Última fila  
 $\mathbf{m}_1$

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}(a) = \mathbf{0} \\ \mathbf{m}(\bar{a}) = \mathbf{1} \end{bmatrix}$$

Como resultado del ejemplo se obtiene que existe la máxima evidencia de la no detección de apnea central. Esto ha sido debido a la asignación de certezas iniciales que daba el ejemplo ( $C_{A1} = 0.65$ ,  $C_{A2} = \mathbf{0}$  y  $C_{A3} = 0.75$ ). Al otorgar al algoritmo **A2** una certeza inicial de  $\mathbf{0}$ , se produce que la intersección de las diferentes certezas, para la realización de la teoría de la evidencia de Dempster-Shafer, sean nulas. Provocando que

los valores iniciales de certeza de los otros dos algoritmos de detección sean despreciados. Por este motivo, el decisor estadístico que se desarrolla en este proyecto tendrá un valor de certeza mínimo cuando no se detecte apnea central. De esta manera, se evitará asignar una certeza absoluta al hecho de la no existencia de apnea central del sueño. Si en el ejemplo anterior (*Ejemplo 2*) se introduce este cambio y se asigna una certeza mínima de **0.20**, el ejemplo quedaría como sigue:

**Ejemplo 2 (con nivel de certeza mínimo de 0.20)**

Supóngase que se tienen los resultados de 3 algoritmos de detección de apneas centrales para una muestra determinada, con certezas de dicha existencia de  $C_{A1} = 0.65$ ,  $C_{A2} = 0$  y  $C_{A3} = 0.75$ . Debido a la existencia de un nivel de certeza mínimo para los algoritmos de detección se tienen las matrices de probabilidad:

$$m_{A1} = \begin{bmatrix} m_{A1}(a) = 0.65 \\ m_{A1}(\bar{a}) = 0.35 \end{bmatrix} \quad m_{A2} = \begin{bmatrix} m_{A2}(a) = 0.20 \\ m_{A2}(\bar{a}) = 0.80 \end{bmatrix} \quad m_{A3} = \begin{bmatrix} m_{A3}(a) = 0.75 \\ m_{A3}(\bar{a}) = 0.25 \end{bmatrix}$$

Siguiendo el proceso explicado con anterioridad, ahora hay que calcular la matriz **M**, empezando por calcular  $m_{1p}$ :

$$m_1 = (m_{A1}) * (m_{A2})^T = \begin{bmatrix} m_{A1 \cap A2}(a) & m_{A1 \cap A2}(\phi) \\ m_{A1 \cap A2}(\phi) & m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.13 & 0.52 \\ 0.07 & 0.28 \end{bmatrix}$$

Estas matrices se suelen presentar de forma tabular, de esta forma quedaría como sigue:

Primera columna $m_{A1}$		
$m_{A1}(a) = 0.65$ $m_{A1}(\bar{a}) = 0.35$	$m_{A1 \cap A2}(a) = 0.13$ $m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0.07$	$m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0.52$ $m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) = 0.28$
	$m_{A2}(a) = 0.20$	$m_{A2}(\bar{a}) = 0.80$
		Última fila $m_{A2}$

Anulando los términos incompatibles y ponderando, queda de la siguiente manera:

Primera columna  $m_{A1}$

$m_{A1}(a) = 0.65$ $m_{A1}(\bar{a}) = 0.35$	$m_{A1 \cap A2}(a) = 0.32$ $m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0$	$m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0$ $m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) = 0.68$
	$m_{A2}(a) = 0.25$	$m_{A2}(\bar{a}) = 0.75$

Última fila  
 $m_{A2}$

$$m_{1p} = \begin{bmatrix} m_{1p}(a) = 0.32 \\ m_{1p}(\bar{a}) = 0.68 \end{bmatrix}$$

Una vez se tiene la matriz  $m_{1p}$  se realiza la siguiente y última operación matricial, con la que se obtiene la matriz final  $M$ :

$$M = (m_{A3}) * (m_{1p})^T = \begin{bmatrix} m(a) & m(\phi) \\ m(\phi) & m(\bar{a}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.24 & 0.51 \\ 0.08 & 0.17 \end{bmatrix}$$

Primera columna  $m_{A3}$

$m_{A3}(a) = 0.75$ $m_{A3}(\bar{a}) = 0.25$	$m_{A1 \cap A2}(a) = 0.24$ $m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0.08$	$m_{A1 \cap A2}(\phi) = 0.51$ $m_{A1 \cap A2}(\bar{a}) = 0.17$
	$m_{1p}(a) = 0.32$	$m_{1p}(\bar{a}) = 0.68$

Última fila  
 $m_1$

Anulando los términos incompatibles y ponderando, queda de la siguiente manera:

Primera columna  $m_{A3}$

$m_{A3}(a) = 0.75$ $m_{A3}(\bar{a}) = 0.25$	$m(a) = 0.58$ $m(\phi) = 0$	$m(\phi) = 0$ $m(\bar{a}) = 0.42$
	$m_{1p}(a) = 0.38$	$m_{1p}(\bar{a}) = 0.62$

Última fila  
 $m_1$

$$M = \begin{bmatrix} m(a) = 0.58 \\ m(\bar{a}) = 0.42 \end{bmatrix}$$

Se puede observar cómo al aplicar un nivel mínimo de certeza, cuando un determinado algoritmo no detecta la existencia de apnea central, da como resultado un nivel de evidencia sobre la existencia de apnea central que concuerda con las certezas de los algoritmos restantes evitando que se anulen. Por lo que las gráficas referentes a la obtención del nivel de certeza de cada algoritmo (véase Figura 52, Figura 53 y Figura 54) modificadas quedarían de la siguiente manera:

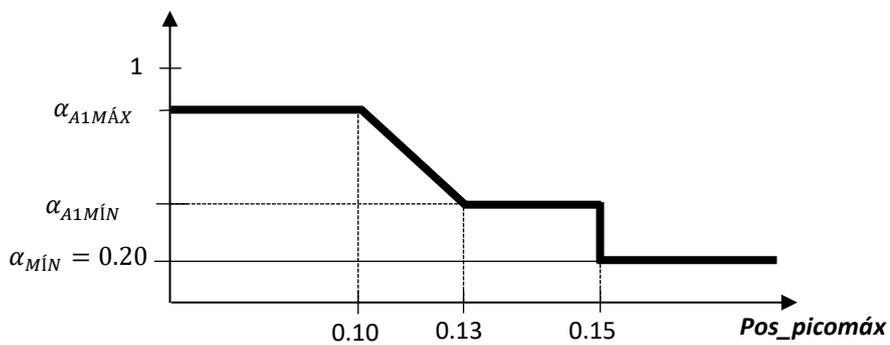


Figura 56. Variación del parámetro de certeza según el valor de la variable  $Pos\_picomáx$  respecto a un umbral. Con un valor de certeza mínimo.

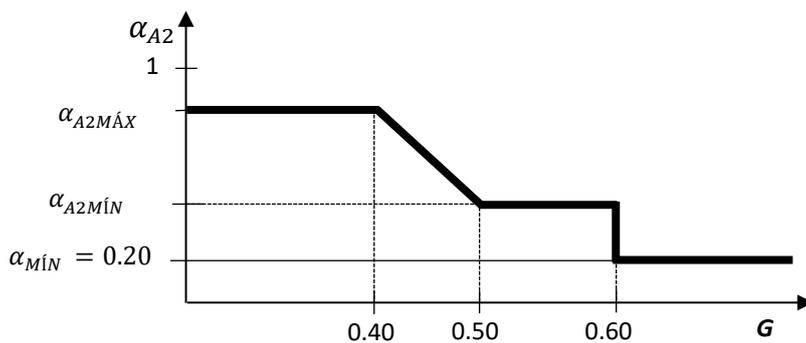


Figura 57. Variación del parámetro de certeza según el valor de la variable  $G$  respecto a un umbral. Con un valor de certeza mínimo.

