



ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA

Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Tecnología
Electrónica y Electrónica

TESIS DOCTORAL

PROCESADO Y TRANSMISIÓN DE SEÑALES BIOMÉDICAS PARA EL DIAGNÓSTICO DE TRASTORNOS Y ENFERMEDADES DEL SUEÑO

Autor

Daniel Sánchez Morillo

Directores

Juan Luis Rojas Ojeda

Wilhelm Stork

Febrero 2008

Dedicatoria

A mi esposa Ana, a mi hija Daniela,
y a mis padres, a quienes tanto debo.

"La investigación de las enfermedades ha avanzado tanto que cada vez es más difícil encontrar a alguien que esté completamente sano."

ALDOUS HUXLEY

AGRADECIMIENTOS

Mi sincero agradecimiento a los Profesores Dr. Juan Luis Rojas y Dr. Wilhelm Stork, directores de mi trabajo, por sus valiosos consejos técnicos y humanos, y por la confianza depositada en mí.

Al Doctor Antonio León, por su inestimable asesoramiento en los aspectos clínicos de esta tesis, y al personal de los Servicios de la Unidad del Sueño del Hospital Universitario “Puerta del Mar” de Cádiz.

A mis compañeros del Grupo de Investigación IBT de la Universidad de Cádiz, por su continua colaboración.

INDICE DE CONTENIDOS

CAPITULO I

INTRODUCCION	1
1.1 INTRODUCCIÓN	1
1.2 TRASTORNOS DEL SUEÑO	3
1.3 MOTIVACIÓN	4
1.4 OBJETIVOS	6
1.5 ESTRUCTURA DE LA TESIS	7
1.6 APORTACIONES	9

CAPITULO II

ANTECEDENTES	11
2.1 EL CUERPO COMO SISTEMA Y LAS SEÑALES BIOMÉDICAS	11
2.2 ORIGEN Y CARACTERÍSTICAS DE LAS SEÑALES BIOMÉDICAS	12
2.3 SENSORES BIOMÉDICOS	13
2.3.1 Micrófonos	15
2.3.1.1 Clasificación	15
2.3.1.2 Parámetros característicos	15
2.3.2 Acelerómetros	16
2.3.2.1 Principios de funcionamiento	16
2.3.2.2 Clasificación	17
2.3.2.3 Especificaciones básicas	19
2.3.2.4 Selección del acelerómetro adecuado	20
2.3.2.5 El acelerómetro en el ámbito de la bioingeniería	21
2.3.3 Adquisición y digitalización de las bioseñales	24
2.3.3.1 Acondicionamiento de la señal de aceleración	25
2.3.4 Dificultades en la adquisición y análisis de las señales	25
2.4 TRASTORNOS RESPIRATORIOS DURANTE EL SUEÑO	27
2.4.1 La apnea del sueño	27
2.4.1.1 Aspectos generales	27
2.4.1.2 Definición, concepto y fisiopatología	28
2.4.2 Tipología de los eventos respiratorios relacionados con las apneas	30
2.4.3 Manifestaciones clínicas	31
2.4.4 El escenario diagnóstico	32
2.4.4.1 Oximetría	32
2.4.4.2 Poligrafía cardiorrespiratoria	34
2.4.4.3 La polisomnografía convencional nocturna (PSG)	37
2.4.4.4 Técnicas domiciliarias alternativas en el estado del arte	40
2.4.5 Tratamiento del SAHS	41
2.4.5.1 Medidas generales	41
2.4.5.2 Otros tratamientos	42
2.5 EL DIAGNÓSTICO DE LA APNEA DEL SUEÑO: ALTERNATIVAS	44
2.5.1 Introducción	44
2.5.2 Posicionamiento del sistema propuesto	44
2.5.3 Población subsidiaria de empleo del sistema	44
2.5.4 La señal respiratoria en la práctica clínica	45
2.5.4.1 Sistemas para el registro de la actividad respiratoria	46
2.5.4.2 Sonidos y vibraciones traqueales	47

2.5.5	La señal cardiaca en la práctica clínica	48
2.5.5.1	Fisiología de la actividad cardiaca: Sistema nervioso autónomo	52
2.5.5.2	Variabilidad cardiaca	53
2.5.5.3	Relación de la variabilidad cardiaca con los trastornos del sueño	54
2.5.6	La señal ronquido en la práctica clínica	58
2.6	TÉCNICAS Y MÉTODOS GENERALES EMPLEADOS EN EL PROCESAMIENTO DE LA SEÑAL	60
2.6.1	Introducción	60
2.6.2	Análisis en el dominio temporal	60
2.6.2.1	Histogramas	60
2.6.2.2	Correlación cruzada y Autocorrelación	60
2.6.2.3	Filtros digitales	62
2.6.2.4	Decimación	65
2.6.2.5	Enventanado	66
2.6.3	Análisis en el dominio de la frecuencia	68
2.6.3.1	Transformada discreta de Fourier (DFT)	69
2.6.3.2	Método autorregresivo de Yule-Walker	70
2.6.4	Comparación de técnicas de medida: método de Bland Altman	72
2.6.4.1	Otras aproximaciones y porqué son deficientes	72
2.6.4.2	Descripción	73
2.6.4.3	Otros métodos estadísticos de análisis	73
2.7	CONCLUSIONES	75

CAPITULO III

INSTRUMENTACION Y METODOLOGIA	77	
3.1	INTRODUCCIÓN	77
3.2	SISTEMAS EN LA UNIDAD DEL SUEÑO HOSPITALARIA	78
3.3	INSTRUMENTACIÓN APORTADA	80
3.3.1	Sistema de adquisición de datos	80
3.3.2	El micrófono experimental seleccionado	81
3.3.2.1	Características	81
3.3.3	El acelerómetro experimental seleccionado	81
3.3.3.1	Características	82
3.4	MONTAJE DEL SISTEMA	83
3.5	TOMA DE DATOS Y PRUEBAS EN LABORATORIO	84
3.6	METODOLOGÍA EN LA EXPERIMENTACIÓN	86
3.6.1	Determinación de la posición del acelerómetro	86
3.6.2	Protocolo de confidencialidad de datos de los pacientes	87
3.6.3	Registro de datos experimentales en la Unidad del Sueño	87
3.6.4	Protocolo de medidas	87
3.7	GRUPO DE ESTUDIO	89
3.7.1	Altura y Peso	89
3.7.2	BMI	90
3.7.3	Circunferencia del Cuello	91
3.8	BASE DE DATOS Y SOFTWARE PARA EL PROCESAMIENTO DE SEÑALES	91
3.8.1	Software empleado en el procesamiento	92
3.9	ALGORITMOS Y TÉCNICAS ESPECÍFICAS EMPLEADAS	93
3.9.1	Técnicas aplicadas a la componente respiratoria	94
3.9.2	Técnicas aplicadas a la componente cardiaca	95
3.9.3	Técnicas aplicadas al ronquido	96
3.10	CONCLUSIONES	97

CAPITULO IV

ANALISIS Y RESULTADOS	99	
4.1	INTRODUCCIÓN	99

4.2	ESTUDIO DE LA COMPONENTE RESPIRATORIA EN EL ACELERÓMETRO	100
4.2.1	Extracción de la tasa respiratoria	101
4.2.1.1	Señales respiratorias procedentes del PSG	101
4.2.1.2	Componente respiratoria en el acelerómetro	105
4.2.1.3	Validación de los resultados	109
4.2.2	Estudio de la relación S/N y su vinculación a factores fisiológicos	114
4.2.2.1	Correlación y análisis de regresión simple y múltiple	115
4.2.3	Aplicación a la ayuda a la detección del Síndrome de Apnea del Sueño	117
4.2.3.1	Modelado de la señal respiratoria	117
4.2.3.2	Parámetros para el análisis	118
4.2.3.3	Detección automática de eventos de apnea	119
4.2.3.4	Resultados	121
4.3	ESTUDIO DE LA COMPONENTE CARDIACA EN EL ACELERÓMETRO	129
4.3.1	Introducción	129
4.3.2	Procesado de la señal ECG	130
4.3.2.1	Captación de la señal cardiaca	130
4.3.2.2	Preprocesado	132
4.3.2.3	Detección de crestas R	135
4.3.3	Procesado de la señal cardiaca en el acelerómetro	137
4.3.3.1	Captación de la señal cardiaca	137
4.3.3.2	Preprocesado	137
4.3.3.3	Detección de latidos	139
4.3.4	Postprocesado	142
4.3.4.1	Filtrado de artefactos	143
4.3.4.2	Latidos ectópicos	144
4.3.4.3	Latidos no detectados	145
4.3.4.4	Eliminación de la tendencia, para extraer la componente estacionaria, por medio de la Teoría de la Regularización	145
4.3.4.5	Remuestreo de la señal VFC no uniformemente muestreada	146
4.3.4.6	Construcción de la serie	147
4.3.5	Restricciones en la duración de las series RR	147
4.3.6	Métodos lineales de análisis de la señal VFC	148
4.3.6.1	Análisis en el dominio temporal	148
4.3.6.2	Análisis en el dominio de la frecuencia	152
4.3.7	Análisis no lineal de la señal VFC	158
4.3.7.1	Métodos geométricos: Poincaré	158
4.3.7.2	Resultados del análisis estadístico de los índices de Poincaré	159
4.3.8	Método propuesto para la detección del SAHS mediante el análisis espectral de la señal de variabilidad	162
4.3.8.1	Algoritmo	162
4.4	ESTUDIO DE LA COMPONENTE RONQUIDO EN EL ACELERÓMETRO	166
4.4.1	Introducción	166
4.4.2	Preprocesado	167
4.4.2.1	Decimación	167
4.4.2.2	Componente de continua, normalización y prefiltrado	167
4.4.3	Reducción de ruido: Sustracción espectral	168
4.4.4	Enventanado	173
4.4.5	Determinación del Pitch del ronquido	173
4.4.5.1	Método AC	174
4.4.5.2	Centre Clipping	175
4.4.5.3	Detección de picos	176
4.4.6	Análisis estadístico comparativo de los resultados	176
4.5	CONCLUSIÓN	179

CAPITULO V

DISCUSION DE LOS RESULTADOS.....	181
5.1 INTRODUCCIÓN.....	181
5.2 RESULTADOS RELATIVOS A LA COMPONENTE RESPIRATORIA EN EL ACELERÓMETRO	181
5.2.1 Monitorización respiratoria, SNR y registros de larga duración.....	183
5.2.1.1 Detección del SAHS mediante la componente respiratoria.....	185
5.3 RESULTADOS RELATIVOS A LA COMPONENTE CARDIACA EN EL ACELERÓMETRO	186
5.3.1 Detección del SAHS mediante la componente cardiaca	188
5.4 RESULTADOS RELATIVOS A LA SEÑAL RONQUIDO CAPTADA EN EL ACELERÓMETRO .	189
5.4.1 Detección del SAHS mediante la componente ronquido	190

CAPITULO VI

PROTOTIPO FISICO.....	191
6.1 INTRODUCCIÓN.....	191
6.2 REQUISITOS DE DISEÑO.....	192
6.3 CONVERSIÓN A/D Y TRANSMISIÓN	193
6.3.1 Conversión A/D	193
6.3.2 Bluetooth.....	193
6.3.2.1 El perfil SPP	194
6.4 POCKET PC	196
6.5 ACELERÓMETRO	196
6.6 ENTORNO DE DESARROLLO	197
6.6.1 Interfaz de usuario.....	197
6.7 SINTAXIS DE TRANSFERENCIA	198
6.8 CONCLUSIÓN.....	199

CAPITULO VII

CONCLUSIONES.....	201
ANEXO	204
REFERENCIAS.....	206

INDICE DE TABLAS

Tabla I. Diferentes sensores físicos y variables afectadas.	13
Tabla II. Algunos ejemplos de aplicación biomédica de los sensores físicos.....	14
Tabla III. Señales bioeléctricas detectadas por los electrodos de biopotenciales.	14
Tabla IV. Acelerómetros: Tipos y aplicaciones.....	22
Tabla V. Prevalencia de apneas-hipopneas y SAHS en la población.	29
Tabla VI. Definiciones más comúnmente aceptadas del SAHS.	30
Tabla VII. Episodios apneicos: definiciones [51].....	31
Tabla VIII. Dispositivos portátiles para la detección del SAHS, testados de forma rigurosa [62].	41
Tabla IX. Bandas y rangos de frecuencia de Milton para la señal de VFC.	55
Tabla X. Estrategias para el diseño de filtros FIR.	62
Tabla XI. Estrategias para el diseño de filtros IIR.....	65
Tabla XII. Características de las diferentes ventanas analizadas.....	68
Tabla XIII. Parámetros para los filtros recomendados. TC hace referencia a la constante de tiempo. Fuente SEPAR.	78
Tabla XIV. Frecuencias de muestreo empleadas en la unidad del sueño hospitalaria.	79
Tabla XV. Características del sistema de adquisición de datos.	80
Tabla XVI. Detalles técnicos del micrófono de experimentación	81
Tabla XVII. Características dinámicas del acelerómetro utilizado.....	82
Tabla XVIII. Resumen de características de los sensores empleados en la toma de datos.....	84
Tabla XIX. Protocolo de medidas.	88
Tabla XX. Características del grupo de 35 pacientes.	89
Tabla XXI. Datos medidos y recopilados de los sujetos a estudio.	90
Tabla XXII. Respiración fisiológica según la MEES.	95
Tabla XXIII. Estadísticas Bland Altman	110
Tabla XXIV. Valor medio de la relación SNR para uno de los sujetos sometidos a estudio, normalizado por la frecuencia de muestreo.....	115
Tabla XXV. Correlación estadística entre los parámetros morfológicos y la relación SNR medida en la banda respiratoria de la señal del acelerómetro.....	116
Tabla XXVI. Análisis de regresión múltiple con SNR como variable dependiente.	116
Tabla XXVII. Análisis de la varianza.....	116
Tabla XXVIII. Resultados obtenidos mediante el algoritmo de clasificación y el screening manual realizado por un especialista.	128
Tabla XXIX. Datos Estadísticos relativos a la eficiencia en la detección de crestas R mediante los algoritmos propuestos aplicados a las señales ECG y Acelerometría.....	142
Tabla XXX. Parámetros temporales estadísticos empleados en la series nocturnas registradas.....	149
Tabla XXXI. Parámetros frecuenciales empleados en la series nocturnas registradas.	152

Tabla XXXII. Parámetros SD1 y SD2 calculados a partir de los diagramas de Poincaré para cada sensor y para cada uno de los segmentos analizados	160
Tabla XXXIII. Energías medias calculadas totales para los grupos de estudio.....	163
Tabla XXXIV. Pitch determinado a partir de la señal de acelerometría y de la señal procedente del micrófono para cada uno de los eventos analizados.....	177
Tabla XXXV. Coeficientes de correlación e intervalos de confianza para los distintos índices temporales estadísticos	187
Tabla XXXVI. Coeficientes de correlación e intervalos de confianza para los índices frecuenciales normalizados, obtenidos mediante técnicas basadas en la DFT y técnicas autorregresivas (AR).....	187
Tabla XXXVII. Coeficientes de correlación e intervalos de confianza para los índices no lineales de Poincaré SD1 y SD2	187
Tabla XXXVIII. Coeficientes de correlación e intervalos de confianza en el cálculo del Pitch del ronquido mediante acelerometría	189
Tabla XXXIX. El convertidor A/D.	193
Tabla XL. Parámetros de la comunicación Bluetooth	195
Tabla XLI. Características de la PPC.	196

INDICE DE FIGURAS

Figura 1. Principios de funcionamiento de un acelerómetro	16
Figura 2. Acelerómetro Piezoeléctrico	17
Figura 3. Acelerómetro Piezorresistivo	18
Figura 4. Descripción generalizada de los episodios de apnea [54].	28
Figura 5. Detalle de un pulsioxímetro convencional de BioMedical Instruments	33
Figura 6. Registro polisomnográfico respiratorio (PR)	34
Figura 7. Registro polisomnográfico nocturno completo (PSG)	37
Figura 8. Hipnograma de sueño.....	39
Figura 9. Algoritmo de tratamiento del SAHS [61].....	42
Figura 10. Algoritmo de diagnóstico domiciliario del SAHS [61].....	44
Figura 11. Mecanismos respiratorios.....	48
Figura 12. Espectros de las diferentes componentes cardiacas.....	49
Figura 13. Señales de ECG y FCG, con las posiciones en el tiempo de los puntos R y S1, los intervalos RR, S1S1 y RS1 en los latidos k y k+1.....	51
Figura 14. Vinculación del sistema central autónomo y la presión sanguínea con la apnea.....	54
Figura 15. Método de Maier para la diagnosis del SAHS	55
Figura 16. Oscilaciones típicas en la VFC asociadas al SAS en el rango 0.01-0.04Hz.....	56
Figura 17. Espectros de potencia de los segmentos predefinidos. El segmento (800-1050 seg.), no fue analizado espectralmente (se trata de un despertar). (b) Espectro de potencia de entre 0-800 seg. (c) Espectro de potencia de entre 1050-2620 seg., (d) Espectro de potencia de entre 2620-2910 seg. El ratio de potencia en el rango de apnea en relación a la potencia total es indicado con la variable r.	57
Figura 18. Representaciones esquemáticas del desarrollo de disfunciones cerebro vascular y cardiaco relacionadas con el SAHS [123]	57
Figura 19. Filtro de Hanning MALP. a) Diagrama de flujo de señal b) Diagrama Polo-Cero.	63
Figura 20. Respuesta en frecuencia para el filtro de Hanning MALP.	64
Figura 21. Filtrado LP previo al operador <i>downsampling</i>	66
Figura 22. Proceso de inventanado de una señal.....	67
Figura 23. Sistema de adquisición de datos empleado en la PSG convencional	78
Figura 24. Segmento de 10 épocas correspondientes al polisomnograma de un paciente internado de la Unidad de Sueño Puerta del Mar.	79
Figura 25. Front-End 3560-B-020 de Bruel&Kjaer.....	80
Figura 26. Conexión entre equipo de toma de datos y el PC portátil.....	80
Figura 27. El micrófono free-field empleado.	81
Figura 28. Respuesta en frecuencia del micrófono 4188-A-021	81
Figura 29. Acelerómetro Endevco, Modelo 752A12.....	82
Figura 30. Respuesta en frecuencia del acelerómetro 752A12.....	82