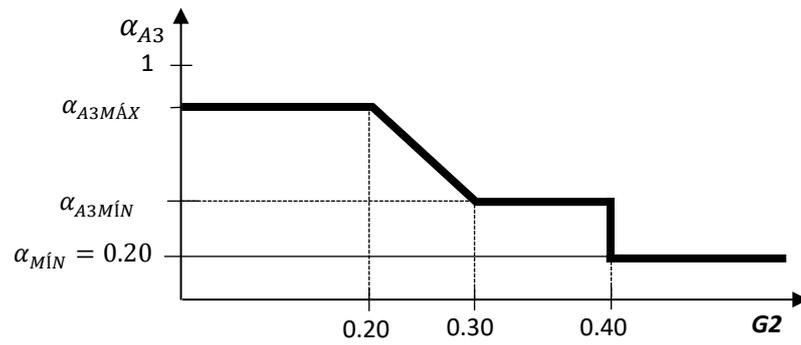


Figura 58. Variación del parámetro de certeza según el valor de la variable  $G2$  respecto a un umbral. Con un valor de certeza mínimo.



---

## Capítulo 5.

# RESULTADOS Y DISCUSIÓN

---

Una vez expuesto el funcionamiento del algoritmo de obtención de las señales derivadas de los picos R del ECG, el EDR y HRV y los diferentes métodos que se han implementado para la detección de apneas centrales, así como el proceso de fusión de datos, se procede a estudiar los resultados de cada detector. Posteriormente, se analizarán los resultados del proceso de fusión de datos. En este capítulo se mostrarán los siguientes resultados:

- Resultados del Método de detección basado en el análisis del periodo-grama de Lomb-Scargle de la señal EDR ('Método 1' en adelante).
- Resultados del Método de detección basado en el análisis temporal de la amplitud de la señal EDR diferenciada (1ª Técnica) ('Método 2' en adelante).
- Resultados del Método de detección basado en el análisis temporal de la amplitud del cuadrado de la señal EDR diferenciada (2ª Técnica) ('Método 3' en adelante).
- Resultados del Método de detección basado en el análisis temporal de la amplitud del HRV ('Método 4' en adelante).
- Resultados del proceso de fusión de datos utilizando la teoría de la evidencia de Dempster-Shafer.

Un ejemplo de los resultados que se obtendrán por cada método de detección puede verse en la Figura 59. En donde aparece en rojo la señal procedente de una banda de esfuerzo abdominal y en negro el resultado del algoritmo de detección de apneas

centrales. Cuando ocurre una apnea central el algoritmo de detección (en este caso en basado en el análisis en amplitud del EDR (1ª Técnica)) crea una marca temporal en el lugar donde la detecta y almacena dichas localizaciones. La apnea central puede observarse de manera muy clara en la señal de esfuerzo respiratorio, puesto que la señal se hace prácticamente nula. Posteriormente, se analizarán los resultados del proceso de fusión de los datos.

Para un correcto estudio de los resultados de los métodos de detección, se hará uso de los parámetros  $S_e$ ,  $S_p$  y  $A_{cc}$ , correspondientes con sensibilidad, especificidad y precisión de acuerdo con las ecuaciones ( 31), ( 32) y ( 33), respectivamente.

$$S_e(\%) = \frac{TP}{TP + FN} * 100 \tag{31}$$

$$S_p(\%) = \frac{TN}{TN + FP} * 100 \tag{32}$$

$$A_{cc}(\%) = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} * 100 \tag{33}$$

Donde TP (True Positive) y TN (True Negative) corresponden a las detecciones correctas de apnea y detecciones correctas de respiración normal. Mientras que, FP (False Positive) y FN (False Negative), corresponden con las falsas detecciones de apnea y las falsas detecciones de respiración normal.

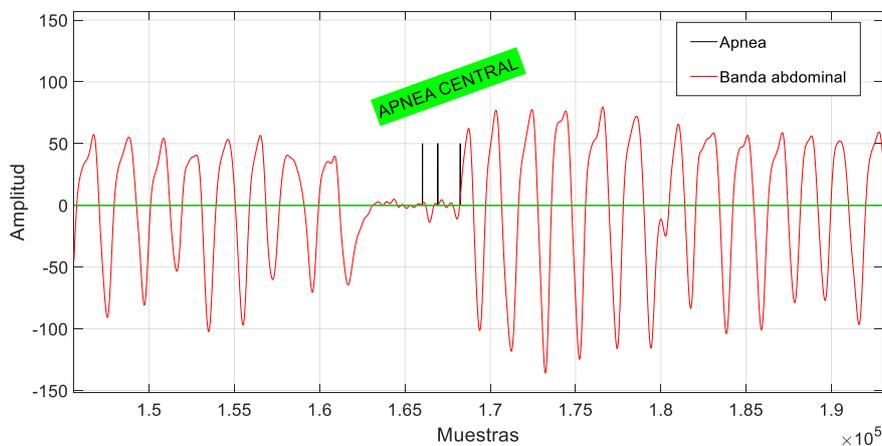


Figura 59. Ejemplo de funcionamiento del algoritmo de detección. En color rojo aparece la señal de esfuerzo abdominal y en color negro el resultado del algoritmo de detección de apneas centrales basado en el análisis de amplitud de la señal de EDR (1ª Técnica).

## 5.1. Resultados de los diferentes métodos de detección.

En este trabajo se han empleado un total de 68 muestras de apnea y 140 muestras de respiración normal para verificar el funcionamiento del algoritmo desarrollado. Para ello, se mostrarán los resultados del conjunto de todas las muestras para los 4 métodos de detección citados anteriormente. En cada método se calcularán los parámetros  $S_e$ ,  $S_p$  y  $A_{cc}$  (31)(32)(33). Estos parámetros serán los que determinarán el nivel de confianza de cada algoritmo, para después poder valorar cuál de los 4 es el que mejores resultados ofrece y poder asignar el nivel de certeza máximo de cada uno de ellos, para así, posteriormente poder realizar el proceso de fusión con el objetivo de mejorar los resultados respecto a los algoritmos de detección por separado. A continuación, se muestra la base de datos con la que se evaluarán los diferentes algoritmos.

### 5.1.1. Base de datos para el análisis de los algoritmos.

Para poder realizar la evaluación de los diferentes algoritmos de detección se ha hecho uso del polígrafo 'SOMNOtouch<sup>TM</sup>' con el que cuenta el grupo de investigación GEINTRA. Mediante dicho polígrafo se han realizado un total de 8 pruebas a 7 individuos diferentes. En la Tabla 1 se puede ver las características de las señales obtenidas. La señal de ECG obtenida mediante este polígrafo tienen una frecuencia de muestreo de 512 Hz. y una amplitud dada en micro voltios ( $\mu V$ ). También se dispone de señales de esfuerzo torácico y abdominal, además de una señal de flujo respiratorio (véase el Apéndice A.).

Este trabajo está orientado a personas adultas con edades comprendidas entre los 24 y 61 años, por lo cual, el abanico de edades bajo estudio es muy alto. En este caso se tienen 7 señales procedentes de individuos de entre 24 años y 28 años y una señal de

un individuo de 61 años. El número total de apneas centrales de las que dispone esta base de datos es de 68. Mientras que el número total de muestras de episodios normales de respiración es de 140.

<b>ID</b>	<b>Edad</b>	<b>Sexo</b>	<b>Duración de la/s prueba/s</b>	<b>N.º Apneas Centrales</b>	<b>N.º Muestras Resp. Normal</b>
<b>1</b>	24 años	Masculino	0h. 24min. 0h. 24min	0 3	4 8
<b>2</b>	23 años	Femenino	0h. 33min.	9	14
<b>3</b>	25 años	Masculino	0h. 27min.	0	3
<b>4</b>	24 años	Masculino	0h. 30min.	6	12
<b>5</b>	27 años	Masculino	0h. 34min.	11	16
<b>6</b>	28 años	Masculino	0h. 31min.	10	9
<b>7</b>	61 años	Masculino	10h. 01min.	29	74
<b>Total</b>			<b>13h. 24min.</b>	<b>68</b>	<b>140</b>

Tabla 1. Base de datos para el análisis de algoritmos obtenida mediante polígrafo SOMNOtouchTM.