Figura 31. Montaje del sistema de toma de datos paralelo al Polisomnógrafo.....	83
Figura 32. Montaje del Equipo en la sala de control.	84
Figura 33. Segmento de la señal captada por el acelerómetro y representada en tiempo real durante un experimento en la unidad del sueño hospitalaria.....	85
Figura 34. Segmento de la señal captada por el micrófono y representada en tiempo real durante un experimento en la unidad del sueño hospitalaria.....	85
Figura 35. Posiciones para la medida con el acelerómetro.	86
Figura 36. Escenario principal para la gestión de la base de datos biomédica	91
Figura 37. Detalle de señal del acelerómetro en ausencia de ronquidos, conteniendo información de la actividad cardiorrespiratoria.....	93
Figura 38. Detalle de señal del acelerómetro en presencia de ronquidos. Se aprecia, información de la actividad cardiorrespiratoria y roncadora.....	93
Figura 39. Cálculo de la tasa respiratoria en las señales procedentes del PSG.....	101
Figura 40. Señales respiratorias, cardíaca y acústica sincronizadas, procedentes de las distintas fuentes para un segmento del registro del paciente P05.	102
Figura 41. Procesado de un segmento de la señal respiratoria procedente del termistor para un segmento del registro del paciente P05.	104
Figura 42. Procesado de un segmento de la señal respiratoria combinada (ERC) procedente de las galgas torácicas y abdominales.	104
Figura 43. Cálculo de la tasa respiratoria para la señal de acelerometría	105
Figura 44. Decimación con filtrados FIR e IIR de la señal original de acelerometría.....	106
Figura 45. Atenuación de anomalías o glitches en la señal original	106
Figura 46. Segmento de señal de aceleración filtrada mediante un filtro FIR LP de orden 40 y frecuencia de corte $f_c=1.5\text{Hz}$	107
Figura 47. Procesado de un segmento de la señal respiratoria procedente del acelerómetro para un segmento del registro del paciente P05.	108
Figura 48. Tasa respiratoria (respiraciones por minuto) calculada para a partir de la señal de aceleración, para el paciente P05. Se identifican los eventos apneicos detectados.	108
Figura 49. Tasa respiratoria (respiraciones por minuto) calculada para cada una de tres fuentes de información analizadas.	109
Figura 50. Diagrama Bland-Altman que representa la tasa respiratoria medida con el sensor de aceleración vs. el mismo parámetro valorado con el termistor.	111
Figura 51. Diagrama Bland-Altman que representa la media de la tasa respiratoria medida con el acelerómetro y el termistor frente a la diferencia entra las tasas respiratorias calculadas con ambos sensores	111
Figura 52. Histogramas con la distribución de las diferencias entre las tasas respiratorias calculadas con el acelerómetro y el sensor de flujo.	112
Figura 53. Diagrama Bland-Altman que representa la tasa respiratoria medida con el acelerómetro vs. el mismo parámetro medido con las galgas de esfuerzos.....	113

Figura 54. Diagrama Bland-Altman que representa la tasa respiratoria medida con el acelerómetro vs. el mismo parámetro medido con los sensores de esfuerzos torácicos y abdominales.....	113
Figura 55. Histogramas con la distribución de las diferencias entre las tasas respiratorias calculadas con el acelerómetro y los sensores de esfuerzos.....	114
Figura 56. Espectro de Potencia y conceptos en la valoración de la relación SNR.....	114
Figura 57. Una señal respiratoria típica con presencia de distintos fenómenos respiratorios.....	117
Figura 58. Raíces reales conjugadas del polinomio auxiliar construido con los coeficientes del modelo autorregresivo de segundo orden	119
Figura 59. Parámetros de entrada y salida para el algoritmo de detección de eventos de apnea en la señal de acelerometría.....	119
Figura 60. Algoritmo de detección de eventos de apnea en la señal de acelerometría.....	120
Figura 61. Energía de la señal respiratoria extraída del acelerómetro para el registro completo de un sujeto.....	121
Figura 62. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Hypopnea Obstruktiva. Paciente 26, Episodio nº27. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto.....	122
Figura 63. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Hypopnea Central. Paciente 26, Episodio nº35. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto.....	123
Figura 64. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Hypopnea Mixta. Paciente 26, Episodio nº62. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto.....	124
Figura 65. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Apnea Obstruktiva. Paciente 26, Episodio nº51. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto	125
Figura 66. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Apnea Mixta. Paciente 26, Episodio nº65. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto.....	126
Figura 67. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Apnea Central. Paciente 26, Episodio nº72. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto.....	127
Figura 68. Procesado general de la señal ECG y de la señal de aceleración para la obtención de la serie RR libre de errores	131
Figura 69. La Serie RR (k) construida a partir de un registro electrocardiográfico recogido en la Unidad del Sueño	131
Figura 70. Preprocesado de la señal electrocardiográfica.....	132
Figura 71. Electrocardiograma con interferencia de red. Respuesta temporal (izda.), y respuesta en frecuencia (dcha.).....	133
Figura 72. Señal electrocardiográfica procedente de los registros de la Unidad del Sueño.....	133
Figura 73. Resultados de la aplicación de los principales métodos de eliminación de la deriva basal a una señal ECG.....	134

Figura 74. Aplicación de los distintos criterios detallados para la eliminación de la línea basal electrocardiográfica a un registro real de la Unidad del Sueño Hospitalaria.	135
Figura 75. Algoritmo de Pan-Tompkins: etapas de filtrado aplicadas a un segmento de un ECG	136
Figura 76. Etapas de preprocesado de la señal de aceleración.....	137
Figura 77. Filtrado FFT con $f_c=0.67$ Hz aplicado con objeto de eliminar la componente basal de la señal cardíaca contenida en el acelerómetro.	138
Figura 78. Modelado <i>Simulink</i> para el algoritmo de Pan y Tompkins.....	139
Figura 79. Algoritmo de Pan-Tompkins: etapas de filtrado aplicadas a una señal de acelerometría	140
Figura 80. Detección de crestas R en la señal de acelerometría, y detección/corrección de artefactos y latidos anómalos.	141
Figura 81. Etapas de postprocesado de la serie RR resultante del proceso de detección.....	143
Figura 82. Filtro '8' de Sapovnikov.	144
Figura 83. Código Matlab para la operación de 'detrending' [209].	146
Figura 84. Algoritmo de Berger et al (a) Segmento de una señal ECG (b) Muestras de la tasa cardíaca y su correspondencia en la señal ECG en (a), calculadas mediante el algoritmo de Berger.....	146
Figura 85. Tacogramas extraídos a partir de la señal ECG (figura superior) y de la señal de aceleración (figura inferior) para un registro de 10 épocas	147
Figura 86. Diagrama de flujo descriptivo para la obtención de una señal válida de variabilidad cardíaca, de acuerdo al tipo de estudio deseado.....	148
Figura 87. Parámetros temporales estadísticos extraídos a partir de la señal ECG (a) y de la señal de aceleración (b) para un registro de 10 épocas.	149
Figura 88. Regresión lineal (a) y Diagramas de Bland Altman (b) comparativos ECG-Acelerómetro para los parámetros temporales estadísticos RRMedio, STD(RR) y FC Media	150
Figura 89. Regresión lineal (a) y Diagramas de Bland Altman (b) comparativos ECG-Acelerómetro para los parámetros temporales estadísticos RMSSD, NN50 y pNN50.....	151
Figura 90. Análisis frecuencial y resultados del cálculo de los parámetros típicos del sistema autonómico cardíaco mediante técnicas no Autorregresivas (DFT), a partir de la señal ECG (a) y de la señal de aceleración (b) para un registro de 10 épocas.	153
Figura 91. Análisis frecuencial y resultados del cálculo de los parámetros típicos del sistema autonómico cardíaco mediante técnicas Autorregresivas (AR), a partir de la señal ECG (a) y de la señal de aceleración (b) para un registro de 10 épocas.	154
Figura 92. Regresión lineal (a) y Diagramas de Bland Altman (b) comparativos ECG-Acelerómetro para los parámetros frecuencias Potencia Normalizada LF, Potencia Normalizadas HF y Ratio LF/HF, obtenidos por procesamiento no autorregresivo (DFT).....	156
Figura 93. Regresión lineal (a) y Diagramas de Bland Altman (b) comparativos ECG-Acelerómetro para los parámetros frecuencias Potencia Normalizada LF, Potencia Normalizadas HF y Ratio LF/HF, obtenidos por procesamiento autorregresivo (AR)	157
Figura 94. Diagrama de Poincaré de una serie RR	158
Figura 95. Diagramas de Poincaré y parámetros típicos calculados a partir de la señal ECG (a) y de la señal de aceleración (b).....	159

Figura 96. Regresión lineal y Diagramas de Bland Altman comparativos ECG-Acelerómetro para los parámetros no lineales SD1 y SD2.....	161
Figura 97. Diagrama de flujo descriptivo del procedimiento para la detección de SAS a partir de la señal de variabilidad cardiaca.....	162
Figura 98. Excitación de la señal de variabilidad cardiaca en presencia de un evento de apnea.....	163
Figura 99. Energía media de la señal VFC para cada sujeto del experimento.....	164
Figura 100. Energía media de la señal VFC cada 5 minutos para cada sujeto del grupo de sujetos con SAHS.....	164
Figura 101. Energía media de la señal VFC cada 5 minutos para cada sujeto del grupo de sujetos sin SAHS.....	165
Figura 102. Procesado para la extracción del Pitch asociado al ronquido.....	166
Figura 103. Preprocesado común para las señales procedentes del micrófono y el sensor de aceleración.....	167
Figura 104. (a) Señal de acelerometría registrada, (b) Señal registrada por el sensor de aceleración, sin componente de continua, normalizada y filtrada mediante un filtro Butterworth BP con banda de paso entre 20 y 200Hz, (c) Señal original registrada por el micrófono de experimentación.....	167
Figura 105. Etapas en la técnica de atenuación espectral.....	169
Figura 106. Algoritmia para la técnica de atenuación espectral.....	170
Figura 107. (a) Señal de acelerometría preprocesada sin componente de continua, normalizada y filtrada mediante un filtro Butterworth BP con banda de paso entre 5 y 200 Hz, (b) Señal registrada por el sensor de aceleración, preprocesada y con reducción de ruido mediante sustracción espectral, (c) Señal original registrada por el micrófono de experimentación, (d) Señal original registrada por el micrófono de experimentación, con reducción de ruido mediante sustracción espectral.....	171
Figura 108. Espectrogramas de las señales de acelerometría y micrófono, preprocesadas con reducción de ruido, correspondientes a diversos eventos continuados.....	172
Figura 109. Densidad Espectral de Potencia estimada mediante el criterio autorregresivo Yule Walker, para las señales de acelerometría y micrófono, preprocesadas con reducción de ruido, correspondientes a diversos eventos continuados.....	172
Figura 110. Esquema de detección del Pitch basado en AC con Centre Clipping.....	174
Figura 111. Centre Clipping.....	175
Figura 112. Trama de 100ms de la señal de acelerometría preprocesada (trazo continuo azul) y sometida a Centre-Clipping con umbral del 50% (trazo discontinuo rojo).....	175
Figura 113. Trama de 100ms de la señal de acelerometría con Centre-Clipping con umbral del 50% (trazo discontinuo azul) y resultado del cálculo de la función de autocorrelación para la determinación del Pitch de la trama.....	176
Figura 114. Diagrama de dispersión y regresión lineal para el pitch calculado mediante el micrófono y el acelerómetro.....	178
Figura 115. Diagrama de Bland Altman comparativo Micrófono-Acelerómetro para el Pitch medio asociado al ronquido.....	178
Figura 116. Diagrama de regresión (scattergram) de la SNR, expresada en dB, y el error calculado como la diferencia entre la tasa respiratoria medida con el termistor y la valorada con el acelerómetro.....	182
Figura 117. Diagrama de regresión (scattergram) de la SNR y el error calculado como la diferencia entre la tasa respiratoria medida con las galgas de esfuerzos y la valorada con el acelerómetro.....	182

Figura 118. 65 minutos de monitorización de la tasa respiratoria con los 3 sistemas analizados procedentes de un registro completo de 5760 segundos.	184
Figura 119. Histogramas de la distribución del error en la tasa respiratoria medida con el acelerómetro vs. la calculada mediante el termistor (a) y las galgas de esfuerzos (b)	184
Figura 120. Esquema general de la adquisición y transmisión	192
Figura 121. Conversión A/D y transmisión Bluetooth	193
Figura 122. GUI principal (izda.) e interfaz gráfica durante un experimento (drcha.)	197
Figura 123. Interfaces gráficas secundarias	197
Figura 124. Código Matlab para la lectura de los datos de la tarjeta SD	198
Figura 125. Estructura de la Toolbox de Matlab desarrollada	198

Nomenclatura relacionada con el sueño

Actigrafía: Técnica utilizada para medir el ciclo de actividad reposo en los humanos durante periodos cortos o largos de tiempo.

Apnea: Parada de la respiración durante al menos 10 segundos.

Apnea central: Evento en los que no hay esfuerzo respiratorio por parada del movimiento del diafragma.

Apnea obstructiva: Evento en que no hay flujo de aire pese a existir esfuerzo del diafragma.

Arousal (Alertamiento): Cambio brusco desde el sueño profundo a una fase más superficial el cual puede conducir o no a un despertar. Se puede traducir como alertamiento.

Arritmia cardiaca: Variación en el ritmo regular del latido cardíaco.

BiPAP: Significa '*Bi-Level Positive Airway Pressure*'. Aparato de presión positiva en la vía aérea que a través de una mascarilla, suministra al paciente una presión de aire en la fase de inspiración y una distinta y menor en la expiración. Se utiliza para tratar la obstrucción de las vías respiratorias en el síndrome de apnea / hipopnea del sueño.

Unidad del Sueño: Sitio donde se cuenta con laboratorio de sueño y se atienden pacientes con trastornos del sueño por un equipo interdisciplinario.

CPAP: Significa '*Continuo Positive Airway Pressure*'. Aparato de presión positiva en la vía aérea que a través de una mascarilla, suministra al paciente una presión de aire. Se utiliza para tratar la obstrucción de las vías respiratorias en el síndrome de apnea / hipopnea del sueño.

Despertar durante el sueño (WASO): También llamado despertar después de la entrada del sueño. Este es el tiempo total durante el registro en que el paciente permanece despierto después de la entrada inicial del sueño.

Despertares periódicos: El número total de despertares debido al período de movimientos de extremidades durante el sueño.

Eficiencia del sueño: Es el tiempo total del sueño dividido por el tiempo total de registro. Esta es una medida de la proporción de tiempo en que el paciente duerme en cama.

Época: Es una página del trazado polisomnográfico equivalente a 30 segundos. El polisomnograma nocturno típico contiene 1000 épocas.

Fragmentación del sueño: Interrupción de las etapas del sueño por despertares múltiples o apariciones de otras nuevas etapas.

Hipopnea: Disminución del flujo respiratorio de al menos un 50 por ciento.

Hiperventilación: Episodio en el que se produce una respiración anormalmente rápida y profunda que da como resultado un excesivo aporte de oxígeno y reduce los niveles de dióxido de carbono en la sangre.

Hipoventilación: Estado en el cual hay una insuficiencia en la entrada de aire con una pobre oxigenación que impide la eliminación del dióxido de carbono contenido en los tejidos.

Hipoxia: Estado en el cual existe una deficiencia en los niveles de oxígeno. Índice de apnea (IA): El número de apneas observadas, divididas por el tiempo total de sueño; expresado en unidades de apneas/hora de sueño.

Índice de apnea/hipopnea (IAH): Apneas más hipopneas expresadas por hora de sueño. Un índice de apnea/hipopneas < de 5 es considerado normal.

Latencia del sueño: Es el intervalo entre cuando se apagan las luces y la llegada del sueño.

OSAS: Sigla en inglés de '*Obstructive Sleep Apnea Syndrome*'. Síndrome de Apnea Obstruktiva del Sueño. En español es SAOS.

Polisomnografía: Es el trazado en el papel o en la pantalla de la computadora de los varios parámetros medidos durante un registro de sueño que posibilita la identificación de las etapas del sueño, patología respiratoria, anomalías cardíacas, movimientos de piernas, etc. Los parámetros monitorizados incluyen el electroencefalograma, tono muscular, movimiento ocular, flujo de aire, frecuencia cardíaca, esfuerzo respiratorio y saturación de oxígeno.

REM: Sigla en inglés de '*Rapid Eyes Movement*'. Fases del sueño caracterizada por Movimientos Oculares Rápidos y en las que se produce el sueño paradójico. En español es MOR.

Ritmo circadiano: Son ritmos biológicos acoplados al ciclo vigilia - sueño. Coinciden con los ciclos de luz solar.

Ronquido: Sonido que se produce durante el sueño como consecuencia de la vibración producida por el paso del aire en la vía respiratoria alta.

SAOS: Sigla de Síndrome de Apnea Obstruktiva del Sueño.

Síndrome de Apnea de Sueño: Se produce cuando el índice de apneas es mayor a 5 episodios por hora.

RESUMEN

El objetivo de esta Tesis Doctoral es la propuesta y estudio de viabilidad de un sistema de uso portátil-domiciliario y de los procedimientos validados asociados, para el análisis y caracterización de diversas señales biomédicas, de las que se extraen parámetros fundamentales para las más novedosas técnicas de diagnóstico. Se trata de reducir el número de sensores y señales relevantes a efectos de diagnóstico, respecto de los empleados en la Polisomnografía (PSG), actual estándar de facto para la diagnosis del SAHS.

En particular, el estudio se centra en la validación de los resultados proporcionados por en el empleo de un sensor de aceleración, aplicado a la altura de la traquea, en el hueco supraesternal, a un conjunto de pacientes internados en una Unidad del Sueño Hospitalaria, bajo sospecha de padecer SAHS.

El análisis sistemático comparativo de sensores multifunción, aplicados a trastornos cardiorrespiratorios, frente a las técnicas convencionales, es un aspecto poco abordado en la literatura. Por ello, en este estudio se propone, mediante técnicas de procesado digital de la señal, extraer las variables cardiorrespiratorias útiles para el diagnóstico de los diferentes tipos de fenómenos respiratorios anormales durante el sueño o en posición de decúbito. A partir de la segregación, partiendo de una única componente, de la información respiratoria, cardíaca y vinculada al ronquido, se obtienen los parámetros relativos al ritmo cardíaco y su variabilidad, la actividad simpática y parasimpática, el ritmo respiratorio, y la actividad roncadora, y se comparan los resultados obtenidos con los calculados a partir de los sensores cardiorrespiratorios clásicos (termistor, galgas extensiométricas, electrocardiograma y micrófono).

Con las técnicas aplicadas se demuestra experimentalmente, que es posible realizar una aproximación eficaz a la valoración de los parámetros anteriores, empleando para ello un sistema de bajo coste y uso sencillo, en sustitución parcial de la electrocardiografía (se obtiene una variante de la fonocardiografía), la valoración respiratoria mediante termistor o cánula, y el micrófono. Además se propone el empleo de técnicas adicionales para la identificación de eventos apneicos o para la discriminación de pacientes.

Finalmente, se ha desarrollado un sistema prototipo, para el registro inalámbrico y el análisis de los datos proporcionados por un sensor de aceleración de fácil auto-aplicación. Se persigue la reducción de costes y el aumento de la productividad, índices fundamentales de la futura sanidad electrónica.

ABSTRACT

The objective of this Dissertation is the proposal and viability study of a portable domiciliary system and the validated and associated procedures. Analysis and characterization of diverse biomedical signals, from which fundamental parameters for the most novel techniques of diagnosis are extracted, are the main goals. The study deals with the reduction of the number of sensors and signals in regard to those employed in Polysomnography (PSG), gold standard in SAHS diagnosis.

The study is centered with particular emphasis in the validation of the results provided by the use of an acceleration sensor, applied on the supraesternal notch, to a set of patients admitted in the Hospital Sleep Unit, under suspicion to suffer SAHS.

The comparative systematic analysis of multifunction sensors, applied to cardiorespiratory diseases, as opposed to the conventional techniques, is a little boarded aspect in literature. For that reason, in this study, extraction of the cardiorespiratory variables useful for the diagnosis of the different types of abnormal sleep respiratory phenomena is proposed by using digital signal processing techniques. Starting off from just one component, respiratory, cardiac and snore related information is segregated and the parameters relative to heart rate and its variability, sympathetic and parasympathetic activity, respiratory rate, and snoring activity, are obtained. These results are compared to those calculated from the classic cardiorespiratory sensors (thermistor, effort belts, electrocardiogram and microphone).

It is experimentally demonstrated, that with the applied techniques it's possible to make an effective approach to the valuation of the previous parameters, using for it a system with a low cost and simple use, oriented to the partial substitution of the electrocardiography (a variant of the phonocardiography is used), thermistor or cannula, and microphone. In addition, the use of some techniques for apneic events identification or for patients screening is proponed.

Finally, a prototype system has been developed. It allows wireless data acquisition from an easy application acceleration sensor. Data analysis procedures are also provided. Cost reduction and productivity increase are prosecuted, mainly because they're fundamental indexes of the future electronic health,

Capítulo I

INTRODUCCION

« El progreso de la medicina nos depara el fin de aquella época liberal en la que el hombre aún podía morir de lo que quería ». Stanislaw Jerzy Lec (1909-1966)

Resumen: Se establece en este capítulo inicial el contexto en el que se desarrolla la disertación, y la motivación bajo la que surge. Se detallan los objetivos perseguidos y las aportaciones finales, y se presenta la estructura general del documento, con la intención de dar al lector una visión global del trabajo realizado.

1.1 Introducción

El uso combinado de tecnologías electrónicas junto con tecnologías de la información integradas en la Ingeniería de Sistemas en el ámbito de la sanidad, ha dado como resultado la conocida como Sanidad Electrónica, y representa una de las principales prioridades de la Unión Europea tal y como se formuló en la denominada “estrategia de Lisboa”, aprobada en el Consejo Europeo de Lisboa en Marzo del año 2000, que ha dado lugar a dos planes de acción concretos (eEurope2002 y eEurope2005) [1]. Los principales objetivos a conseguir son el aumento de la productividad optimizando los sistemas de asistencia sanitaria y la reducción de costes [2].

La vertiginosa dinámica del desarrollo tecnológico en el área de la Ingeniería de Sistemas y su sinergia con la disciplina médica está haciendo posible la aplicación de nuevas técnicas de diagnóstico y tratamiento y está permitiendo la ambulatorización del proceso asistencial y por lo tanto la aparición de lo que se ha denominado el «Hospital sin Camas». Estos cambios tienen un impacto muy importante en la configuración de los hospitales y en general en todo el modelo asistencial. Aspectos como los procesos diagnósticos mínimamente invasivos y el aumento de la capacidad de los ciudadanos para el autocuidado y el aseguramiento de la continuidad asistencial son factores que favorecen también el proceso de ambulatorización.

Parece inevitable que antes o después se produzca un cambio efectivo de paradigma en el concepto de sanidad hacia un modelo en el que el ciudadano y el paciente pasen a ser el eje central del modelo sanitario [3]. En este sentido, las TICs están demostrando un gran potencial de impacto asistencial clínico y diagnóstico. Así, por ejemplo, la utilización de la telemedicina en su sentido más amplio permite una mayor precocidad en la detección de enfermedades, lo que implica un mayor éxito clínico y una reducción del gasto médico futuro que se derivaría en otro caso. La aplicación de las nuevas tecnologías permite, por un lado, hacer un cribaje de casos y reducir hasta un 50% el número de consultas con el especialista. Por otro lado, al anticipar el diagnóstico reduce el número de casos de episodios graves en la dolencia, de nuevo con la consiguiente reducción de gasto médico.

En esta línea de trabajo se enmarca precisamente este estudio, orientado a la prospección de un método domiciliario de diagnóstico para el Síndrome de Apnea Hipopnea del Sueño (SAHS), una enfermedad que constituye un problema de salud de primera magnitud, especialmente por su alta prevalencia, estimada en un 2-4% de la población.

Esta elevada prevalencia, unida a la escasez de medios disponibles, ha motivado la aparición de largas listas de espera, que irremediablemente conllevan la necesidad de búsqueda de técnicas diagnósticas alternativas o complementarias a las actuales, eficaces y menos costosas, que permitan establecer un adecuado diagnóstico y tratamiento de la enfermedad.

1.2 Trastornos del sueño

Los trastornos respiratorios del sueño no han aparecido en los últimos años. Con seguridad existen, en todas sus formas, desde que existe el hombre. Cosa distinta es, naturalmente, que se haya sabido identificarlos o que se haya dispuesto de técnicas capaces de permitir su reconocimiento. Su origen es, con toda probabilidad, tan antiguo como el de la Humanidad, y algunas referencias al respecto pueden ya encontrarse en textos muy antiguos. Aelianus, en el año 330 antes de Cristo, ya comentaba los trastornos que al dormir presentaba Dionisio de Heraclea, rey del Pontus, individuo glotón y muy obeso, que tenía enormes dificultades para respirar mientras dormía y que tenía que ser espetado con agujas, varias veces cada noche, para evitar que se ahogara. Relatos similares figuran en escritos sobre el rey de Cirena, 258 años antes de Cristo, y en otros posteriores. A veces, incluso, con detalles curiosos en cuanto a los síntomas, como los que se refieren a Cayo Plinio Secundus, conocido como Plinio el Viejo (79 años después de Cristo), sobre el que se indica que su extrema obesidad le llevaba a quedarse dormido con facilidad durante el día y a roncar ruidosamente por la noche. Y todo esto muchos siglos antes de que Charles Dickens describiera, sin conocerlo, el cuadro sindrómico de la apnea del sueño en la figura de Joe, el cochero, en su conocido libro *“Los papeles póstumos del club Pickwick”*.

Las cosas son ahora muy diferentes y no han cesado de progresar en los últimos veinte o treinta años, en los que los trastornos relacionados del sueño y especialmente el Síndrome de Apnea e Hipopnea del Sueño (SAHS), han ido generando un interés creciente en la sociedad en general y en la comunidad médica en particular. Así, en todos los textos de medicina interna y las revistas especializadas, se le dedica un espacio importante. Una búsqueda en Medline (*PubMed*) del texto “Sleep apnea” arrojó 16.726 entradas de las que 2.732 correspondieron a los años 2006 y 2007. Toda esta información ha facilitado el conocimiento de esta entidad entre médicos, y también en la sociedad en su conjunto, que reclama su derecho a una tención rápida, a un diagnóstico preciso y a un tratamiento adecuado.

Los últimos estudios realizados [4] han evidenciado una alta prevalencia (25.4%) de los trastornos respiratorios del sueño. Dentro de estas patologías, el SAHS afecta al 2.1% de la población, y su prevalencia aumenta claramente con la edad [5], estando asociado con el deterioro de la calidad de vida [6], la presencia de hipertensión arterial [5][6], el desarrollo de enfermedades cardiovasculares [7] y cerebrovasculares [8] y con la aparición de accidentes de tráfico [9][10]. El exceso de mortalidad asociado al SAHS es evidente [11][12].

Recientes estudios han demostrado que no diagnosticar y por ende no tratar a los pacientes con SAHS supone un consumo de recursos 2-3 veces mayor que el de la población sin el síndrome [13][14]. A pesar de todos estos datos sobre la relevancia de la enfermedad, los estudios realizados en los diferentes sectores de edad, evidencian que en España existen entre 1.200.000 y 2.150.000 sujetos portadores de un SAHS relevante, y por tanto, subsidiarios de ser tratados. Tan sólo se ha diagnosticado y tratado entre el 5-9% de esta población, por lo que estamos muy lejos de haber alcanzado una situación óptima. En España, además, las unidades de sueño disponibles, aunque se han triplicado en los últimos nueve años [15], son insuficientes, y no están adecuadamente dotadas para atender esta demanda creciente, originándose inaceptables listas de espera, que a veces llegan a uno o más años antes de materializarse en la realización de una prueba de sueño [16].

1.3 Motivación

En la práctica diaria el número de pacientes diagnosticados de SAHS depende de la disponibilidad de medios técnicos adecuados, del número de laboratorios de sueño y de la accesibilidad a los mismos. Los estudios realizados en España estiman que cerca del 25% de la población general adulta en edades medias de la vida tienen un índice de Apneas / Hipopneas (IAH) por hora de sueño anormal y que como mínimo un millón doscientas mil personas padecen un SAHS clínicamente relevante, susceptible de tratamiento con presión positiva continua en la vía aérea superior (CPAP).

Pero este problema no afecta sólo a España. Así, el hecho de haber diagnosticado a menos del 10% de la población con SAHS también se ha comprobado en otros estudios americanos, reconociéndose, además, que el problema de la accesibilidad diagnóstica es la clave para la solución de este proceso [17].

El diagnóstico de sospecha del SAHS, se realiza a partir de una historia clínica compatible, con presencia de síntomas de excesiva somnolencia diurna, sueño no reparador, cefaleas matutinas, deterioro cognitivo, depresión, nicturia,... además de ronquido nocturno y episodios apnéicos nocturnos relatados por el compañero/a de cama. Este diagnóstico de certeza, requiere de la polisomnografía (PSG) nocturna completa [19] en el laboratorio de sueño y de forma vigilada. La PSG consiste en el registro continuo y supervisado del estado de vigilia y de sueño espontáneo, incluyendo el registro de variables neurofisiológicas y cardiorrespiratorias que permiten evaluar la cantidad y calidad del sueño, así como la identificación de los diferentes eventos respiratorios y su repercusión cardiorrespiratoria y neurofisiológica.

Este test, considerado como la prueba de elección y referencia, no está exento de problemas: es notablemente costoso, consume elevados recursos y esta al alcance de pocos centros. En este sentido, se cifra en torno a los 340€ el coste unitario imputable de la prueba de polisomnografía, incluyendo la estancia hospitalaria del paciente, el salario de los técnicos de la Unidad del Sueño Hospitalaria, y la parte proporcional de los costes fijos, entre los que se incluyen los costes de amortización de instalaciones, los costes generales de mantenimiento de las mismas, y los costes de otros aparatos de la unidad de sueño, cámaras de video, monitores, etc. Y todo ello sin contabilizar los costes soportados directamente por los pacientes y/o los familiares. El propio paciente además de padecer la enfermedad, con el consiguiente impacto en su bienestar, soporta también los costes de desplazarse a los diferentes centros asistenciales y pierde tiempo de su ocio y/o de su trabajo. Se han obviado de igual forma los costes que son soportados por los cuidadores familiares o convivientes de los pacientes, por sus empleadores, o por el sistema de la Seguridad Social en caso de producirse bajas laborales. En los casos en los que los pacientes sufrieran un accidente cerebrovascular atribuible al SAHS se producirían unos costes extrasanitarios relevantes debido a los cuidados necesarios tras el alta hospitalaria, que son soportados fundamentalmente por los familiares. Estos últimos tampoco han sido considerados.

En consecuencia, la búsqueda de estrategias alternativas se torna fundamental. Entre éstas, destacan los estudios polisomnográficos en noches partidas, los estudios de siestas para el diagnóstico e inclusive las polisomnografías implementadas en el domicilio del paciente. Así mismo, la introducción de sistemas simplificados como la poligrafía respiratoria (PR), llevada a cabo tanto en el hospital como en el domicilio de los pacientes, ha supuesto un abaratamiento de las pruebas, pero sobre todo, ha permitido descentralizar el diagnóstico

de las unidades de referencia, habitualmente saturadas, facilitando el acceso diagnóstico a centros más pequeños. Mención especial merece finalmente el empleo de la técnica de pulsioximetría como estrategia de cribado para la selección de los pacientes relevantes desde una perspectiva clínica para la realización de un test polisomnográfico en la unidad del sueño.

Se hace necesario en consecuencia abundar en la búsqueda de técnicas alternativas a la PSG, pero eficaces y menos costosas. En el estado del arte pueden encontrarse algunos sistemas acordes a estos planteamientos, pero a menudo con numerosos inconvenientes. Este trabajo está orientado en esta línea y está enfocado a la realización de una prueba sencilla pero eficaz, fundamentalmente en el domicilio del paciente, como estrategia diagnóstica alternativa, especialmente indicada para una adecuada selección de pacientes subsidiarios de este tipo de tests.

Esta necesidad real, en conjunción con el interés del autor por la Bioingeniería como disciplina de presente y especialmente de futuro, constituye el *leitmotiv* del desarrollo de este trabajo.

“La Bioingeniería, o Ingeniería Biomédica, es la disciplina que aplica los principios eléctricos, electrónicos, mecánicos, químicos, o cualquier otro principio de la ingeniería, para comprender, modificar o controlar los sistemas biológicos, así como para diseñar y fabricar productos capaces de monitorizar funciones fisiológicas y de asistir en el diagnóstico y el tratamiento de pacientes” [20].

El campo de la Ingeniería Biomédica, que surgió como un grupo profesional dentro de la Electrónica Médica y la Ingeniería de Sistemas en los años cincuenta, ha crecido, desde unos comienzos en los que los constituyentes eran uso pocos individuos, hasta el punto actual, donde coexisten grandes organizaciones. Existen aproximadamente 50 sociedades nacionales en el mundo, dando servicio a una creciente comunidad de ingenieros biomédicos.

El alcance de Ingeniería Biomédica hoy es enormemente diverso. Durante años, muchas nuevas disciplinas como la biología molecular, la ingeniería genética, el diseño de medicamentos asistido por ordenador, la nanotecnología, y otras, que fueron consideradas ajenas al campo de la ingeniería, son ahora los nuevos desafíos para el ingeniero biomédico bajo el soporte que representa la Teoría de Sistemas y Señales.