### 5.1.2. Método de detección basado en el análisis frecuencial del EDR.

En este apartado se emplea el método de detección basado en el periodo-grama de Lomb-Scargle para la conversión a frecuencia de las ventanas del EDR (véase apartado 4.1. Algoritmos de detección de apneas a partir del EDR.). En la Tabla 2 se muestran los resultados obtenidos tras aplicar el algoritmo para todas las muestras disponibles (68 de apnea y 140 de respiración normal). Se ha obtenido un 88% de TP y un 90% de TN, habiendo fallado en un 22%, sumando los FP (12%) y FN (10%).

En la Tabla 3 se muestran los parámetros estadísticos de la bondad del algoritmo. Se ha obtenido una sensibilidad en torno al 81% y una especificidad en torno al 94%, lo que significa que el algoritmo es más preciso y eficiente en la detección de episodios normales. Aun así, la precisión del algoritmo está en torno al 89%, lo que está al nivel del estado del arte [4].

ID	Muestras de Apnea central		Muestras de Resp. normal	
	TP	FP	TN	FN
1	-	-	4	0
	3	0	7	1
2	6	3	13	1
3	-	-	2	1
4	6	0	6	6
5	8	3	13	3
6	10	0	8	1
7	27	2	73	1
<b>Total</b>	<b>60</b>	<b>8</b>	<b>126</b>	<b>14</b>

Tabla 2. Resultados de detección de apneas mediante el método de detección basado en el análisis frecuencial del EDR.

<b>Método de detección basado en el análisis frecuencial del EDR.</b>	
$S_e$	81.08%
$S_p$	94.03%
$A_{cc}$	89.42%

Tabla 3. Parámetros estadísticos,  $S_e$ ,  $S_p$  y  $Acc$  del algoritmo de detección de apneas centrales basado en el análisis frecuencial del EDR.

### 5.1.3. Métodos de detección basados en el análisis en amplitud del EDR.

En este apartado se emplean los 2 métodos explicados anteriormente basados en el análisis de la amplitud de la señal del EDR (véase el apartado 4.1. Algoritmos de detección de apneas a partir del EDR.). En la Tabla 4 y en la Tabla 5 se muestran los resultados obtenidos tras aplicar sendos algoritmos, 1ª y 2ª Técnica respectivamente, para todas las muestras disponibles (68 apneas y 140 de

respiración normal). Se ha obtenido un 65% de TP y un 97% de TN, habiendo fallado en un 38%, sumando los FP (35%) y FN (3%), utilizando la 1ª Técnica. Con la 2ª Técnica se ha obtenido un 79,41% de TP y un 96% de TN, habiendo fallado en un 25%, sumando los FP (21%) y FN (4%).

En la Tabla 6 se muestran los parámetros estadísticos de la bondad de ambos algoritmos de ambas técnicas de detección. Se han obtenidos sensibilidades similares en ambos casos, del 91%, mientras que la especificidad es mejor para la 2ª Técnica con un 91% frente a los 85% de la 1ª. Esta diferencia se observa también en la precisión que es del 91% para la 2ª frente a 87% de la 1ª. Todos los resultados apuntan a que el algoritmo es más preciso y eficiente en la detección de episodios normales, pero aun así la precisión de ambos algoritmos está en torno al 90%, lo que está al nivel del estado del arte [4]. En este caso ambas técnicas se basan en la misma señal y la única diferencia es que en el segundo caso se elevó al cuadrado la señal resultante para magnificar los picos. A la vista de los resultados se puede corroborar la bondad de esta técnica habitual en el procesamiento de las señales para extraer información.

<b>ID</b>	<b>Muestras de Apnea central</b>		<b>Muestras de Resp. normal</b>	
	<b>TP</b>	<b>FP</b>	<b>TN</b>	<b>FN</b>
<b>1</b>	-	-	4	0
	2	1	8	0
<b>2</b>	7	2	14	0
<b>3</b>	-	-	3	0
<b>4</b>	0	6	12	0
<b>5</b>	6	5	16	0
<b>6</b>	5	5	9	0
<b>7</b>	24	5	70	4
<b>Total</b>	<b>44</b>	<b>24</b>	<b>136</b>	<b>4</b>

*Tabla 4. Resultados de detección de apneas mediante el método de detección basado en el análisis en amplitud del EDR (1ª Técnica).*

ID	Muestras de Apnea central		Muestras de Resp. normal	
	TP	FP	TN	FN
1	-	-	4	0
	2	1	7	1
2	7	2	14	0
3	-	-	3	0
4	3	3	12	0
5	10	1	16	0
6	8	2	9	0
7	24	5	70	4
<b>Total</b>	<b>54</b>	<b>14</b>	<b>135</b>	<b>5</b>

Tabla 5. Resultados de detección de apneas centrales mediante el método de detección basado en el análisis en amplitud del EDR (2ª Técnica).

Método de detección basado en el análisis en amplitud del EDR.	1ª Técnica	2ª Técnica
$S_e$	91.67%	91.53%
$S_p$	85.00%	90.60%
$A_{cc}$	86.54%	90.87%

Tabla 6. Parámetros estadísticos,  $S_e$ ,  $S_p$  y  $A_{cc}$  de los algoritmos de detección de apneas centrales basados en el análisis en amplitud del EDR (1ª y 2ª Técnica).

#### 5.1.4. Método de detección basado en el análisis en amplitud del HRV.

En este apartado se emplea el método de detección que hace uso de la señal HRV. Este método está basado en el análisis en amplitud de la señal HRV diferenciada y elevada al cuadrado (véase el apartado 4.2. Algoritmos de detección de apneas a partir del HRV).

En la Tabla 7 se muestran los resultados obtenidos para todas las muestras disponibles (68 apneas y 140 de respiración normal). Se ha obtenido un 81% de TP y un 69% de TN, habiendo fallado en un 50%, sumando los FP (19%) y FN (31%).

En la Tabla 8 se muestran los parámetros estadísticos de la bondad del algoritmo. Se ha obtenido una sensibilidad en torno al 56% y una especificidad en torno al 88%, lo que significa que el algoritmo es más preciso y eficiente en la detección de episodios normales y es deficiente en la detección de apneas centrales. La precisión del algoritmo está en torno al 73%, lo que está por debajo del nivel del estado del arte [4]. El hecho de que estos resultados sean peores que los obtenidos mediante el análisis del EDR puede deberse a que la señal EDR obtiene información respiratoria del ECG de manera directa, mientras que, el HRV mide la variabilidad del ritmo cardiaco y la información respiratoria se obtiene de una manera indirecta.

ID	Muestras de Apnea central		Muestras de Resp. normal	
	TP	FP	TN	FN
1	-	-	3	1
	3	0	5	3
2	7	2	9	5
3	-	-	2	1
4	6	0	11	1
5	8	3	13	3
6	6	4	7	2
7	25	4	49	25
<b>Total</b>	<b>55</b>	<b>13</b>	<b>97</b>	<b>43</b>

Tabla 7. Resultados de detección de apneas mediante el método de detección basado en el análisis en amplitud del HRV.

Método de detección basado en el análisis en amplitud del HRV.	
$S_e$	56.12%
$S_p$	88.18%
$A_{cc}$	73.07%

Tabla 8. Parámetros estadísticos,  $S_e$ ,  $S_p$  y  $Acc$ , del algoritmo de detección de apneas centrales basado en el análisis en amplitud del HRV.