Los diversos bloques conceptuales vinculados al área de Ingeniería de Sistemas y Automática realizan importantes aportaciones en el campo de la Ingeniería Biomédica. De estas nuevas y diversas disciplinas, destaca, por su aplicación a esta Tesis Doctoral, la instrumentación biomédica y la obtención y procesado de señales biomédicas, y en particular, las aplicadas al diagnóstico de pacientes con apnea obstructiva del sueño.

En este contexto, este trabajo es fruto del interés por parte de su autor en entender, modificar, modernizar y mejorar los sistemas relacionados con el diagnóstico médico, con la aportación de la Ingeniería de Sistemas y Automática, mediante la utilización de las herramientas de la Ingeniería, la Física y la Computación moderna, siempre con el fin último de la mejora de las condiciones de vida de las personas afectadas.

1.4 Objetivos

Esta tesis formula una posible materialización mediante un dispositivo portable de una prueba domiciliaria para el diagnóstico del SAHS, con posible aplicación a otros trastornos cardiorrespiratorios, aportando el empleo novedoso de un sensor de aceleración capaz de recutar información del sistema cardiorrespiratorio y del ronquido.

Por ello, los objetivos fundamentales de esta tesis, se enfocan esencialmente a:

- a. Encontrar un procedimiento simple y eficaz para el diagnóstico de algunos trastornos concretos del sueño, en particular el SAHS, mediante análisis y técnicas de procesamiento de señales biomédicas cardiorrespiratorias.
- b. Diseñar un sistema para la toma domiciliaria de datos, capaz de registrar y con posibilidad de transmitir los datos necesarios para el diagnóstico facultativo.

Para alcanzar este objetivo se proponen los siguientes objetivos específicos:

- c. Estudiar la posibilidad de emplear un nuevo sensor, basado en la acelerometría, con objeto de simplificar los procesos actuales de diagnóstico.
- d. Analizar la posibilidad de extracción de ciertos parámetros clásicos, con información relevante y suficiente para ayuda al diagnóstico, que requieren en la práctica actual de múltiples sistemas diferenciados, a partir únicamente del sensor propuesto.
- e. Construir un prototipo y proporcionar un conjunto de métodos para la toma de datos y su posterior análisis.

Las características propias de la enfermedad y su diagnóstico, permitirán relacionar de forma simultánea los diversos objetivos planteados en esta tesis.

1.5 Estructura de la Tesis

Esta disertación está estructurada en 8 capítulos y 2 anexos, de acuerdo a lo que se describe a continuación. El presente capítulo enmarca el contexto de la tesis. En él se justifica el estudio en relación a la prevalencia del SAHS y se exponen los objetivos generales y específicos de la disertación.

El capítulo II (*Antecedentes*), se ofrece una perspectiva técnica del concepto de Ingeniería Biomédica o Bioingeniería, entendida como la disciplina que aplica los principios de la ingeniería, para comprender, modificar o controlar los sistemas biológicos, así como para diseñar y fabricar productos capaces de monitorizar funciones fisiológicas y de asistir en el diagnóstico y el tratamiento de pacientes.

Posteriormente se tratan los aspectos médicos de la enfermedad así como las técnicas usuales de diagnóstico. Se explican y referencian las más importantes técnicas y alternativas que conocemos para el diagnóstico y caracterización de la enfermedad, y se sitúa al lector en la situación actual de la sanidad electrónica en España, y la previsión de su evolución a corto plazo en lo que a servicios asistenciales se refiere.

En este capítulo se discute el posicionamiento del sistema propuesto en lo relativo a las soluciones domiciliarias en aplicación en la actualidad.

Posteriormente se define el estado del arte en las técnicas domiciliarias para el diagnóstico del SAHS y la aplicación en este sentido de cada una de las variables biomédicas estudiadas: tasa cardiaca (TC), variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC) y sus derivados relativos al sistema nervioso autónomo, actividad respiratoria y ronquido. Se exponen finalmente las técnicas matemáticas generales que se han empleado para el análisis de las señales.

El capítulo III (*Instrumentación y Metodología*), describe el equipo utilizado por la Unidad del Sueño del Hospital para la toma de los datos mediante el denominado Polisomnograma, así como el equipo utilizado de forma paralela para la toma de los datos necesarios para este estudio. Se describen los ensayos previos a la toma de los datos a pacientes reales, para determinar la posición óptima para la situación del acelerómetro, así como los parámetros de ajuste de los sistemas y equipos utilizados. Se conforma finalmente un protocolo para la realización de las tomas de datos nocturnas en el Hospital, y se describe el Grupo de Estudio sobre el que se realizaron los ensayos. Se detallan además las técnicas específicas y los algoritmos propuestos para el análisis de las señales.

Los resultados del *procesado y análisis de los datos* relativos al sensor de aceleración se detallan en el capítulo IV. Se segmenta el análisis para detallar de forma rigurosa cada variable fisiológica afectada. Se estudia en primer lugar la vinculación entre la información proporcionada por el sistema experimental y parte de la registrada por la electrocardiografía. Posteriormente se estudian los datos relativos al sistema respiratorio y finalmente los relacionados con la actividad roncadora.

En el capítulo V (*Discusión de los resultados*), se evalúan y comparan los resultados obtenidos. Se validan los parámetros calculados a través del montaje experimental, con los obtenidos mediante las técnicas tradicionales. Se analizan y se comprueban estadísticamente los algoritmos desarrollados, contrastando la posible validez diagnóstica

de la información proporcionada, en relación a la registrada por los cauces convencionales.

El sistema físico propuesto se expone en el capítulo VI. Se detalla de forma funcional la arquitectura de la solución propuesta, describiendo cada uno de los componentes del sistema y la interfaz de usuario para la gestión de los registros.

En las *Conclusiones* expuestas en el capítulo VII, se establece cómo mediante el uso del sistema desarrollado, basado en el empleo de un sensor de acelerometría, en combinación con la técnica de pulsioximetría, es posible extraer información con similar valor diagnóstico respecto del SAHS que el proporcionado por las actuales técnicas de poligrafía cardiorrespiratoria, con la notable ventaja de la portabilidad y la posibilidad de uso domiciliario y teleasistencial.

Finalmente, en el capítulo VIII se exponen futuras líneas de trabajo surgidas desde el desarrollo de este estudio.

1.6 Aportaciones

Se han realizado aportaciones en este trabajo relacionadas con el empleo novedoso en el ámbito del diagnóstico del SAHS, de un sensor de aceleración. La solución propuesta, en combinación con la estandarizada técnica de oximetría, es equivalente a un Sistema de Nivel III de acuerdo a la clasificación establecida por las 3 sociedades científicas American College of Chest Physicians (ACCP), American Thoracic Society (ATS), y American Academy of Sleep Medicine (AASM).

Mediante transmisión inalámbrica por radiofrecuencia (*Bluetooth*®), se propone el registro nocturno completo de variables cardiorrespiratorias (corazón, respiración y ronquido), empleando para ello un sistema monosensor de fácil colocación y uso, especialmente indicado para la autoaplicación del paciente en el ámbito domiciliario.

La ausencia de referencias relativas a métodos similares, ha supuesto la redacción y tramitación de una patente para la protección de la invención. Esta patente, y una segunda derivada de los estudios en el campo de la oximetría aplicada a la detección del SAHS, se encuentran actualmente en fase de extensión internacional. Los datos relativos a las solicitudes pueden consultarse en la parte final de este texto.

Capítulo II

ANTECEDENTES

« Why level downward to our dullest perception always, and praise that as common sense? The commonest sense is the sense of men asleep, which they express by snoring. »

Henry David Thoreau (American Essayist, Poet and Philosopher, 1817-1862)

Resumen: En este capítulo se establecen los principios y características de señales y sensores biomédico, se describen los principios médicos del SAHS y se exponen las principales estrategias diagnósticas actualmente implantadas, con el objeto de posicionar en este contexto el sistema propuesto. Finalmente se ofrece una perspectiva del estado del arte y una descripción de los métodos y técnicas de procesamiento empleados con carácter general.

2.1 El cuerpo como sistema y las señales biomédicas

El cuerpo humano es una conjunción de múltiples procesos químicos, electroquímicos, biológicos y fisiológicos para controlar y mantener el denominado “medio interno” (inner milieu), la homeostasis.

Todos estos procesos son fenómenos complejos, que se acompañan o manifiestan mediante señales que reflejan su naturaleza y actividad. Tales señales pueden ser de diversos tipos, desde señales bioquímicas como hormonas y neurotransmisores, hasta señales eléctricas, como potenciales o corrientes, y físicas como presión o temperatura.

Las enfermedades y trastornos en sistemas biológicos causan alteraciones en los procesos fisiológicos normales, trastornando estos procesos y provocando el malfuncionamiento del sistema, entendiéndose como tal al organismo. Por tanto, un proceso patológico está asociado a señales de diferente naturaleza que aquellas que operan en condiciones normales. Si se es capaz de comprender de forma específica el sistema, será posible observar estas señales y como afectan al sistema.

La representación de las señales biomédicas de forma electrónica facilita el procesamiento y análisis de los datos. Los principales objetivos del procesamiento y análisis de estas señales son la adquisición de información, diagnóstico, monitorización, terapia y control y evaluación [21].

2.2 Origen y características de las señales biomédicas

Samir et al [22] definen las señales como “... *magnitudes físicas o variables detectables, mediante las que se pueden transmitir mensajes o información*”. Arnon Cohen [23] aclara referente a las señales biomédicas que son “... *señales, usadas en el campo de la medicina con información del sistema biológico bajo investigación*”. El procesamiento de este tipo de señales posee unas características especiales basadas en la propia complejidad del sistema en estudio, ya que serán necesarios en la mayoría de los casos métodos y técnicas no invasivas para su medida. De la propia definición de señales biomédicas que utilizamos es claro deducir que este tipo de señales solo difieren de otros tipos en términos de su propia aplicación. Y de la variedad de fuentes de su origen.

Las señales biomédicas son registros espaciales, temporales o espacio-temporales de eventos tales como el latido del corazón o la contracción de un músculo. La actividad eléctrica, química o mecánica que ocurre durante estos eventos biológicos frecuentemente produce señales que pueden ser medidas y analizadas. En consecuencia las señales biomédicas o bioseñales contienen información que puede ser utilizada para explicar los mecanismos fisiológicos subyacentes en un evento o un sistema biológico específico.

Las bioseñales pueden ser clasificadas de muchas maneras. Algunas de las formas más importantes de clasificarlas son según:

a) La fuente: las bioseñales pueden ser clasificadas según la fuente o naturaleza física. Esta clasificación puede ser usada cuando las características físicas básicas de los procesos subyacentes son de interés, como ocurre cuando se desea un modelo para la señal.

De acuerdo a la fuente de la señal, se distingue entre señales bioeléctricas, biomagnéticas, bioquímicas, biomecánicas, bioacústicas o bioópticas.

En función de su naturaleza física, es posible distinguir entre bioseñales continuas (están definidas a lo largo de un intervalo continuo de tiempo o de espacio y son descritas por funciones variables continuas) o discretas (definidas solo en puntos discretos del tiempo o del espacio y representadas como secuencias de números). Las señales producidas por sistemas biológicos son casi siempre señales continuas.

b) La aplicación biomédica: la señal biomédica es adquirida y procesada con propósitos de diagnóstico, monitorización o de otro tipo. La clasificación puede ser concebida de acuerdo con el campo de aplicación, por ejemplo cardiología o neurología. Tal clasificación puede ser de interés cuando el propósito es, por ejemplo, el estudio del sistema fisiológico.

c) Las características de la señal: desde el punto de vista del análisis de la señal, éste es el método de clasificación más relevante. Cuando el propósito fundamental es el procesamiento, no es relevante cual es la fuente de la señal o a que sistema biomédico ésta pertenece; lo que es primordial son las características de la señal.

En este sentido, las bioseñales pueden ser clasificadas como determinísticas o como aleatorias. Las señales determinísticas pueden ser descritas mediante funciones matemáticas o reglas. Las funciones matemáticas no pueden ser usadas para describir precisamente las señales aleatorias, que exhiben distribuciones probabilísticas y pueden ser expresadas en términos de propiedades estadísticas.

2.3 Sensores biomédicos

Los sensores biomédicos toman señales que representan variables biomédicas y las convierten en lo que usualmente son señales eléctricas. Los sensores biomédicos sirven como una interfaz entre los sistemas biológico y electrónico y deben funcionar de manera tal que no afecten adversamente a ninguno de estos sistemas.

Se describen a continuación los diferentes tipos de sensores pueden ser usados en aplicaciones biomédicas.

Sensores físicos. Las variables físicas asociadas a los sistemas biológicos son medidas por un grupo de sensores conocidos como sensores físicos. Aunque son muchas las variables que pueden ser medidas en un sistema biomédico, éstas pueden ser clasificadas como se muestra en la Tabla I.

Magnitud física	Sensor	Variable
Geométrica	Indicador de estiramiento	Estiramiento
	LVDT	Desplazamiento
Cinemática	Tiempo de tránsito ultrasónico	Desplazamiento
	Velocímetro	Velocidad
	Acelerómetro	Aceleración
Fuerza - torque	Célula de carga	Fuerza aplicada
	Transductor de presión	Presión
Térmica	Termómetro	Temperatura
Flujo	Medidor de flujo	Flujo
	Sensor de flujo térmico	Flujo calorífico

Tabla I. Diferentes sensores físicos y variables afectadas.

En aplicaciones biomédicas estas pueden incluir: el desplazamiento de un músculo, la presión sanguínea, temperatura corporal, flujo sanguíneo, presión del fluido cerebroespinal o crecimiento de un hueso. La Tabla II muestra algunos ejemplos de aplicaciones biomédicas de los sensores físicos.

Sensores químicos. El segundo grupo en la clasificación de los dispositivos sensores son los sensores químicos. En este caso los sensores miden cantidades químicas, identificando, por ejemplo, la presencia de determinados compuestos químicos, detectando la concentración de varias especies químicas, y monitorizando la actividad química en el cuerpo por motivos terapéuticos o de diagnóstico. Es posible distinguir entre sensores químicos gaseosos, electroquímicos, fotométricos y de otros métodos químico-físicos.

Electrodos de biopotenciales. Los sistemas biológicos frecuentemente tienen actividad eléctrica asociada a ellos. Esta actividad puede ser un campo eléctrico constante, un flujo constante de partículas portadoras de carga o corriente, o un campo eléctrico o una corriente variables en el tiempo relacionados con determinado fenómeno biológico o bioquímica dependiente del tiempo.

Sensor	Aplicación	Rango de la señal
Indicador de estiramiento de metal	Movimiento respiratorio	0-0.05
Líquido	Pletismografía	0-0.02
Sensor magnético de desplazamiento	Movimiento respiratorio	0-10 mm
LVDT	Contracción muscular	0-20 mm
	Sensor de contracción	0.5 mm
Calla de carga	Escala electrónica	0-440 lbs (0-200 kg)
Acelerómetro	Actividad del sujeto	0-20 m/s ²
	Presión intra-arterial	0-50 Pa (0-350 mm Hg)
Sensor de presión miniatura.	Presión de la vejiga	0-10 Pa (0-70 mm Hg)
	Presión intrauterina	0-15 Pa (0-100 mm Hg)
	Gasto cardíaco	0-500 ml/min
Sensor electromagnético de flujo	Flujo sanguíneo de un órgano	0-100 ml/min

Tabla II. Algunos ejemplos de aplicación biomédica de los sensores físicos.

Los fenómenos bioeléctricos están asociados a la distribución de los iones o moléculas cargadas en una estructura biológica y los cambios en la distribución como resultado de procesos específicos. Estos cambios pueden ocurrir como consecuencia de una reacción bioquímica, o pueden emanar de fenómenos que alteran la anatomía local. Existen toda una serie de señales de especial importancia para el diagnóstico y comprensión de los sistemas biológicos. Estas señales junto a sus abreviaturas más conocidas y los sistemas que caracterizan aparecen en la Tabla III. La más popular de las aplicaciones de los electrodos de biopotenciales es la obtención de electrocardiogramas para el diagnóstico y las aplicaciones de monitorización de pacientes.

Señal bioeléctrica	Abreviatura	Fuente biológica
Electrocardiograma	ECG	Corazón - desde la superficie del cuerpo
Electrograma cardíaco	-	Corazón - desde dentro
Electromiograma	EMG	Músculo
Electroencefalograma	EEG	Cerebro
Electrooftalmograma	EOG	Campo dipolar del <i>ojo</i>
Electroretinograma	ERG	Retina del <i>ojo</i>
Potencial de acción	-	Nervio o músculo
Electrogastrograma	EKG	Estómago
Reflejo galvánico en la piel	GSR	Piel

Tabla III. Señales bioeléctricas detectadas por los electrodos de biopotenciales.

2.3.1 Micrófonos

Un micrófono es un dispositivo capaz de convertir la energía acústica en energía eléctrica. El valor de la tensión de la energía eléctrica es proporcional a la presión ejercida en el micrófono en forma de energía acústica. Es decir, se mantiene una proporcionalidad entre las magnitudes de las energías, la que actúa (acústica) y la que resulta (eléctrica).

2.3.1.1 Clasificación

Existen dos principios de transducción sobre los que se basan los micrófonos: la inducción magnética y la variación de capacidad.