## 5.2. Comparación de los resultados de los diferentes métodos de detección.

A la vista de los resultados anteriores, se puede deducir que los distintos algoritmos presentan todavía una elevada tasa de FP que afecta negativamente sobre la precisión de estos; la menor tasa es de un 12% para el método de detección basado en el análisis frecuencial del EDR. La Tabla 9 recopila los resultados de los parámetros estadísticos de los distintos algoritmos presentados anteriormente. Se puede observar que la mayor sensibilidad (91%) se obtiene con el algoritmo basado en la amplitud del EDR, la especificidad (94%) con el basado en el análisis frecuencial del EDR, mientras que la mejor precisión (91%) se consigue con el algoritmo de la 2ª Técnica de la amplitud del EDR (resultados señalados en negrita). El único que no destaca en ninguno de los parámetros es el algoritmo basado en el análisis en amplitud del HRV, por lo que a priori no parece que vaya a aportar información adicional al resto. Sin embargo, los otros tres casos sí parece que pueden ser complementarios. Entonces, descartando este último método, ¿sería posible combinar los otros 3 métodos buscando sinergias entre ellos? Y si es así, ¿sería posible conseguir mejores resultados en la precisión de detección de apneas centrales? Para dar respuesta a estas preguntas, a continuación, se analizarán los resultados de la implementación del proceso de fusión de datos expuesto en el capítulo anterior.

	<i>Mediante análisis frecuencial del EDR</i>	<i>Mediante análisis en amplitud del EDR</i>		<i>Mediante análisis en amplitud del HRV</i>
		<i>1ª Técnica</i>	<i>2ª Técnica</i>	
$S_e$	81.08%	<b>91.67%</b>	91.53%	56.12%
$S_p$	<b>94.03%</b>	85.00%	90.60%	88.18%
$A_{cc}$	89.42%	86.54%	<b>90.87%</b>	73.07%

Tabla 9. Comparación de los parámetros  $S_e$ ,  $S_p$  y  $Acc$  de cada uno de los algoritmos propuestos para la detección de apneas centrales a partir del ECG.

### 5.3. Resultados del proceso de fusión de datos.

Ahora que ya están expuestos los resultados obtenidos para cada uno de los algoritmos propuestos para la detección de apneas a partir del ECG y que se ha determinado la necesidad de buscar las sinergias entre ellos, se presentarán los resultados del proceso de fusión de datos. Para ello se utilizarán solo los resultados de 3 de los métodos de detección, como se ha justificado anteriormente. El proceso de fusión se ha realizado mediante un decisor basado en la Teoría de la Evidencia de Dempster-Shafer (ver Figura 55). Para ello, se procederá a asignar un nivel de confianza a cada uno de estos 3 métodos a partir de los resultados mostrados en los apartados previos. Posteriormente se evaluará dicho proceso de fusión de datos para un nuevo conjunto de muestras, diferentes a las de la base de datos anterior.

#### 5.3.1. Asignación del nivel de confianza a cada método.

Como ya se ha explicado anteriormente, para poder asignar un nivel de confianza a cada método de detección estudiado se necesita saber qué métodos son los más fiables y qué nivel de coincidencia o de combinación poseen (véase el apartado 4.3.

Proceso de fusión de datos: Validación de la detección de apnea central.). Para ello, se ha calculado el número de apneas y episodios de respiraciones normales detectadas sobre la base de datos (68 apneas y 140 muestras de respiración normal), por cada uno de los algoritmos propuestos. También se han contabilizado las sinergias que se producen entre los diferentes algoritmos. En la Tabla 10 se muestra si los episodios de apnea central y de respiración normal son detectados por uno o varios métodos a la vez. De manera que, cuando un episodio respiratorio es detectado por varios métodos simultáneamente, este episodio se contabiliza como tal. Por ejemplo, si un episodio de apnea es detectado por los métodos 2 y 3 simultáneamente, este no se contabiliza como detectado sólo por el Método 2 ni como detectado sólo por el Método 3 sino que, se contabiliza como detectado por los Métodos 2 y 3 simultáneamente. Los métodos que se numeran en ella están detallados con anterioridad (apartado 5.1.

Resultados de los diferentes métodos de detección.) y son los siguientes:

- *Método 1*: Método de detección basado en el análisis del periodo-grama de Lomb-Scargle de la señal EDR.
- *Método 2*: Método de detección basado en el análisis temporal de la amplitud de la señal EDR diferenciada (1ª Técnica).
- *Método 3*: Método de detección basado en el análisis temporal de la amplitud del cuadrado de la señal EDR diferenciada (2ª Técnica).
- *Método 4*: Método de detección mediante el análisis temporal de la amplitud del HRV.

Del análisis de la Tabla 10, se extrae que los métodos más fiables para la detección de apneas centrales y para la detección de episodios normales de respiración, son los métodos 1, 2 y 3 (señalados en negrita y sombreados en la Tabla 10). Ya que con ellos se consigue detectar el 100% de las muestras. Esta conclusión concuerda con la obtenida en el apartado anterior en la que el Método 4 era el método con los parámetros estadísticos  $S_e$ ,  $S_p$  y  $A_{cc}$ , más desfavorables (véase la Tabla 9). Razón por la cual, el decisor estadístico del proceso de fusión de datos se implementará con solamente estos tres métodos, como ya se propuso anteriormente.

Método de detección	Apneas detectadas	Episodios de Resp. Normal detectados
<b>Sólo Método 1</b>	<b>1</b>	-
Sólo Método 2	-	-
Sólo Método 3	-	-
Sólo Método 4	-	-
Método 2 y Método 4 simultáneamente	-	-
Método 3 y Método 4 simultáneamente	-	-
<b>Método 1 y Método 4 simultáneamente</b>	<b>8</b>	<b>4</b>
<b>Método 2 y Método 3 simultáneamente</b>	<b>2</b>	-
Método 1 y Método 2 simultáneamente	-	-

<i>Método 1 y Método 3 simultáneamente</i>	-	-
<b>Método 2, Método 3 y Método 4 simultáneamente</b>	<b>5</b>	<b>13</b>
<i>Método 1, Método 3 y Método 4 simultáneamente</i>	-	-
<b>Método 1, Método 2 y Método 4 simultáneamente</b>	<b>1</b>	<b>1</b>
<b>Método 1, Método 2 y Método 3 simultáneamente</b>	<b>11</b>	<b>43</b>
<b>Método 1, Método 2, Método 3 y Método 4 simultáneamente</b>	<b>40</b>	<b>79</b>
<b>Total</b>	<b>68</b>	<b>140</b>

Tabla 10. Sinergias que se producen en la detección de apneas y episodios normales de los 4 métodos de detección bajo estudio.

Para la asignación de un nivel de confianza máximo a cada uno de los 3 métodos elegidos se realiza un análisis empírico sobre los resultados que se han obtenido en los apartados anteriores. La asignación de los diferentes niveles de confianza máximos para cada método se muestra en la Tabla 11. En esta tabla se muestra cómo a cada Método se le asigna una masa de probabilidad proporcional al valor del parámetro estadístico  $A_{CC}$ . Estas masas de probabilidad son las que se aplicarán al proceso de fusión de datos.

	$A_{CC}$	Nivel de confianza (%)	Masa de probabilidad $m_{A(x)}$
<b>Método 1 (<math>A_1</math>)</b>	90.87%	90	0.90
<b>Método 2 (<math>A_2</math>)</b>	89.42%	89	0.89
<b>Método 3 (<math>A_3</math>)</b>	86.54%	86	0.86

Tabla 11. Asignación de los niveles de confianza de cada algoritmo de detección.