Micrófonos de inducción magnética

Son conocidos como micrófonos dinámicos o de bobina móvil. Se basan en una pieza magnética que crea un campo magnético permanente y un diafragma pequeño y ligero en el que va montado o acoplado una bobina de cable. La energía acústica, manifestada como presión cambiante, mueve el diafragma y en la bobina adosada, que esta inmersa en un campo magnético, se crea una diferencia de potencial eléctrico (voltaje) en sus extremos. El movimiento de la bobina, en el interior de un campo magnético hace que en los bornes de la misma, se produzca una variación de la tensión proporcional a la aceleración, si el diafragma se desplaza lentamente la tensión generada será pequeña, si el diafragma se desplaza rápidamente la tensión será mayor.

Otro tipo de micrófono basado en la inducción magnética son los micrófonos de cinta. En este caso no se trata de una bobina sino de una cinta o membrana metálica, sujeta en el interior de un campo magnético. Los movimientos de la membrana producidos por la presión acústica, hacen que se genere tensión en los extremos del conductor.

Micrófonos de capacidad variable

Conocidos comúnmente como micrófonos de condensador. Consisten en dos placas metálicas paralelas separadas por un pequeño espacio. La placa frontal suele ser de plástico metalizado y hace de diafragma, es ligera para poder ser movida por la presión acústica. La placa trasera está fija. Estas dos placas juntas forman un condensador. La señal de salida es muy pequeña y la salida del condensador es de muy alta impedancia por lo que necesitan de un pre-amplificador.

Algunos micrófonos de condensador tienen un diafragma electret cuyo material le permite mantener constante la tensión de polarización, lo que elimina la necesidad de una tensión de polarización externa.

2.3.1.2 Parámetros característicos

Independientemente del mecanismo particular con el que funciona, un micrófono puede caracterizarse por varios aspectos relacionados con su respuesta a las ondas sonoras.

Los más importantes de estos aspectos son el rango dinámico, la respuesta en frecuencia, la sensibilidad y la relación Señal/Ruido:

- El rango dinámico es el rango de potencias que puede captar en el caso de un micrófono, grabar en el caso de una grabadora y reproducir en el caso de un reproductor o un altavoz, sin distorsionar.
- La fidelidad es el rango de frecuencias que puede captar en el caso de un micrófono, grabar en el caso de una grabadora y reproducir en el caso de un reproductor o un altavoz, sin distorsionar (respuesta plana). El oído humano suele oír desde los 20 Hz a los 20 kHz pero recuerde que al teléfono le basta con el rango de 300 Hz a 2700 Hz para permitir que nos entendamos.
- La Sensibilidad es la potencia de señal más pequeña que puede captar un micrófono.
- La SNR - Relación señal ruido -, proporciona la relación que existe entre el nivel de señal y el de ruido.

2.3.2 Acelerómetros

2.3.2.1 Principios de funcionamiento

Los sensores utilizados para medir la aceleración y vibración se denominan acelerómetros. Estos dispositivos convierten la aceleración de gravedad o de movimiento, en una señal eléctrica analógica proporcional a la fuerza aplicada al sistema, o mecanismo sometido a vibración o aceleración. Esta señal analógica indica en tiempo real, la aceleración instantánea del objeto sobre el cual el acelerómetro está montado.

La medida de la aceleración es muy utilizada últimamente, gracias a las excelentes prestaciones de los sensores desarrollados, para ser aplicada en sistemas de seguridad en automoción como en el caso del airbag (los sensores de impacto detectan fuertes aceleraciones en cortos períodos de tiempo y lo disparan).

Las técnicas convencionales para detectar y medir la aceleración se fundamenta en el primer principio de Newton. Muchos acelerómetros operan detectando la fuerza ejercida en una masa por una limitación elástica. Sea un sistema mecánico simple, que consiste en una masa fija m , con un muelle con una rigidez k (constante). Si la masa se desplaza una distancia x , la aceleración debida a la fuerza restauradora del muelle viene dada por:

$$F = k * x \Rightarrow a = \frac{k * x}{m} \quad (2.3.1)$$

Este principio fundamental se utiliza hasta en el más sofisticado y caro acelerómetro electromecánico (Figura 1). De esta forma operan también los modernos acelerómetros micromecanizados.

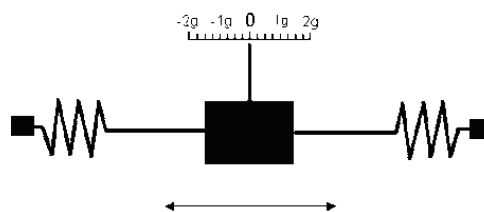


Figura 1. Principios de funcionamiento de un acelerómetro

Los primeros sensores de aceleración eran unos sistemas muy complejos y no muy fiables que se basaban en la medida de los desplazamientos de una masa inercial sujeta a la aceleración con resortes que contrarrestaban el efecto de la fuerza generada por la masa.

Los acelerómetros son direccionales, esto quiere decir que sólo miden aceleración en un eje. Para monitorear aceleración en tres dimensiones, se emplea acelerómetros multiejes (ejes x,y,z) ortogonales.

2.3.2.2 Clasificación

La variedad de acelerómetros empleados proviene de los requerimientos de rango, frecuencia natural, y amortiguación de la aplicación en cuestión. En este punto se examinarán de forma conceptual los acelerómetros más comunes. La diferencia básica radica en el método de medida del desplazamiento de la masa inercial.

Acelerómetros Capacitivos

Modifican la posición relativa de las placas de un microcondensador cuando está sometido a aceleración. El movimiento paralelo de una de las placas del condensador hace variar su capacidad. Su integración en silicio permite reducir los problemas derivados de la temperatura, humedad, capacidades parásitas, terminales, alta impedancia de entrada, etc. Emplean 4 hilos (2 para alimentación y 2 para medida) y tienen una respuesta en frecuencia muy estable.

Acelerómetros Piezoeléctricos

Este tipo de acelerómetros aprovechan los fenómenos piezoeléctricos en algunos materiales, para generar una señal eléctrica proporcional, a la aceleración de la vibración a la que son sometidos. El elemento activo del acelerómetro es un cristal piezoeléctrico pegado a una masa conocida. Un lado del cristal está conectado a un poste rígido en la base del sensor. En el otro lado se encuentra adjunto un material llamado masa sísmica (Figura 2).

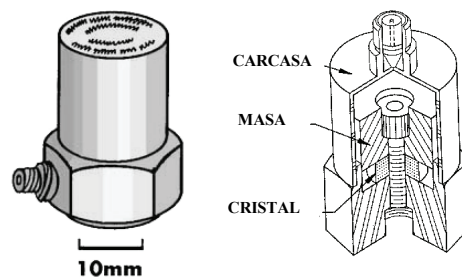


Figura 2. Acelerómetro Piezoeléctrico

Cuando el acelerómetro se encuentra sometido a vibración, se genera una fuerza, la cual actúa sobre el elemento piezoeléctrico. Esta fuerza es igual al producto de la aceleración por la masa sísmica. Debido al efecto piezoeléctrico, se genera una salida de carga proporcional a la fuerza aplicada. Puesto que la masa sísmica es constante, la señal de salida de carga es proporcional a la aceleración de la masa. Sobre un amplio rango de frecuencia tanto la base del sensor como la masa sísmica tienen la misma magnitud de aceleración, allí el sensor mide la aceleración del objeto bajo prueba.

Existen diversos materiales de cristales piezoeléctricos, que son útiles en la construcción de acelerómetros. Entre los materiales más comunes se tiene Metaniobato cerámico, Zirconato, Titanato y cristales naturales de cuarzo. Existen también, diferentes configuraciones mecánicas de las masas y cristales dentro de la carcasa del acelerómetro. Las configuraciones típicas incluyen compresión aislada, esquila, y esquila en anillo.

Los acelerómetros piezoeléctricos son extremadamente versátiles y ampliamente usados para la supervisión de maquinarias industriales. Los acelerómetros industriales típicos miden niveles de vibración en micro-g's desde 60 c.p.m. hasta unos 900.000 c.p.m. (1 a 15,000 Hz).

Comparados con otros tipos de transductores, los acelerómetros piezoeléctricos tienen las siguientes ventajas:

- Un rango de medición bastante elevado, bajo ruido de salida
- Excelente linealidad en todo su rango dinámico
- Amplio rango de frecuencias
- Tamaño Compacto
- No lleva partes móviles
- Auto-generación – No se requiere alimentación externa
- Hilos

Como se detallará en secciones posteriores, el acelerómetro empleado en la fase de experimentación es de tipo piezoeléctrico.

Acelerómetros Piezoresistivos

Una deformación física del material cambia el valor de las resistencias del puente de Wheatstone base del sistema (4 hilos, 2 para medida y 2 para excitación). Los acelerómetros Piezoresistivos (Figura 3) destacan por su tamaño minúsculo, peso mínimo y alta sensibilidad. Debido a su robustez y prestaciones son utilizados en sectores tan severos como crash tests o ensayos espaciales, biodinámica, ensayos en sector del ferrocarril, y test en túneles de viento.

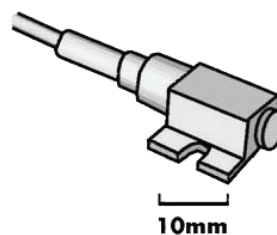


Figura 3. Acelerómetro Piezorresistivo.

Otros

Adicionalmente pueden encontrarse otros tipos de acelerómetros:

- **Acelerómetros Micromecánicos (MEMS).** Integran en un mismo chip el sensor y la electrónica de procesamiento necesaria. Este tipo de dispositivos ha sido desarrollado para su empleo como sensores de impacto en los sistemas de airbag, en sistemas antibloqueo de frenos o en cualquier otro proceso en que se pretenda medir impacto.
- **Acelerómetros Mecánicos (SERVO).** Emplean una masa inerte y resortes elásticos. Los cambios se miden con galgas extensiométricas, incluyendo sistemas de amortiguación que evitan la propia oscilación.
- **Acelerómetros TEDS.** El acelerómetro empleado en este estudio es del tipo TEDS (Transducer Electronic Data Sheet). Se trata de un nuevo estándar para sensores, propuesto por IEEE 1451.4, que reduce el tiempo y el reto asociado con la configuración de sensores. El estándar establece un método universalmente aceptado para desarrollar sensores plug-and-play que de manera similar a un ratón USB, puedan utilizarse con el simple hecho de haberlos conectado. IEEE 1451.4 define un mecanismo para agregar comportamientos auto descriptivos con una interface de señal analógica. Ésta interface de modo mixto combina la señal analógica del sensor tradicional con una conexión digital serial de bajo costo para entrar a la hoja de datos electrónica del transductor (TEDS) incluida en el sensor. Para extender los beneficios de los sensores Plug&Play a sensores analógicos tradicionales, los TEDS Virtuales proporcionan la misma hoja de datos electrónica del transductor en un archivo de formato electrónico. Con TEDS, el sensor se identifica y describe a sí mismo al sistema de adquisición de datos al cual está conectado. Ello supone:
 - Inicialización más rápida.
 - Diagnósticos mejorados.
 - Reducción de tiempo muerto por reparación y reemplazo de sensores.
 - Administración de activos mejorada.
 - Uso de calibración automática.
- **Acelerómetros Magnetorresistivos, de Efecto Hall y Transferencia de Calor**

2.3.2.3 Especificaciones básicas

Rango Dinámico: es la +/- máxima amplitud que el acelerómetro puede medir antes de distorsionar o saturar la señal de salida. Se especifica normalmente en g's.

Respuesta en frecuencia: Esta determinada por la masa, las propiedades del cristal y la frecuencia de resonancia de la carcasa. Su valor normal es de +/-5%.

g: 1g es la aceleración de la tierra debida a la gravedad terrestre: 9.8 m/seg^2 .

Tierra: Hay dos tipos de puesta a tierra de la señal en los acelerómetros: acelerómetros con la carcasa conectada a tierra tienen acelerómetros de tierra aislada. Estos últimos son mucho menos sensibles a los ruidos inducidos por la tierra del sistema.

Frecuencia de corte superior: Es la frecuencia en la que la salida supera el valor nominal en perjuicio de la exactitud del sistema. Depende de la resonancia mecánica del acelerómetro.

Frecuencia de corte inferior: Es la frecuencia a la que la exactitud de la señal de salida decae por debajo el valor declarado. La salida no se trunca pero la sensibilidad decrece rápidamente a bajas frecuencias.

Ruido: El ruido electrónico se genera en los circuitos amplificadores. Los niveles de ruido se especifican en g's: p.e. 0.0025g 2Hz-25.000Hz. El ruido generalmente decrece con el incremento de la frecuencia de modo que el ruido a baja frecuencia es un factor de mayor importancia que el ruido a altas frecuencias.

Frecuencia de resonancia: La Frecuencia de resonancia es la frecuencia a que el sensor resuena.

Sensibilidad: La sensibilidad es el voltaje de salida producido por una cierta fuerza, y se mide g's. Encontramos dos categorías de acelerómetros: los que generan 10mV/g y los que generan 100mV/g. La frecuencia del voltaje AC de salida se sincroniza con la frecuencia de las vibraciones. El nivel de salida será proporcional a la amplitud de las vibraciones. Se usan acelerómetros de bajo nivel de salida para medir niveles de vibración/aceleración altos mientras se usan los acelerómetros de nivel de salida alto para medir niveles de vibración/aceleración bajos.

Sensibilidad a la temperatura: La Sensibilidad a la temperatura es el voltaje a la salida por grado medido de temperatura. Los sensores están compensados en temperatura para mantener los niveles de salida dentro de los límites especificados a pesar de los cambios en la temperatura de trabajo.

Rango de Temperatura: El Rango de temperatura está limitado por el circuito microelectrónico que convierte la carga a una salida a baja impedancia. El rango típico es de -50°C a 120°C .

2.3.2.4 Selección del acelerómetro adecuado

En el mercado existen múltiples posibilidades de sensores para medir la aceleración. La elección depende de las características del sensor: los márgenes de valores de la aceleración que admite, capacidad para medir en continua o sólo en alterna, la máxima frecuencia a la que puede trabajar, los parámetros característicos del sensor... Deben ser por tanto consideradas múltiples cuestiones:

- Rango de las aceleraciones o vibraciones que van a ser medidas: valores máximos y mínimos del nivel de la señal que esperamos.
- Frecuencia de trabajo o margen de frecuencias de uso.
- Rango de temperaturas de la instalación, y tamaño y forma del sistema
- Presencia de campos electromagnéticos ó ruido eléctrico en la zona del experimento
- Puesta a tierra de la superficie de fijación del acelerómetro
- Aspectos ambientales y de compatibilidad química, ambiente corrosivo,....
- La masa del acelerómetro debe ser significativamente inferior a la masa del sistema a monitorizar.

- El rango dinámico del acelerómetro debe cubrir el rango previsto del sistema a medir.
- La sensibilidad del acelerómetro debe ser tal que la salida generada sea compatible con el resto de instrumentación empleada. Se emplearán acelerómetros de baja sensibilidad para la medida de grandes aceleraciones y viceversa.
- Consideraciones acerca de la forma de montaje, el espacio disponible, la forma de salida de los cables, ... Los montajes más comunes incluyen las siguientes fijaciones sobre la superficie del sistema a monitorizar:
- Sujeción magnética, en el caso de montaje sobre materiales ferromagnéticos del tipo de maquinas, estructuras y motores. Son útiles cuando el sensor se reposiciona constantemente en múltiples emplazamientos.
- Sujeción en montajes permanentes, empleando adhesivos del tipo Epoxy/Cianoacrilato.
- Montajes fijos, mediante atornillamiento. Son los más empleados por la seguridad en la fijación.

En la Tabla IV se resumen las principales características de los distintos tipos de acelerómetros y sus aplicaciones.

2.3.2.5 El acelerómetro en el ámbito de la bioingeniería

Se indican a continuación algunas de las aplicaciones más novedosas de los sensores de aceleración en el ámbito de la bioingeniería [24].

Aplicaciones invasivas

Marcapasos [25]. La aceleración corporal produce presión que se convierte, mediante un transductor piezoeléctrico, en una señal de voltaje en el rango de los milivoltios. Un filtrado BP elimina ruidos respiratorios, cardíacos y demás ruidos de baja frecuencia provenientes de la señal original dada por el sensor. Un comparador produce la actividad estimada, proporcional a la cual se genera una señal estimada. Dicha señal es una serie de pulsos de ancho y altura constante que es integrada para obtener un voltaje proporcional a la frecuencia de estimulación. Se emplean Transductores piezoeléctricos y piezorresistivos.

ECG esofágico. A. Pinchak utilizó un acelerómetro esofágico para el estudio de los movimientos del esófago inducidos por el sistema cardiovascular y la respuesta de estos a la administración de fármacos (Pinchak, 1982). Al año siguiente Wiley et al (1983) publicaron un trabajo sobre la monitorización de intervalos sistólicos en el acelerograma esofágico. H. Vermariën et al (1986) propusieron utilizar de un acelerómetro esofágico biaxial para el estudio de los ruidos cardíacos y murmullos en la parte posterior del corazón mediante el fonocardiograma esofágico.

Tipo	Margen de medida	Ancho de banda(Hz)	Ventajas e inconvenientes	Aplicaciones
MEMS	1.5 a 250g	0.1 a 1500	Alta sensibilidad Coste medio Uso sencillo Bajas temperaturas	Impacto ABS Airbag Uso en automoción
Piezoeléctricos	0 a 2000g	10 a 20000	Sensibilidad media Uso complejo Bajas temperaturas	Vibración Impacto Uso industrial
Piezoresistivos	0 a 2000g	0 a 10000	No funcionan en continua Respuesta en continua y alterna Prestaciones medias Bajo coste Tamaño y peso mínimo	Vibración Impacto Automoción Biodinámica Ensayos en vuelo Test en túneles de viento
Capacitivos	0 a 1000g	0 a 2000	Alta sensibilidad Funciona en continua Bajo ruido Baja potencia	Uso general Uso industrial Sistemas de alarma y seguridad
Mecánicos	0 a 200g	0 a 1000	Excelentes características a bajo coste Alta precisión en continua Lentos Alto coste	Mediciones sísmicas Navegación inercial Guía de misiles Herramientas Nivelación

Tabla IV. Acelerómetros: Tipos y aplicaciones.

Aplicaciones no invasivas

Determinación y registro de bradicardias [26][27]. Mediante un acelerómetro se registran de forma no invasiva la ondas de presión miocárdicas, estudiándose posteriormente el espectro de potencia de la señal seismocardiográfica (SCG) obtenida. Se han obtenido correlaciones del orden de 0.87 ($p < 0.0001$) respecto al proceso invasivo estándar basado en el empleo de un catéter en la arteria pulmonar.

Dispositivo para la monitorización de movimientos respiratorios [28]. Orientado a la detección mediante el estudio de los movimientos respiratorios de apneas en infantes, con objeto de reducir la alta mortalidad por esta causa. El sistema consta de un acelerómetro y un microcontralador, dotado del software adecuado para transmitir los datos y generar alarmas en caso necesario.

Teleasistencia [29] por medio de la monitorización de caídas y temblores empleando sensores de aceleración.

Estudio clínico y neurofisiológico del temblor en pacientes con fenilcetonuria [30]. Se emplea un acelerómetro para registrar las señales de pacientes fenilcetonúricos de diagnóstico precoz. El estudio en frecuencia de los temblores permite la clasificación de los mismos y su correlación con variables clínicas y bioquímicas en una cohorte de pacientes fenilcetonúricos.

Determinación de la relajación muscular en anestesiología [31]. Durante el curso de las intervenciones quirúrgicas que se desarrollan bajo el efecto de la anestesia profunda es frecuente administrarle al paciente un relajante muscular con el objetivo de que el campo operatorio se mantenga sin movimiento. Es importante para el anestesiólogo conocer en cada momento la profundidad real de la relajación pues le permitirá tomar las decisiones adecuadas, tales como intubar o extubar al paciente para el inicio o fin de la respiración artificial, administrar dosis adicionales de relajante teniendo en cuenta las características y curso de la intervención y determinar el momento adecuado para revertir el proceso desencadenado por el relajante. El proceso de monitoreo se realiza tradicionalmente evaluando la respuesta muscular del paciente a estímulos eléctricos que son de empleo cotidiano en el campo de la anestesiología. La evaluación se puede realizar de forma visual y/o táctil en los monitores más simples. En este caso se ilustra el procedimiento para realizar su cuantificación mediante el uso de un sensor de aceleración que informa sobre las características mecánicas de la contracción muscular, como pueden ser la fuerza o la aceleración.

Dispositivo medico vestibular con transmisión Bluetooth [32]. Con objeto de supervisar en el ámbito domiciliario a infantes con daños cerebrales, el dispositivo monitoriza la saturación de oxígeno en sangre y la tasa cardiaca (pulsioxímetro), la tasa respiratoria (sensor piezoeléctrico) y la cantidad de movimiento del paciente, medida por un acelerómetro termal MEMS de 2 ejes, de rango dinámico $\pm 5g$ y resolución del orden de mg. Los datos se almacenan en una tarjeta MMC y son transmitidos a un PC vía Bluetooth, desde donde se envían a un centro de servicio al que accede el personal especialista.

Identificación del estado de sueño/vigilia de infantes [32]. Los datos recogidos por un acelerómetro predicen a través de una red neural (LVQ – Learning Vector Quantification) el estado de vigilia o sueño del paciente y se comparan con los métodos basados en la variabilidad cardiaca obteniendo altas correlaciones.

Monitor respiratorio domiciliario [33]. Para monitorizar cambios severos en el ritmo respiratorio de pacientes con desordenes médicos o psicológicos fuera del recinto clínico (hiperventilación o apneas) se ilustra un dispositivo que entre otras variables emplea un acelerómetro de 2 ejes colocado sobre el esternón para la medición de la posición y de la actividad física.

Monitorización cardíaca empleando teléfonos móviles [34]. Se emplean sensores de aceleración para la detección de caídas del paciente y para el registro de su actividad cardiaca, en un sistema que integra un electrocardiógrafo portátil comercial.

Mapa acústico cardíaco. Kozmann y Kenedi desarrollaron un mapa de superficies de aceleración para el estudio de los sonidos cardiacos [35]. El objetivo de su estudio era conseguir la máxima información posible de la superficie vibratoria del pecho (en posición supina) usando un acelerómetro triaxial y una frecuencia de muestreo de 250Hz. Posteriormente, Chihara et al desarrollaron un nuevo mapa fonocardiográfico (PCG) en el

que 25 puntos en la superficie del pecho fueron registrados empleando para ello 2 micrófonos. En 1982 Okada [36] desarrollo un mapa completo de las sonidos y murmullos cardiacos. El PCG se registro para una matriz de 6x6 emplazamientos en la superficie torácica, y se representaban las envolventes de las señales del acelerómetro sincronizadas con las del ECG. Mas recientemente, Cozic et al [37][38] emplearon técnicas de computación para realizar un mapa con 22 emplazamientos.

Monitorización de temblores de varias etiologías [39]. Se presenta un sistema de monitoreo de temblor que permita determinar el tipo de este en un paciente y por consiguiente su enfermedad. Se emplean acelerómetros para determinar características, como frecuencia y amplitud, de diferentes temblores.

2.3.3 Adquisición y digitalización de las bioseñales

Las bioseñales suelen ser muy pequeñas, contienen ruido innecesario y pueden estar enmascaradas por otras bioseñales de diferentes fenómenos biológicos. Con el objetivo de extraer la información de una bioseñal, lo que puede ser crucial para entender un sistema o evento biológico particular, comúnmente son utilizados sofisticados equipos y técnicas de adquisición de datos.

Es importante preservar la información de la bioseñal original a lo largo de todo el procedimiento de adquisición de los datos. Las señales, primeramente son detectadas en un medio biológico, como puede ser una célula o la superficie de la piel, utilizando un sensor. El sensor convierte la medición física en una salida eléctrica y ofrece una interfaz entre el sistema biológico y un instrumento de registro eléctrico. Es muy importante que el sensor utilizado para detectar las señales biológicas no afecte las propiedades y características de la señal que esta, midiendo.

Después que la bioseñal ha sido detectada utilizando un sensor, usualmente es amplificada y filtrada. Los amplificadores operacionales son circuitos electrónicos que usualmente son utilizados para incremental- la amplitud de las bioseñales. Un filtro analógico puede ser, entonces, utilizado para eliminar el ruido o para compensar las distorsiones causadas por el sensor. La amplificación y el filtrado de la bioseñal pueden ser también necesarios para ajustarla a las especificaciones del hardware del sistema de adquisición de los datos. Las señales continuas deben ser limitadas cierta banda de frecuencias antes de que la señal pueda ser digitalizada utilizando la conversión A/D.

Para cambiar la forma de la bioseñal de onda analógica continua a señal digital se utiliza un convertidor A/D. Un convertidor A/D es un voltímetro controlado por un ordenador, que mide una señal de entrada analógica y brinda una representación numérica de la señal en su salida. La onda analógica originalmente detectada por el sensor y posteriormente amplificada y filtrada, es una señal continua. El convertidor A/D transforma la señal analógica continua en una señal digital discreta. La señal discreta consiste de una secuencia de números que puede ser fácilmente almacenada y procesada en un ordenador. La conversión A/D es particularmente importante porque, debido a los avances de la tecnología de los ordenadores, se incrementa el almacenamiento y análisis de las bioseñales basados en los ordenadores.

2.3.3.1 Acondicionamiento de la señal de aceleración

Después de que la información sea entregada en forma de señales eléctricas por parte del transductor (acelerómetro), ésta debe ser llevada a la forma apropiada para ser insertada dentro del sistema de adquisición de datos. En la mayoría de las aplicaciones, esto significa cambiar la señal de salida a un nivel de voltaje requerido, modificar el rango dinámico del sensor para maximizar la precisión del sistema de adquisición de datos, eliminar las señales indeseables, y limitar el espectro del sensor. Adicionalmente, se puede realizar el procesamiento de las señales analógicas (tanto lineales como no lineales) para mitigar la carga de proceso del sistema de adquisición de datos y el computador. Todo ello se consigue mediante un circuito electrónico preamplificador, basado en una o más etapas, y diseñado con dos propósitos principales: amplificar la débil señal proveniente de la vibración, y actuar como un transformador de impedancias o dispositivo de aislamiento, entre el muestreo de la señal y el equipo de procesamiento y de visualización.

Es importante recordar que los fabricantes proveen tanto las sensibilidades de carga como de tensión para los acelerómetros. Asimismo, el preamplificador puede ser diseñado como un amplificador de tensión en el cual, el voltaje de salida es proporcional al voltaje de entrada, o como un amplificador de carga, en el cual el voltaje de salida es proporcional a la carga de entrada. La diferencia entre estos dos tipos de preamplificadores es importante por diversas razones. Por ejemplo, los cambios en la longitud del cable (p.e. la capacitancia del cable) entre el acelerómetro y el preamplificador, es despreciable cuando se emplea un amplificador de carga. Sin embargo, cuando se emplea un amplificador de tensión (menos costosos aunque más confiables), el sistema es muy sensible a los cambios en la capacitancia del cable. Además de esto, debido a que la impedancia de entrada de un amplificador de tensión no puede ser despreciada en general, la muy baja respuesta en frecuencia del sistema puede ser afectada.

2.3.4 Dificultades en la adquisición y análisis de las señales

En la práctica se frecuente la aparición de dificultades en la adquisición, procesado y análisis de señales biomédicas [40][41][42][43][44]. Las características de estos problemas y en consecuencia las soluciones potenciales, son únicas para cada tipo de señal. Merecen particular atención los siguientes ítems:

Accesibilidad a las variables a medir: La mayoría de los sistemas y órganos de interés se localizan en el interior del cuerpo humano.

Variabilidad de la fuente de la señal: La naturaleza dinámica de sistemas biológicos provoca que la mayoría de las señales se comporten de manera estocástica no estacionaria. Esto significa que los parámetros de la señal como la media, varianza, y densidad espectral cambien con el tiempo. Por esta razón, las señales de un sistema dinámico deben analizarse durante periodos extensos de tiempo incluyendo varios posibles estados del sistema, y los resultados deben situarse en el contexto de los estados correspondientes.

Interrelaciones e interacciones entre sistemas fisiológicos: Los sistemas que componen el cuerpo humano no son mutuamente independientes; están interrelacionados y actúan recíprocamente de varias formas. Algunos de los fenómenos interactivos son la compensación, realimentación, causa-y-efecto, los efectos colaterales, toma de control o deshabilitación de otro sistema o parte de él.

Efecto de la instrumentación o procedimiento de medida: La colocación de transductores y el conexionado de un sistema a los instrumentos podrían afectar el buen funcionamiento o podrían alterar la conducta del sistema, y causar variaciones espurias en los parámetros a investigar. El procedimiento experimental para la adquisición de la señal puede llevar a ciertos efectos que podrían alterar las características de la misma. Por ejemplo, la colocación de un acelerómetro relativamente pesado puede afectar las características de vibración de un músculo y puede comprometer la integridad de la vibración o sonido a registrar.

Artefactos e interferencias fisiológicas, causados por la tos, los movimientos o la tensión muscular. Se aplican procedimientos de procesado de señal específicos para eliminar los artefactos.

Limitaciones en la energía: La mayoría de las señales biomédicas se generan con niveles de microvoltios o el milivoltios. El registro de tales señales requiere transductores, en ocasiones con amplificadores y acondicionadores de señal integrados, muy sensibles e instrumentación con niveles de ruido bajos. Los conectores y cables necesitan también ser blindados para evitar la captación interferencias electromagnéticas (EM).

Seguridad del paciente: La protección del paciente frente al shock eléctrico o a la radiación son requisitos incuestionables de indudable importancia. Conservar la seguridad del paciente puede inducir a evitar el uso de un procedimiento que permita obtener señales de mejor calidad que otros, por los que finalmente se opte a expensas de un deterioro en las señales adquiridas.

2.4 Trastornos respiratorios durante el sueño

2.4.1 La apnea del sueño

La palabra *apnea* deriva del griego *a-pnoea*, significa “no-respiración”. El síndrome de la apnea del sueño es definido por la “American Sleep Apnea Association” como un desorden del control de la respiración caracterizado por paradas respiratorias de al menos 10 segundos durante el sueño y un número de más de cinco paradas por hora de sueño [15][17].

El reconocimiento del Síndrome de Apneas e Hipopneas del Sueño (SAHS)¹, desde que en 1973 Guilleminault et al [45] describieran la relación entre el ronquido y la apnea del sueño, constituye, tanto por su elevada frecuencia, como por sus repercusiones familiares, sociales, personales y médicas, un problema de gran interés y permanente actualidad.

El SAHS se caracteriza por un cuadro de somnolencia diurna, trastornos neuropsiquiátricos y cardiorrespiratorios secundarios a episodios repetidos de obstrucción de la vía aérea superior (VAS) durante el sueño, que provocan desaturaciones de la hemoglobina y despertares transitorios que dan lugar a un sueño no reparador [46].

Ha sido bautizado sucesivamente como síndrome de hipersomnia y respiración periódica (SHRP), maldición de Ondina, y síndrome de Pickwick, asociándolo a la obesidad. Actualmente se denomina OSAS (obstructive sleep apnea syndrome) en la bibliografía anglosajona o SAOS (síndrome de apneas obstructivas del sueño) o, simplemente SAS (síndrome de apnea del sueño), que incluye todas las otras enfermedades. Las siglas SAHS para el síndrome de apneas-hipopneas del sueño incluyen una referencia específica a las hipopneas, de importancia creciente, tanto en adultos como en niños.

El objetivo de este trabajo está fundamentado en la necesidad de aportar nuevas técnicas y medios para la mejora del diagnóstico del síndrome de apnea del sueño. Por ello, parece fundamental comenzar la exposición definiendo la apnea desde una perspectiva clínica. Se detallarán posteriormente los procedimientos actuales de diagnóstico, incidiendo en sus limitaciones e indicando en que medida estas podrían ser cubiertas por la aportación de este trabajo.

2.4.1.1 Aspectos generales

Hasta hace muy pocos años, el fenómeno del ronquido, ha pasado de constituir un simple problema doméstico, incluso un síntoma de buen dormir o una anécdota literaria, mereciendo la atención de autores clásicos como Dickens² o Cervantes³, a un síntoma clínico.

¹ Hasta el año 1973 se denominó a la enfermedad “Síndrome de Pickwick.”

² En su novela “*Los papeles póstumos del club de Pickwick*”, describe de forma magistral tanto al corpulento y obeso Pickwick como a Joe, un niño obeso que se quedaba dormido en los momentos más inoportunos.

³ El Quijote de Miquel de Cervantes describe trastornos del sueño que sufría el protagonista de la obra y que no fueron descritos por la medicina hasta 1986, según un estudio elaborado por neurólogos del Hospital Clínic y el cervantista Martí de Riquer.

De importantes repercusiones socioeconómicas, su prevalencia es considerable (Tabla V). Joaquín Durán et al [47], afirman “...que el SAHS es un problema de salud pública con severas repercusiones socio sanitarias que en España afecta a unos dos millones de personas, la mayoría de ellos todavía sin diagnosticar...”. Su impacto sobre la morbi-mortalidad es importante y se acrecienta con el hecho de que se ha demostrado que estos enfermos tienen tiempos de reacción retardados y dificultades para mantener la capacidad de concentración. El 24% de los pacientes con SAHS reconocen haberse dormido conduciendo frente al 3% de los sujetos sin SAHS, encontrándose una probabilidad de accidentes de tráfico y laborales siete veces mayor entre los pacientes con SAHS. En personas con apnea de sueño, el alcohol ejerce un importante efecto modificador elevando de forma importante el riesgo de accidente [48][49].

Además, según fuentes citadas por la SEPAR (Sociedad Española de Neumología y Cirugía Torácica) los enfermos con SAHS no diagnosticados y por tanto no tratados, consumen recursos sanitarios 2-3 veces mayores que la población general. Los costes que suponen el propio diagnóstico, son muy superiores a otras patologías, por la necesidad de estancia en clínica para el diagnóstico.