### 5.3.2. Base de datos para la evaluación del proceso de fusión de datos.

Para poder evaluar el proceso de fusión de datos, se utilizarán muestras diferentes a las evaluadas anteriormente con los algoritmos en el proceso de asignación de niveles de confianza. Esta nueva base de datos (base de datos de evaluación, en

adelante) también está formada por datos recogidos con el polígrafo ambulatorio de SOMNOtouch™. La señal de ECG obtenida tiene una frecuencia de muestreo de 512Hz. y una amplitud dada en micro voltios ( $\mu\text{V}$ ). En este caso también se dispone de señales de esfuerzo torácico y abdominal, además de una señal de flujo respiratorio (véase el Apéndice A). Se cuenta con 25 muestras de apnea central extraídas de dos pruebas de polisomnografía como se recoge en la Tabla 12.

Debido a que esta base de datos tiene la finalidad de evaluar el algoritmo final (incluyendo el proceso de fusión de datos), no se recogen muestras de episodios de respiración normal. Únicamente se emplearán muestras de apnea central.

<i>ID</i>	<i>Edad</i>	<i>Sexo</i>	<i>Duración de la/s prueba/s</i>	<i>N.º Apneas Centrales</i>
<b>7</b>	61 años	Masculino	10h. 01min.	4
<b>8</b>	43 años	Masculino	5h. 44min.	21
<b>Total</b>			<b>15h. 45min.</b>	<b>25</b>

*Tabla 12. Base de datos obtenida mediante polígrafo SOMNOtouch™ para la evaluación del proceso de fusión de datos.*

### 5.3.3. Resultados del proceso de fusión de datos.

Una vez que ya se han asignado valores a los diferentes niveles de confianza de cada método de detección y además se dispone de unas nuevas muestras para su estudio, el proceso de fusión de datos y, por ende, el decisor estadístico, pueden ser implementados a la espera de obtener una mejora de los resultados de cada método de detección por separado. En este apartado se mostrarán los resultados obtenidos con el decisor estadísticos basado en la Teoría de la Evidencia de Dempster-Shafer, a partir de los métodos 1, 2 y 3, utilizando los datos de la base de datos de evaluación; todo descrito en apartados previos. La base de datos de evaluación cuenta con 25 episodios de apnea. Estos 25 episodios de apnea han sido procesados por los 3 algoritmos de detección y

posteriormente se ha hecho uso del decisor estadístico para fusionar los resultados de los algoritmos.

Los resultados obtenidos por el proceso de fusión de datos se muestran en la Figura 60, la cual, se divide en dos figuras. En la parte superior hay un diagrama de barras donde se muestran los diferentes episodios de apnea central detectados en intervalos de certeza (expresados en tanto por ciento). En la parte inferior se muestran los intervalos de interés de forma detallada.

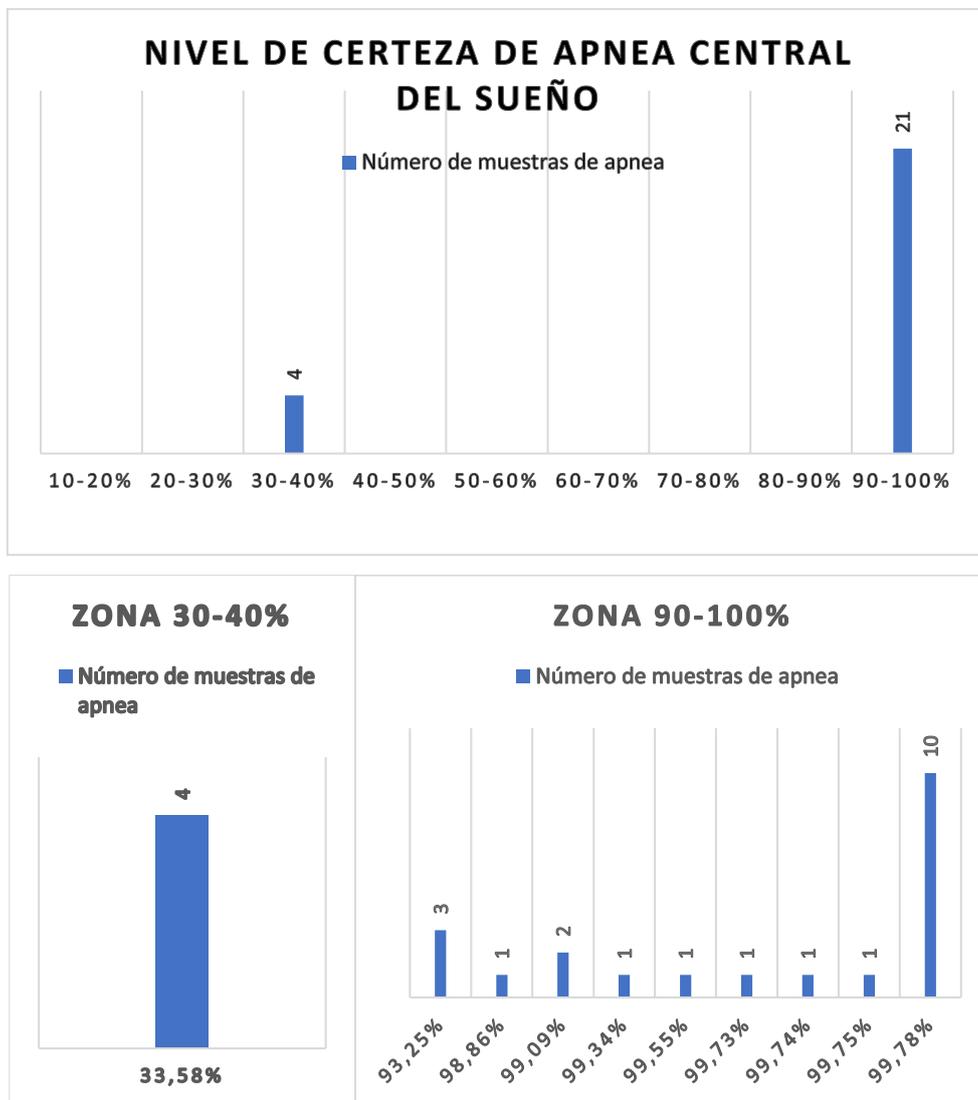


Figura 60. Resultados del proceso de fusión para la nueva base de datos. En la parte superior se muestra un diagrama de bloques con los resultados del proceso para intervalos de certeza expresados en tanto por ciento. En la parte inferior se muestran de forma detallada los intervalos de certeza donde se encuentran las muestras estudiadas.

De estos resultados se extrae que el proceso de fusión de datos tiene una detección del 100% de las muestras analizadas y, además, un 84% de detección de apneas centrales con un nivel de certeza superior al 90% y sólo un 16% de detección con un nivel de certeza del 33.58%. Por lo tanto, a la vista de los resultados, se puede concluir que la fusión mejora los resultados de los distintos métodos por separado tal y como se esperaba.



---

## Capítulo 6.

# CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

---

Este capítulo va a recoger las conclusiones de los resultados que se han obtenido en este proyecto. Para ello se hace una breve recopilación de lo obtenido. Inicialmente, cabe destacar que se han conseguido los objetivos propuestos obteniendo como resultado un algoritmo de detección de apneas centrales del sueño a partir de la señal de ECG.

En primer lugar, se han desarrollado los algoritmos de extracción de las señales EDR y HRV, señales derivadas de ECG. Concretamente un método de extracción del HRV a partir del estudio de los intervalos RR y dos métodos de extracción del EDR basados en el análisis de la amplitud de los picos R y en el análisis del área de los picos R. Del análisis de estas dos señales se intentará identificar la presencia de apneas centrales.