2.4.1.2 Definición, concepto y fisiopatología

El síndrome de apnea hipopnea del sueño (SAHS), dentro de los siete grupos que “The International Classification of Sleeping Disorders (ICSD)” clasifica los diferentes desordenes del sueño, la Apnea se incluye en el primer grupo “Intrinsic Sleep Disorders” [50]. Se produce por la oclusión intermitente y repetitiva de la vía aérea superior durante el sueño, lo que origina una interrupción completa (apnea) o parcial (hipopnea) del flujo aéreo. La Sociedad Española de Patología Respiratoria (SEPAR) define el SAHS “...como un cuadro caracterizado por somnolencia, trastornos neuropsiquiátricos y cardiorrespiratorios secundarios a una alteración anatómico-funcional de la vía aérea superior que conduce a episodios repetidos de obstrucción de la misma durante el sueño, provocando descensos de la SaO_2 y despertares transitorios que dan lugar a un sueño no reparador” [51]. El síntoma más común de la apnea del sueño es el ronquido fuerte interrumpido por pausas en la respiración, seguido de fuertes sobresaltos. Es por tanto el ronquido detectado por personas próximas al paciente una de las principales causas del inicio del estudio del diagnóstico de esta patología [52][53].

Los fenómenos fisiopatológicos que se suceden cíclicamente durante el sueño en el SAHS pueden esquematizarse según lo especificado en la Figura 4.

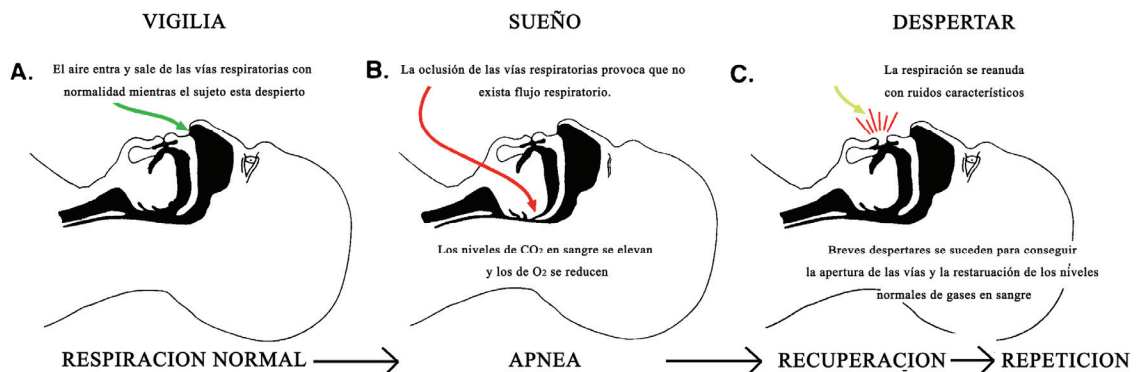


Figura 4. Descripción generalizada de los episodios de apnea [54].

Autor	Muestra	Edad	Índice de Apneas Hipopneas (IAH)	Síndrome de Apneas-Hipopneas de sueño (SAHS)
Young	1.255 trabajadores	30-60	IAH \geq 5: 24% H, 9% M IAH \geq 10: 15% H, 5% M IAH \geq 15: 9% H, 4% M	IAH \geq 5 + ESD 4% H, 2% M
Bixler	741 población general	20-100	IAH \geq 5: 17% IAH \geq 10: 11% IAH \geq 20: 6%	IAH \geq 10 + ESD y/o hipertensión, y/o enfermedad cardiovascular 3.9% (IC 95%: 2,8-5,6)
Bixler	1.000 población general	20-100	IAH \geq 15: Todas las mujeres: 2,2% Menopausia Pre:: 0,6% Post:: 3,9% Tratamiento hormonal Con: 1,1% Sin: 5,5%	IAH \geq 10 + ESD y/o hipertensión, y/o enfermedad cardiovascular 1,2% (IC 95%: 0,7-2,5)
Ancoli-Israel	420 población General 385 población general	65-99	IAH \geq 5: 28% H, 20% M IAH \geq 10: 11% H, 10% M IAH \geq 20: 6% H, 2% M RDI \geq 10: 70% H, 56% M RDI \geq 20: 51% H, 39% M RDI \geq 40: 28% H, 21% M	

Fuente: SAHS, concepto, definición y epidemiología [51]

IAH Índice de Apnea (número de apneas por hora de sueño), RDI Respiratory disturbance index (número de eventos respiratorios por hora de registro), ESD Excesiva somnolencia durante el día.

Tabla V. Prevalencia de apneas-hipopneas y SAHS en la población.

El ronquido, expresión del estrechamiento de la faringe, se debe a la vibración de las partes blandas de la vía aérea superior (paredes faríngeas, velo del paladar y úvula). Es, además, el síntoma más comúnmente referido por los pacientes con un SAOS o, mejor dicho, por sus cónyuges (5-7). El ronquido va siendo cada vez más sonoro, como consecuencia del aumento de la actividad de los músculos respiratorios, que intentan vencer la limitación al flujo aéreo. En un determinado momento se produce el colapso de la faringe, lo que determina el comienzo de un periodo de apnea. Los movimientos toraco-abdominales (esfuerzo respiratorio), estimulados por la hipoxemia y la hipercapnia, aumentan de forma progresiva, incluso se hacen paradójicos. Finalmente, el silencio de la apnea se rompe con un ronquido estertoroso, que refleja el restablecimiento de la permeabilidad de la vía aérea. Los gases respiratorios sanguíneos se normalizan, el sueño se recupera y se reinicia así un ciclo que se repite múltiples veces cada noche.

La Tabla VI resume las definiciones más comúnmente aceptadas del SAHS, con origen en la American Sleep Disorders Association, en la Sociedad Española de Patología Respiratoria y en la Academia Americana de Sueño, y las limitaciones atribuidas a cada una de ellas.

Origen	Definición	Limitaciones
American Sleep Disorders Association 1990	Apneas e hipopneas recurrentes que se asocian con deterioro clínico manifestado por un aumento de la somnolencia o alteración de la función respiratoria y cardíaca	No especifica cuántas apneas o hipopneas son necesarias para causar SAHS
Sociedad Española de Patología Respiratoria^a	Cuadro de somnolencia, trastornos neuropsiquiátricos y respiratorios y cardíacos secundarios a episodios repetidos de obstrucción de la vía respiratoria superior que provocan repetidas desaturaciones de la oxihemoglobina y despertares transitorios que dan lugar a un sueño no reparador	Pondera las manifestaciones clínicas y no especifica el número de eventos necesario para constituir el síndrome
Academia Americana de Sueño^b	<p>1-. Un IAR ≥ 5 incluida la presencia de ERAM más uno de los siguientes, los cuales no pueden ser explicados por otras causas:</p> <p>2-. ESD</p> <p>3-. Dos o más de los siguientes:</p> <ul style="list-style-type: none"> ▪ Asfixias durante el sueño – Despertares recurrentes – Torpeza al despertar – Fatiga durante el día – Dificultades de concentración <p style="text-align: center;">SAHS = 1 + (2 ó 3)</p>	Pondera en conjunto el IAH y las manifestaciones. Algunos consideran que el punto de corte de IAH ≥ 5 es excesivamente bajo, en especial en los ancianos, y más si se incluye a los ERAM

SAHS: síndrome de apneas-hipopneas durante el sueño; IAR: índice de alteración respiratoria
 ESD: excesiva somnolencia diurna; ERAM: esfuerzos respiratorios asociados a microdespertares
^a Según Montserrat JM, et al1.
^b Según la American Academy of Sleep Medicine Task Force.

Tabla VI. Definiciones más comúnmente aceptadas del SAHS.

2.4.2 Tipología de los eventos respiratorios relacionados con las apneas

En la Tabla VII se presenta un resumen de las diferentes definiciones de los eventos respiratorios. Tanto las apneas como hipopneas pueden ser:

- *obstructivas* cuando se acompañan de un aumento del esfuerzo toraco-abdominal
- *centrales* si este esfuerzo está ausente
- *mixtas* como combinación de ambas, siendo frecuente que comiencen por un componente central y terminar con un componente obstructivo

El número de apneas más hipopneas dividido por las horas de sueño es el índice de apnea-hipopnea (IAH). Un IAH superior a 5-10 se considera anormal. Sin embargo, un IAH anormal no define un SAHS por si mismo. Recientemente la Academia Americana de la Medicina del Sueño define SAHS como la presencia de un índice de alteración respiratoria (IAR) anormal; definido como la suma del IAH + los esfuerzos respiratorios asociados a

microdespertares (ERAM). Un IAR > 5 asociado a síntomas y signos clínicos relevantes se considera diagnóstico de SAHS.

Apnea obstructiva	Ausencia o reducción > 90% de la señal respiratoria (termistancias, cánula nasal o neumotacógrafo) de > 10 segundos de duración en <i>presencia</i> de continuo esfuerzo respiratorio detectado por las bandas toraco-abdominales.
Apnea central	Ausencia o reducción > 90% de la señal respiratoria (termistancias, cánula nasal o neumotacógrafo) de > 10 segundos de duración en <i>ausencia</i> de esfuerzo respiratorio detectado por las bandas toraco-abdominales.
Apnea mixta	Es un evento respiratorio que, habitualmente, comienza con un componente central y termina en un componente obstructivo.
Hipopnea	Reducción discernible (> 30% y < 90%) de la amplitud de la señal respiratoria de > 10 segundos de duración (termistancias, cánula nasal o neumotacógrafo) que se acompaña de unas desaturaciones ($\geq 3\%$) y/o un arousal en el EEG.
Esfuerzos respiratorios relacionados con arousals (RERAs)	Período ≥ 10 segundos de incremento progresivo del esfuerzo respiratorio (habitualmente detectado mediante medición de presión esofágica) que acaba, con un arousal. Opcionalmente, también puede detectarse el esfuerzo mediante el empleo de una cánula nasal y/o el sumatorio de las bandas toraco-abdominales cuando hay un período de limitación al flujo ≥ 10 segundos y < de 2 minutos, sin reducción marcada de la amplitud del flujo y que termina con un arousal.

Tabla VII. Episodios apneicos: definiciones [51].

2.4.3 Manifestaciones clínicas

Debe sospecharse la existencia de un SAOS cuando están presentes, la mayoría de las veces de forma simultánea, sus tres síntomas fundamentales: hipersomnias diurna, ronquidos y pausas de apnea referidas por el cónyuge. La especificidad diagnóstica de esta triada es muy alta, superior al 90%, aunque su sensibilidad es baja. En realidad, la mayoría de las veces el cuadro clínico es muy llamativo, por lo que no suele ser difícil sospechar el diagnóstico.

Los hallazgos clínicos más importantes se producen a dos niveles. Por un lado, las apneas e hipopneas condicionan hipoxia intermitente que puede ocasionar la aparición de problemas cardiovasculares y por el otro, distorsión en la arquitectura del sueño que conduce a hipersomnias diurna, alteraciones cognitivas y psiquiátricas.

Durante el sueño se repite muchas veces el mismo ciclo: sueño, apnea-hipopnea, cambios gasométricos, despertar transitorio y fin de la apnea-hipopnea. Los microdespertares repetidos son responsables de la fragmentación del sueño que da lugar a la mayoría de las manifestaciones neuropsiquiátricas como la ESD (excesiva somnolencia diurna), trastornos de la conducta y la personalidad.

Los síntomas más frecuentes son: ESD, ronquidos y pausas respiratorias repetidas durante el sueño, observados por el compañero-a de dormitorio. En los casos más severos pueden aparecer lentitud intelectual o dificultad de concentración, cansancio matutino (especialmente en mujeres), cefalea y nicturia. No es infrecuente que estos pacientes hayan sufrido accidentes de tráfico o casi-accidentes debido a la somnolencia durante la conducción de vehículos, padezcan hipertensión arterial o tengan antecedentes de cardiopatía coronaria. Con frecuencia, presentan disminución de la libido o impotencia, refieren despertares con sensación asfíctica y el compañero-a suele relatar con preocupación detalladamente los episodios de apneas-hipopneas durante la noche de las que ha sido testigo.

En todos los casos debe interrogarse a los familiares o a las personas que conviven con el enfermo, ya que el propio paciente no suele ser consciente de sus síntomas diurnos ni nocturnos. Es más, la mayoría de las veces minusvalora las manifestaciones clínicas que presenta. Por otra parte, es sabido que no todo individuo roncador padece un SAOS. El ronquido se observa en un 10 a 30% de las mujeres y hasta en un 50 a 60% de los hombres adultos, pero sólo en un 5 a 15 % de los casos se debe a un SAOS. En el resto de las ocasiones se trata de una roncopatía crónica benigna. La progresión de una roncopatía simple a un SAOS, como forma natural de evolución, no está demostrada y es motivo de controversia.

2.4.4 El escenario diagnóstico

La historia y la exploración física, por muy sugestivas que sean, no predicen adecuadamente ni la presencia o ausencia de apneas-hipoapneas nocturnas, ni la severidad (si existe) del SAOS [53][55]. Será importante descartar la existencia de otros procesos como responsables de la “síntomatología asociada al SAOS” e incluso sospechar que coexisten diversos síndromes.

La elevada prevalencia del SAHS, así como la escasez de medios disponibles han motivado la búsqueda de técnicas diagnósticas alternativas o complementarias a la polisomnografía nocturna (PSG) eficaces y menos costosas, que permitan establecer un adecuado diagnóstico y tratamiento del SAHS, como la poligrafía respiratoria (PR) o las pruebas oximétricas.

En los puntos siguientes se revisa el estado del arte en esta materia y en la relacionada con los métodos de diagnóstico domiciliario del SAHS.

2.4.4.1 Oximetría

La oximetría de pulso, precisa de un aparato de pulsioximetría u oximetría, con un sensor en forma de pinza, que se sitúa en el dedo índice de la mano (Figura 5).

Del análisis de la oximetría pueden obtenerse dos tipos de datos [56]:

- Los que valoran los dientes de sierra (Dientes de sierra: frecuencia entre 2 y 5 ciclos por segundo. Amplitud inferior a 50 mV. Duración entre 3 y 7 segundos) conocidos como índice de desaturaciones/hora.
- El que valora la intensidad global de la caída de la SaO₂.

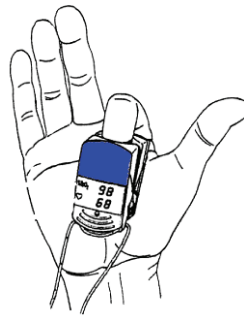


Figura 5. Detalle de un pulsioxímetro convencional de BioMedical Instruments

Valores superiores a 5-10 desaturaciones/hora por hora son sugestivos de SAHS. Según diversos trabajos valorados por la SEPAR para el diagnóstico del SAHS la sensibilidad y la posibilidad de diagnóstico varían en función de los aparatos, llegando a la conclusión que “...En la actualidad la oximetría cutánea puede aportar datos, en ningún caso diagnósticos, ni con capacidad para decidir tratamientos en el síndrome de apneas del sueño” [56].

Sin embargo en un reciente estudio publicado en American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine [57], se concluye que la Oximetría puede ser una primera etapa para el diagnóstico y posterior tratamiento del SAHS y solo la polisomnografía estaría reservada a los siguientes casos:

- El resultado de la Oximetría fuera negativa y hubiera serias sospechas clínicas de la existencia de la enfermedad
- La mejoría después del tratamiento solo fuera parcial o no tuvieran mejora.
- Cuando existan problemas de confianza en el método.
- Pacientes en los que sea muy urgente realizar un diagnóstico y comenzar un tratamiento óptimo.

Limitaciones e inconvenientes prácticos de la oximetría

En la práctica clínica con técnica de pulsioximetría, cabe considerar los siguientes aspectos:

- La interacción con otras hemoglobinas altera la exactitud de la medición, como en casos de presencia de carboxihemoglobina (COHb) o metahemoglobina (MetHb).
- Niveles poco fiables en anemias graves (< 5 g/dl Hb).
- Interfiere en la exactitud de la medición la presencia de azul de metileno, verde indocianina, índigo carmín, fluoresceína y colorantes intravasculares.
- Interferencia con la luz ambiente de las lámparas infrarrojas de calentamiento.
- No son fiables en situaciones de hipotensión, hipotermia, paro cardíaco, *bypass* cardiopulmonar e inestabilidad hemodinámica.
- Posibilidad de error si el paciente tiene las uñas largas, artificiales o laca de uñas, o malformación en dedos o uñas.

- Pueden generarse desconexiones (artefactos) que impidan valorar adecuadamente el registro.

En la actualidad la oximetría cutánea está incorporada como un método de monitorización no invasiva en las salas de hospitalización y consultas de neumología y aporta datos –en ningún caso diagnósticos, ni con capacidad para decidir tratamientos- muy útiles para priorizar pacientes con el síndrome de apneas del sueño.

2.4.4.2 Poligrafía cardiorrespiratoria

La poligrafía respiratoria (PR) en el laboratorio del sueño o domiciliaria, supone una alternativa a la PSG convencional debido a su bajo coste, sus resultados y la posibilidad de realizarse en la casa del paciente, con las comodidades que esto supone, favoreciendo un sueño más natural. Consiste en la monitorización y registro de todas o algunas de las variables cardiorrespiratorias de la polisomnografía convencional (Figura 6).