En segundo lugar, se han desarrollado varios algoritmos de detección de apneas centrales a partir de la señal de EDR y HRV. Los algoritmos de detección a partir del EDR se han elaborado analizando esta de forma frecuencial y temporal. El análisis frecuencial se ha basado en el periodo-grama de Lomb-Scargle obteniendo un parámetro estadístico de precisión de un 89%. Mientras que el análisis temporal de la amplitud se ha basado en dos técnicas, la primera en el estudio temporal de la amplitud para la señal EDR diferenciada y la segunda, en el estudio temporal de la amplitud para el cuadrado de la señal EDR diferenciada. Estas técnicas han reportado un 87% y un 91% de parámetro estadístico de precisión, para la 1ª y 2ª Técnica respectivamente. Por otra parte, los algoritmos de detección a partir del HRV se han elaborado analizando esta de forma frecuencial y temporal. Estos algoritmos no han superado la precisión de los desarrollados a partir de la señal EDR. Ya que la mayor precisión se ha conseguido mediante el análisis temporal de la amplitud para el cuadrado de la señal HRV diferenciada, obteniendo un parámetro estadístico de precisión de un 73%. Por lo que

se ha determinado que los algoritmos de detección basados en la señal de EDR son más fiables. Esto puede ser debido a que la señal HRV mide la variabilidad cardiaca y la información respiratoria se obtiene de una manera indirecta, al contrario que la señal EDR en donde la información respiratoria se obtiene de una manera directa a partir del ECG.

En tercer lugar, se ha desarrollado un proceso de fusión de datos con la intención de conseguir resultados más fiables. Este proceso se ha desarrollado aunando los métodos de detección analizados más precisos. Actualmente, la fusión es una de las líneas en las que se está trabajando para poder mejorar los resultados de estos algoritmos. La contribución original de este trabajo es la fusión de los métodos con mejores resultados a través de la teoría de la evidencia de Dempster-Shafer. Este proceso ha conseguido una detección completa de las muestras de apnea central que se han evaluado (100%) y, además, un 84% de detección de apneas centrales con un nivel de certeza superior al 90%, lo que hace que este estudio esté al nivel del estado del arte en detección de apneas a través del ECG. Esto demuestra la existencia de sinergias entre los algoritmos que hacen que se obtengan mejores resultados que si se usan por separado. Por lo que este proceso de fusión de datos ha resultado conveniente para este proyecto.

Por último, como trabajo futuro, se propone una primera etapa de mejora del algoritmo propuesto con un entrenamiento más exhaustivo del proceso de fusión de datos. Esto quiere decir, con más muestras de apnea central para su evaluación y de diversos pacientes (distinta edad, sexo...etc.). Esto permitiría no solo validar de forma más precisa el algoritmo propuesto, sino que permitiría hacer estudios médicos del trastorno del sueño estudiando dicha patología en función de las características de los pacientes.

Una segunda etapa de mejora consistiría en buscar alternativas para los algoritmos de detección propuestos a partir del EDR y el HRV, como el uso alternativo de otra transformada a frecuencia; como puede ser el periodo-grama GLS (Generalised Lomb-Scargle). Del mismo modo, se propone buscar alternativas al proceso de fusión de datos; usando por ejemplo lógica difusa.

El análisis de dichos datos por parte de un facultativo también permitiría mejorar los niveles de certeza con el que se puede afirmar la existencia de apnea central del sueño. De esta forma se podrían ir mejorando la precisión de los algoritmos propuestos a partir del EDR y, por lo tanto, mejorar el algoritmo basado en el decisor.

En último lugar, se propone implementar el algoritmo para su funcionamiento de forma online, haciendo uso de un buffer de entrada que almacenara intervalos de muestras. De manera que, habría que realizar un análisis de tiempos para determinar cuál sería el tamaño mínimo del buffer y el retardo mínimo que tendría el algoritmo.



---

## VII. Pliego de condiciones

---

En este apartado se mostrará el pliego de condiciones del proyecto, el cual, se dividirá en los siguientes apartados:

### A. Pliego de condiciones generales.

El presente Pliego de Condiciones Técnicas es el resumen de las características que se deberán cumplir en el desarrollo del algoritmo de detección de apneas centrales a través de la señal de ECG descrito en la memoria.

El objetivo principal de este documento es el de implementar un algoritmo de análisis del ECG capaz de:

- Estimar de forma fidedigna una señal EDR a través del ECG.
- Estimar de forma fidedigna una señal HRV a través del ECG.
- Ofrecer un nivel de certeza de la existencia de apnea central a partir de algoritmos de detección de apneas centrales mediante las señales EDR y HRV.

El proyecto está compuesto de la siguiente documentación:

- Memoria.
- Pliego de condiciones.
- Anexos.

Se entiende por documentación aquella que es de obligado cumplimiento. El resto de documentación o datos del proyecto son informativos.

## B. Pliego de condiciones particulares.

### B.1. *Requerimientos software.*

Para la realización del proyecto expuesto, ha sido necesaria la tesis doctoral de D<sup>a</sup> Raquel Gutiérrez Rivas [1] en donde se recogía el algoritmo necesario para la detección de picos R en la señal de ECG. Así mismo, se ha necesitado gran cantidad de pruebas fisiológicas (ECG y señal respiratoria de referencia) de diferentes individuos para el desarrollo y evaluación del algoritmo desarrollado, las que han constituido la base de datos de pruebas y la de validación del algoritmo.

Por otro lado, se ha hecho uso de las siguientes herramientas software comerciales:

- MATLAB<sup>®</sup> en su versión *R2017a*, herramienta que ofrece una amplia gama de software matemático necesario para abordar los desafíos algorítmicos que presenta el proyecto.
- Microsoft Office<sup>®</sup> en su versión 365, software que ofrece como una de sus herramientas el procesador de texto Microsoft Word<sup>®</sup>.

### B.2. *Requerimientos hardware.*

Para la realización de este proyecto, en cuanto al hardware usado se han empleado:

- PC portátil con las siguientes características técnicas:
  - Procesador Intel<sup>®</sup> Core™ i7-6700HQ de 6<sup>a</sup> generación con 16 GB de RAM.
  - Disco duro de 1TB mecánico y sólido de 128 GB SSD.
  - Windows 10 Home 64.
  - Tarjeta gráfica Nvidia GeForce GTX950M de 4GB dedicados.
- Polígrafo SOMNOtouch™ RESP.
- Material biomédico, formado por:
  - Cánulas nasales, para la realización de la prueba de flujo respiratorio.
  - Electrodo, para la realización de la prueba de ECG.

Por último, debido al carácter docente del presente documento, no se especifican requisitos de obligado cumplimiento en base a normativas.



---

## VIII. Presupuesto

---

### Presupuesto de ejecución material.

En este apartado se mostrará el presupuesto de ejecución material, PEM en adelante, se elabora a partir del coste de mano de obra y del material.

#### A. Mano de obra.

CATEGORÍA	HORAS	PRECIO/HORA	TOTAL
<i>Graduado</i>	6*60	30,00€	10.800,00€
<i>Documentación</i>	6*20	10,00€	1.200,00€
<b>SUMA</b>			<b>12.000,00€</b>

#### B. Material.

MATERIAL/SOFTWARE	PRECIO	UTILIZACIÓN/DURACIÓN	COSTE AL PROYECTO
<i>PC</i>	1.100,00€	6 meses / 4 años	137,50€
<i>Windows10®</i>	145,00€	6 meses / 3 años	24,20€
<i>Matlab R2017a®</i>	800,00€	6 meses / 1 año	400,00€
<i>Microsoft Office 365®</i>	69,00€	6 meses / 1 año	34,50€
<i>Polígrafo SOMNOtouch™</i>	7.000,00€	6 meses / 5 años	700,00€
<i>Pendrivel USB 16GB</i>	10,00€	6 meses / 2 años	2,50€
<i>Material ofimático</i>	50,00€	6 meses / 6 meses	50,00€
<i>Material biomédico</i>	35,00€	6 meses / 6 meses	35,00€
<b>SUMA</b>			<b>1.383,70€</b>

### Coste de ejecución material.

CONCEPTO	TOTAL
<i>Mano de obra</i>	12.000,00€
<i>Material</i>	1.383,70€
<b>SUMA</b>	<b>13.383,70€</b>

### Presupuesto por ejecución de contrata.

En el Presupuesto de ejecución por Contrata, PC en adelante, se incluye el coste de ejecución material junto con los Gastos Generales, el Beneficio Industrial y los Honorarios de dirección y redacción.

CONCEPTO	VALOR	TOTAL
<i>PEM</i>	1	13.383,70€
<i>Gastos Generales y Beneficio Industrial</i>	15% PEM	2.007,56€
<i>Honorarios de redacción</i>	7% PEM	936,86€
<i>Honorarios de dirección</i>	7% PEM	936,86€
<b>SUMA</b>		<b>17.264,98€</b>

### Presupuesto total.

CONCEPTO	VALOR	TOTAL
<i>PC</i>	1	17.264,98€
<i>IVA</i>	21%	3.625,65€
<b>SUMA</b>		<b>20.890,63€</b>

El presupuesto total del proyecto asciende a la cantidad de *veinte mil ochocientos noventa euros con sesenta y tres céntimos de euro*, 20.890,63 €.

## IX. Apéndice A.

### POLÍGRAFO *SOMNO*TOUCH™

# SOMNOtouch™ RESP

## Cardiorespiratory Screening in the size of a credit card



- Smallest screener on the market
- High resolution touch screen
- 10 channels integrated in main unit, allows easy application and maximum comfort for the patient
- Wireless data transfer in realtime
- Continuous Systolic/Diastolic blood pressure (Option)

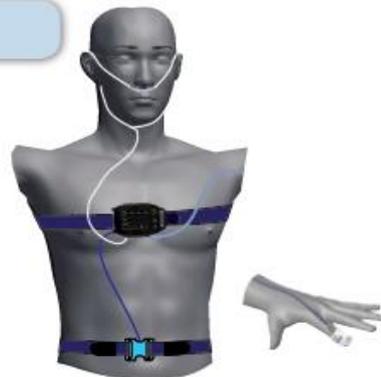
## A new generation of polygraphy

### Integrated sensors:

- Flow & Snore (nasal cannula)
- Effort - Thorax & Abdomen
- SpO<sub>2</sub>, pulse rate
- Body position
- Movement (for sleep/wake estimation)
- CPAP/BiPAP pressure

### External sensors:

- AUX-connection for extended recordings  
e.g. PLM, ECG, EEG, EOG, EMG



## Online signal check on tablet PC or mobile phone

### MobileCheck

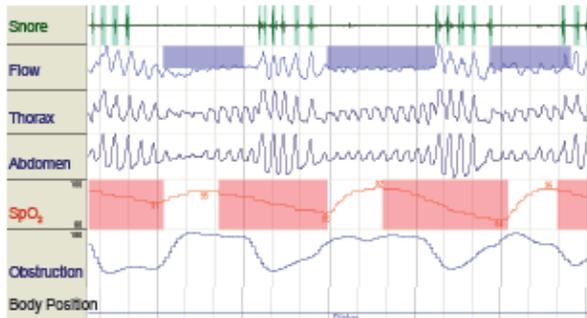
Sends a screenshot of the recording for a signal check to your mobile phone - no matter where you are.

Transfer times and periods can be programmed individually.



# SOMNOtouch™ RESP

## Data analysis and reports



- Automatic event detection and immediate report printout
- Additional respiratory analysis by (effort-based) phase angle analysis\* - autonomous from flow
- Calculation of AHI & RDI
- Manual editing

- Optional:**
- Simplified, ambulatory sleep scoring with combi electrode (1 EEG, 2 EOG, ambient light)
  - Sleep scoring according to R&K (2 EEG, 2 EOG, 1 EMG)
  - PLM detection
  - Blood pressure determination through ECG (via Pulse Transit Time, PTT)\*\*

- Reports**
- Automatic detection of artifacts
  - Standard or user defined reports

### SpO<sub>2</sub> report, respiratory report, snore report, sleep/wake report



**Datasheet SOMNOtouch™ RESP**

**26 channels**

10 Internal (Body position, movement, SpO<sub>2</sub>, pulse rate, plethysmography, Internal effort, pressure/flow sensor, CPAP-pressure sensor, snore, patient marker)

2 AUX - up to 8 channels per external connector (e.g.: 2 PLM, ECG, EEG, Combi electrode (1EEG, 2 EOG, ambient light), R&K sleep scoring (2 EEG, 2 EOG, 1 EMG), effort abdomen, RIP optional)

**Data collection / Data transfer**

Data transfer via Bluetooth, wireless data transfer in realtime  
12 bit signal resolution  
Individually adjustable recording rate from 4/s to 256/s

**Data recording**

Internal data storage, 512 MB capacity  
Charging and data transfer via docking station

**Size and weight**

84 x 55 x 18 mm, 64g (incl. battery)

**Display**

high resolution, color touch display, resolution 320 x 240 pixels

**Power supply**

Li-Ion-battery (rechargeable), up to 12 hrs. recording duration

**Analysis software DOMINO light**

\* Method and device for monitoring the respiration.  
Patent Number: DE 10 2007 035 549

\*\* Patent Numbers: DE 102005014048.3-35, EP 20060001181.4-1526, US 11/364 174 US 2006/0217616 A1, 7374542

**SOMNOmedics**

SOMNOmedics GmbH · Am Sonnenstuhl 63 · 97236 Randersacker · Germany  
Tel: +49-931/3590940 · info@somnomedics.eu · www.somnomedics.eu

© 2012 SOMNOmedics GmbH, Germany  
Printed: December 2012, Rev.0, Subject to change (without notice)

---

## X. Bibliografía.

---

- [1] R. G. Rivas, *Real-Time Early Detection of Allergic Reactions based on Heart Rate Variability*, Tesis doctoral, 2016.
- [2] «Apnea del sueño,» [En línea]. Available: <https://www.nhlbi.nih.gov/health-topics/apnea-del-sueno>. [Último acceso: 03 03 2018].
- [3] L. S. Correa, E. Laciari, A. T. Vicente Mut y R. Jané, «Sleep Apnea Detection based on Spectral Analysis of Three ECG - Derived Respiratory Signals,» de *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Minneapolis, MN, 2009.
- [4] S.-H. Fan, C.-C. Chou, W.-C. Chen y F. Wai-Chi Fang, «Real-Time Obstructive Sleep Apnea Detection from Frequency Analysis of EDR and HRV using Lomb Periodogram,» de *37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Milan, 2015.
- [5] «Pulsioxímetro,» [En línea]. Available: <https://es.wikipedia.org/wiki/Pulsioximetr%C3%ADa>. [Último acceso: 20 04 2018].
- [6] C. M. Noguerol y G. A. Seco, «Pulsioximetría,» [En línea]. Available: <https://www.fisterra.com/material/tecnicas/pulsioximetría/pulsioximetría.pdf>. [Último acceso: 04 07 2018].
- [7] «cuiddo,» [En línea]. Available: <https://www.cuiddo.es/pulsioximetro-portatil-dedo.html>. [Último acceso: 22 08 2018].
- [8] «Espirómetro,» [En línea]. Available: <https://es.wikipedia.org/wiki/Espiometr%C3%ADa>. [Último acceso: 20 14 2018].
- [9] «Espiometría,» [En línea]. Available: [http://enfisema.net/espiometria/#Descripcion\\_de\\_la\\_prueba](http://enfisema.net/espiometria/#Descripcion_de_la_prueba). [Último acceso: 04 07 2018].
- [10] «Types-of-Pulmonary-Function-Tests,» [En línea]. Available: [https://www.news-medical.net/health/Types-of-Pulmonary-Function-Tests-\(Spanish\).aspx](https://www.news-medical.net/health/Types-of-Pulmonary-Function-Tests-(Spanish).aspx). [Último acceso: 22 08 2018].
- [11] L. Díez-Picazoa, L. Barrado-Muñoz, P. Blanco-Hermo, S. Barroso-Matilla y S. E. Ramírez, «Elsevier.es,» [En línea]. Available: <http://www.elsevier.es/es-revista-semergen-medicina-familia-40-articulo-la-capnografia-los-servicios-emergencia-13135238>. [Último acceso: 04 07 2018].

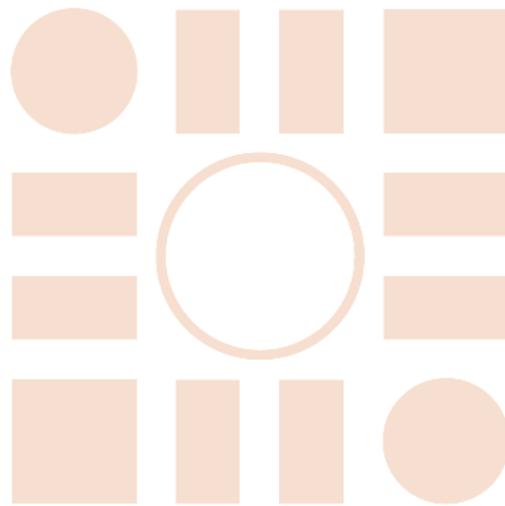
- [12] «Capnógrafo,» [En línea]. Available: <https://es.wikipedia.org/wiki/Capnograf%C3%ADa>. [Último acceso: 20 04 2018].
- [13] «arquimed,» [En línea]. Available: [http://www.arquimed.cl/productos/index.php?id\\_product=175&controller=product](http://www.arquimed.cl/productos/index.php?id_product=175&controller=product). [Último acceso: 22 08 2018].
- [14] «ECG,» [En línea]. Available: <http://www.fundaciondelcorazon.com/informacion-para-pacientes/metodos-diagnosticos/electrocardiograma.html>.
- [15] «Electrocardiography,» [En línea]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/Electrocardiography>.
- [16] G. M. Friesen, T. C. Jannett, M. a. Jadallah, S. L. Yates, S. R. Quint y H. T. Nagle, «A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 37, nº 1, pp. 85-98, 1990.
- [17] A. Tripathi y S. Ayub, «Heart Rate Variability Detection in Arrhythmia,» de *International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN)*, Jabalpur, 2015.
- [18] P. H. Charlton, T. Bonnici, L. Tarassenko, J. Alastruey, D. A. Clifton, R. Beale y P. J. Watkinson, «Extraction of respiratory signals from the electrocardiogram and photoplethysmogram: technical and physiological determinants.,» *Physiological Measurement, IPEM*, vol. 38, nº 5, 2017.
- [19] G. B. Moody, R. G. Mark, A. Zoccola y S. Mantero, «Derivation of Respiratory Signals from Multi-lead ECGs,» *Computers in Cardiology*, vol. 12, pp. 113-116, 1985.
- [20] P. H. Charlton, D. A. Birrenkott, T. Bonnici, M. A. F. Pimentel y A. E. W. Johnson, «Breathing Rate Estimation from the Electrocardiogram and Photoplethysmogram: A Review,» *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 11, pp. 2-20, 2017.
- [21] J. Pan y W. J. Tompkins, «A Real-Time QRS Detection Algorithm,» *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, nº 3, pp. 230-236, 1985.
- [22] A. Ruedin, «Universidad de Buenos Aires,» [En línea]. Available: <https://www.dc.uba.ar/events/ecimag/workshop/Transparencias-Charla-AnaRuedin.pdf>.
- [23] «Wavelets,» [En línea]. Available: <http://www.exa.unicen.edu.ar/escuelapav/cursos/wavelets/apunte.pdf>. [Último acceso: 05 07 2018].
- [24] L. Chun-Lin, «Wavelet Tutorial,» 23 02 2010. [En línea]. Available: <http://disp.ee.ntu.edu.tw/tutorial/WaveletTutorial.pdf>. [Último acceso: 22 08 2018].
- [25] D. Benitez, P. Gaydecki, A. Zaidi y A. Fitzpatrick, «The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis,» *Computers in Biology and Medicine*, vol. Volume 31, nº 5, pp. Pages 399-406, 2001.
- [26] J. Behar, J. Oster, Q. Li y G. D. Clifford, «ECG Signal Quality During Arrhythmia and Its Application to False Alarm Reduction,» *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, vol. 60, nº 6, pp. 1660-1666, 2013.
- [27] D. Birrenkott, «Respiratory Quality Index Design and Validation for ECG and PPG Derived Respiratory Data,» 11 December 2015. [En línea]. Available:

- [http://www.robots.ox.ac.uk/~davidc/pubs/transfer\\_db.pdf](http://www.robots.ox.ac.uk/~davidc/pubs/transfer_db.pdf). [Último acceso: 25 05 2018].
- [28] T.-c. Huang, H.-y. Chen y W.-C. Fang, «Real-Time Obstructive Sleep Apnea Detection Based on ECG Derived Respiration Signal,» de *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Seul, 2012.
- [29] C. Orphanidou, T. Bonnici, P. Charlton, D. Clifton, D. Vallance y L. Tarassenko, «Signal-Quality Indices for the Electrocardiogram and Photoplethysmogram: Derivation and Applications to Wireless Monitoring,» *IEEE JOURNAL OF BIOMEDICAL AND HEALTH INFORMATICS*, vol. 19, nº 3, pp. 832-8379, 2015.
- [30] MathWorks, «MathWorks,» [En línea]. Available: <https://es.mathworks.com/help/matlab/ref/spline.html>. [Último acceso: 12 06 2018].
- [31] V. Broaddus, R. J. Mason, J. D. Ernst, T. E. Stephen, C. Lazarus, J. F. Murray, A. Nadel, A. Slutsky y M. Gotway, «Central Sleep Apnea,» de *Murray and Nadel's Textbook of Respiratory Medicine (Sixth Edition)*, Elsevier, 2016, pp. 1569-1582.
- [32] J. Polanco-Martínez, «Estimación espectral de datos ambientales no equiespaciados vía el periodograma suavizado de Lomb-Scargle.,» *Analítika: Revista de Análisis Estadístico.*, vol. 8, pp. 7-23. , 2014.
- [33] M. S. Costumero y P. S. Berjas, «TEORÍA DE LA EVIDENCIA DE DEMPSTER-SHAFER,» [En línea]. Available: <http://www.it.uc3m.es/jvillena/irc/practicas/09-10/12mem.pdf>. [Último acceso: 2018 06 27].
- [34] J. M. Llorena, «Teoría de la Evidencia de Dempster-Shafer,» 05 2002. [En línea]. Available: <http://arantxa.ii.uam.es/~jmoreno/razonamiento/tevidencia.htm>. [Último acceso: 27 06 2018].
- [35] L. A. Zadeh, «A Simple View of the Dempster-Shafer Theory of Evidence and its Implication for the Rule of Combination,» *THE AI MAGAZINE*, vol. 7, nº 2, pp. 85-90, 1986.
- [36] L. A. Klein, «Dempster-Shafer evidential theory,» de *Sensor and Data Fusion: A Tool for Information Assessment and Decision Making.*, SPIE PRESS BOOK, 2012, p. 512.
- [37] A. Rizal y S. Hadiyoso, «ECG Signal Classification Using Hjorth Descriptor,» de *International Conference on Automation, Cognitive Science, Optics, Micro Electro-Mechanical System, and Information Technology*, Bandung, Indonesia., 2015.
- [38] K. M. Zechmeister y M.Kürster, «The generalised Lomb-Scargle periodogram A new formalism for the floating-mean and Keplerian periodograms,» *Astronomy & Astrophysics manuscript*, 2009.
- [39] R. Gutiérrez-Rivas, J. J. García, W. P. Marnane y Á. Hernández, «Novel Real-Time Low-Complexity QRS Complex Detector Based on Adaptive Thresholding,» *IEEE SENSORS JOURNAL*, vol. 15, nº 10, pp. 6036-6044, 2015.





Universidad de Alcalá  
Escuela Politécnica Superior



ESCUELA POLITECNICA  
SUPERIOR



Universidad  
de Alcalá