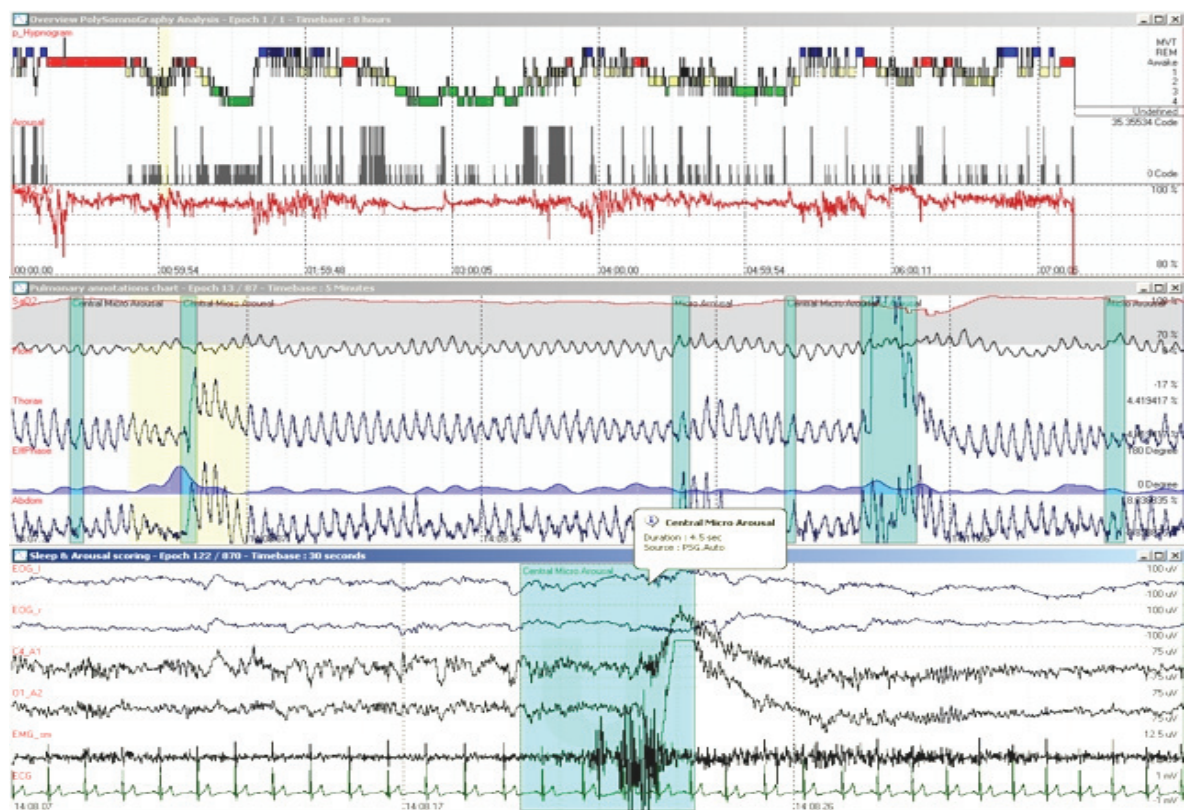


Figura 6. Registro polisomnográfico respiratorio (PR)

En general suelen registrarse las siguientes variables: 1) flujo nasobucal, 2) movimientos toraco-abdominales, 3) posición corporal, 4) Electrocardiografía y 5) saturación de la oximetría. Opcionalmente también pueden registrarse otros parámetros como el ronquido, la frecuencia cardíaca o la actimetría.

Puesto que no se recogen variables neurofisiológicas no es posible estudiar la arquitectura del sueño, la duración de sus distintas fases ni el tiempo durante el cual el enfermo ha estado dormido.

Variables registradas

Flujo oronasal

Se mide bien a través de una termistancia o mediante una sonda de presión nasal. La termistancia capta la diferencia de temperatura entre el aire frío inspirado y el aire caliente espirado, ofreciendo una estimación cualitativa del flujo. La sonda de presión ofrece una medida cuantitativa, pero únicamente del flujo nasal.

Los equipos diseñados para diagnóstico ambulatorio suelen operar mediante una batería permite realizar un registro nocturno completo.

Movimientos toraco-abdominales

Se registra el esfuerzo respiratorio, mediante la detección de los movimientos en el área transversal del tórax y el abdomen, por medio de unos cinturones o galgas extensiométricas; a nivel de las axilas las torácicas, y a nivel del ombligo las abdominales. El registro que se produce permite clasificar las apneas respiratorias en centrales, mixtas u obstructivas, en función de la existencia o no de esfuerzos.

Pulsioximetría

Se utiliza el método detallado con anterioridad.

Posición

Se emplea un sensor que informa de la posición del sujeto (decúbito supino y prono, decúbito lateral derecho e izquierdo). Este sensor se sitúa generalmente en un cinturón que rodea al tórax.

Electrocardiografía

Permite relacionar las alteraciones del ritmo cardiaco con los eventos respiratorios. Se materializa mediante dos electrodos colocados sobre la piel en puntos distintos del tórax.

Ronquidos

Se pueden grabar los ronquidos por medio de un micrófono situado en el cuello o en la horquilla del esternón, lo cual permite asociarlos a otros eventos respiratorios registrados simultáneamente.

Actimetría

Mediante un sensor sujeto por una muñequera elástica y colocada en la muñeca o antebrazo del paciente, se pueden estimar, de un modo muy aproximado, el tiempo de sueño.

Análisis y resultados de la PR

Del análisis de la poligrafía cardiorrespiratoria, pueden obtenerse los siguientes datos [58]:

- Tiempo total de registro.
- N° de apneas (ausencia de flujo oronasal durante al menos 10 segundos o más).

- N° de hipopneas (claras reducciones del flujo asociadas a desaturaciones cíclicas de SpO₂ superiores al 3%).
- El índice de apneas e hipopneas por hora, que se obtendrá de dividir el número de apneas e hipopneas por el tiempo total de registro.
- Clasificación de las apneas e hipopneas: analizando el trazado que nos ofrecen las bandas torácicas y abdominales, es posible saber si las apneas e hipopneas son obstructivas (ausencia o disminución de flujo oronasal, manteniéndose movimientos toracoabdominales), centrales (ausencia o disminución de flujo oronasal y también de movimientos toracoabdominales) o mixtas (ausencia o disminución del flujo oronasal con ausencia al principio de movimientos, que se instauran seguidamente mientras aún existe la ausencia del flujo oronasal).
- Oximetría
- Eventos cardiacos
- Otros parámetros

Según el manual de procedimientos de la SEPAR, se considera anormal un número de apneas-hipopneas por hora superior a 10. Cuando el número es superior a 30 se considera grave. *“Se considera que el paciente tiene un SAHS obstructivo cuanto el 80% o más de los eventos respiratorios son de carácter obstructivo o mixto. En caso de que más del 80% de los eventos sean centrales se considera un SAHS central.”* [58].

Limitaciones e inconvenientes prácticos de la PR

La más importante limitación de la poligrafía respiratoria, y que la diferencia de la polisomnografía convencional, es la ausencia de registro de las variables neurofisiológicas y el desconocimiento del tiempo total de sueño.

Para calcular los índices, se tiene que utilizar el tiempo de registro, que no tiene que coincidir con el tiempo total del sueño. Ello puede dar lugar a falsos negativos en caso de que el paciente no haya dormido correctamente.

Así mismo “... pudieran pasar desapercibidos, en un estudio de estas características, los pacientes con eventos respiratorios (hipopneas o episodios de incremento de resistencia de vías aéreas superiores) que cursen con arousal pero sin caída de la Sat.O₂.” [58].

Todos los modelos de polígrafos deben haber sido validados previamente con un polisomnógrafo convencional. Si la PR se realiza de forma domiciliaria, los principales problemas derivan de la falta de vigilancia durante el estudio. Como consecuencia, puede acontecer:

- Mal registro del flujo oronasal por contacto con la piel, desplazamiento o caída del termistor o sensor de presión. Para ello es imprescindible hacer las comprobaciones oportunas al inicio del estudio y fijar sólidamente los sensores.
- Mal registro de las bandas toracoabdominales por movimientos del paciente durante la noche, desplazándolas de su posición original. De nuevo, antes del inicio del estudio es importante fijar adecuadamente las bandas.
- Mal registro de la pulsioximetría por desconexión o caída del terminal.
- Descarga de la batería.

- Mal registro del ECG, desconexión de los electrodos por arrancamiento o sudoración excesiva.
- Mal registro de otros sensores adicionales en caso de tenerlos (por ejemplo, el sensor ronquidos por desconexión o arrancamiento debido a la incomodidad).

2.4.4.3 La polisomnografía convencional nocturna (PSG)

Es la prueba más completa para el estudio de los trastornos respiratorios durante el sueño [59] y se realiza mediante el internamiento en una unidad del sueño hospitalaria del paciente (Figura 7), para el registro durante una noche completa de la actividad electroencefalográfica (EEG y EOG), muscular (EMG), y cardiorrespiratoria.



Figura 7. Registro polisomnográfico nocturno completo (PSG)

Variables registradas

Concretamente se registran simultáneamente y de forma continuada las siguientes variables fisiológicas durante el sueño:

Variables Neurofisiológicas

Diferencian sueño y vigilia, fases del sueño y los despertares transitorios o “arousals”:

- Electroencefalograma (EEG): registro de la actividad eléctrica cerebral
- Electromiograma (EMG): registro de la actividad muscular mentoniana
- Electrooculograma (EOG): registro de los movimientos oculares

Variables Cardiorrespiratorias

- Flujo oronasal: permite identificar la presencia de apneas e hipopneas.

- Movimientos respiratorios torácicos y abdominales.
- Saturación de la oxihemoglobina (SaO_2), que nos informa del grado de oxigenación.
- Micrófono para el ronquido, que nos informa sobre la intensidad y frecuencia de ronquidos.
- Electrocardiograma (ECG): ritmo cardíaco.

Otras

- Posición corporal: informa sobre la posición de sueño del sujeto. Es importante tenerlo en cuenta.
- EMG tibiales: registro de los movimientos de las piernas. Pueden ser electrodos o un piezoeléctrico.

Opcionalmente

- Actimetría.
- Presión esofágica para cuantificar el grado de esfuerzo respiratorio.
- Luz ambiental.
- Vídeo.

Análisis y resultados de la PSG

En la actualidad la mayoría de los polígrafos incorporan un sistema de análisis automático basado en algoritmos matemáticos que analizan las señales procesadas y deciden el estadio del sueño, pero son muy imprecisos, por lo que siempre se suele proceder del modo siguiente:

- a. Revisión de la hoja de petición de estudio de sueño: ver datos relevantes.
- b. Comprobación de la calidad del registro.
- c. Estudio de las diferentes fases del análisis automático
- d. Estadiaje manual de las diferentes fases del sueño.
- e. Recuento del número e índice de *arousals*.
- f. Recuento y clasificación de eventos respiratorios.
- g. Recuento de movimientos periódicos de piernas (PLM).
- h. Revisión final.
- i. Elaboración del informe.

Parámetros del sueño

Para el estudio del sueño y sus fases se utiliza el método de estadiaje por épocas de 30 segundos de Rechtschaffen y Kales (RK) [60].

La fase REM, en la que hay una ausencia de tono muscular y un mayor colapso de la vía aérea superior y disminución de la saturación de oxígeno, es un periodo de suma importancia para el diagnóstico del SAHS.

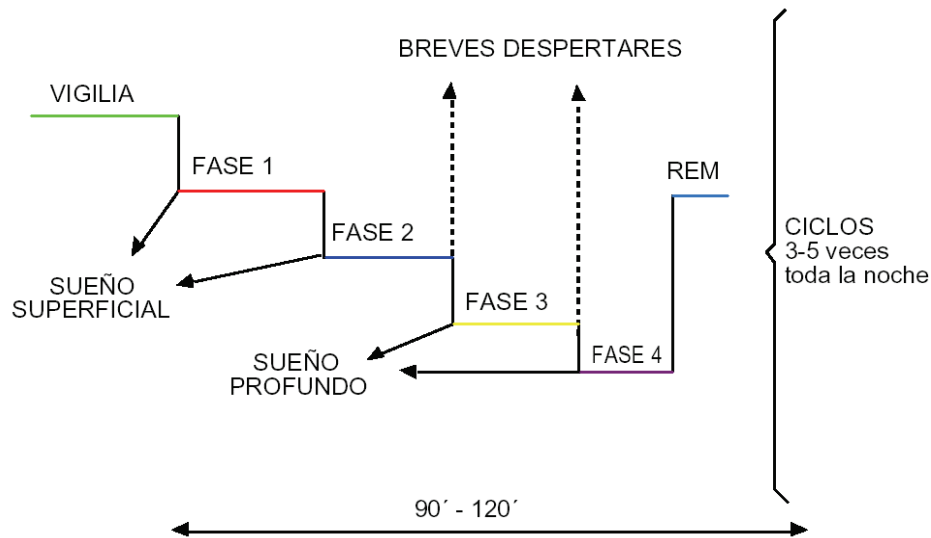


Figura 8. Hipnograma de sueño

En la Figura 8 se representa gráficamente la organización cronológica de la vigilia y las diferentes fases del sueño, lo que permite una visión global de la arquitectura del sueño de una noche. El sueño nocturno normal consta de 3-5 ciclos por noche, con sueño no REM y REM con una duración de entre 90 y 120 minutos.

Para un análisis más profundo, además del hipnograma es necesario recurrir a los valores numéricos de todas las variables del sueño (latencia, eficiencia, arousals, duraciones y porcentajes,...).

Eventos respiratorios en el PSG

Una vez realizado el análisis neurológico, se procede al análisis de los diversos eventos respiratorios teniendo en cuenta las definiciones establecidas en la Tabla IX.

Limitaciones e inconvenientes prácticos de la PSG

Aunque el registro de la PSG sea el adecuado, es posible que a lo largo de la noche surjan algunos problemas. Se enumeran a continuación los más frecuentes:

- Alteración de un canal cualquiera en la PSG
- Fallo en las galgas extensiométricas: suele ser postural
- Alteración de varios o todos los canales de las variables neurofisiológicas
- Fallo en el electrodo de tierra
- Alteración de varias o todas las variables respiratorias
- Fallo en el conexionado con a la raqueta
- Desconexión del cable principal

2.4.4.4 *Técnicas domiciliarias alternativas en el estado del arte*

Recientemente se ha realizado una nueva revisión sistemática de la literatura, en la cual tres sociedades científicas, la American College of Chest Physicians (ACCP), The American Thoracic Society (ATS), y The American Academy of Sleep Medicine (AASM), tratan de establecer unas pautas para la utilización de los sistemas portátiles para el diagnóstico del SAHS [61]:

- **Nivel I, PSG estándar**
- **Nivel II, PSG portátil no vigilada:** No hay datos disponibles para recomendar su utilización en la práctica clínica diaria, existiendo escaso número de estudios publicados. Registra un mínimo de 7 parámetros (EEG, EOG, EMG, ECG, Esfuerzo Respiratorio, Flujo aéreo, SpO₂).
- **Nivel III, Sistemas portátiles de apnea del sueño o Poligrafía Respiratoria:** Existen evidencias para aceptar su utilización en el laboratorio de sueño, tanto para confirmar como para descartar SAHS. Registra un mínimo de 4 parámetros (2 de ventilación, ECG y SpO₂)
- **Nivel IV, Registro continuo de uno o dos bioparámetros:** No son recomendables para su utilización rutinaria ni en laboratorios de sueño ni en medios no vigilados.

Por las investigaciones realizadas hasta el momento, lo que si parece claro y existe acuerdo, en cuanto al diagnóstico domiciliario del SAHS es:

- No se recomienda la utilización de sistemas de Nivel IV ni de Nivel II.
- En los sistemas de Nivel III, es dónde se centra el diagnóstico domiciliario (precisamente donde encaja el dispositivo propuesto en este trabajo).

Los estudios de nivel III son por tanto una alternativa importante y aceptada para el diagnóstico y para disminuir la presión asistencial al que las unidades dedicadas al estudio de la patología del sueño están sometidas, en forma de largas listas de espera de los pacientes para diagnóstico, ofreciendo información suficiente para diagnóstico positivo en un porcentaje muy alto de casos. Estos estudios, aunque muy variables según los distintos métodos comercializados ofrecen información sobre los trastornos respiratorios (frecuencia y tipo de las apneas/hipopneas y número de eventos respiratorios por hora), variaciones de las SaO₂ (situación basal, saturación mínima, saturación media y número de desaturaciones de un determinado porcentaje por hora), presencia de ruidos respiratorios, presencia de ronquido y posición corporal.

Aunque se han realizado muchos estudios con estos métodos sólo hay en la literatura siete estudios que avalen firmemente su uso diagnóstico, con sensibilidades y especificidades bien referidas y situadas en general por encima del 90% (aunque depende del nivel diagnóstico que se considere) y con índices de correlación para los eventos apnea/hipopnea superiores a 0.9 (Tabla VIII). Estos datos permiten utilizarlos con confianza, dentro de los límites diagnósticos de referencia como método diagnóstico alternativo fiable.

2.4.5 Tratamiento del SAHS

La Sociedad Española de Patología Respiratoria (SEPAR) publica en 1998 unas recomendaciones para el tratamiento del SAHS [51]. El objetivo del tratamiento del SAHS, es la mejoría o desaparición de la sintomatología clínica y la corrección de las alteraciones fisiopatológicas, es decir, la desaparición de las apneas y de las hipopneas, siendo eficaces aquellos tratamientos que permitan la permeabilidad de la vía aérea superior [63] (Figura 9). Se distinguen las alternativas descritas en los puntos siguientes.

Autores	Clasificación según la ASMM	Señales registradas	Datos perdidos	Resultados
Gagnadoux et al	Minisomno (II)	EEG, EOG, EMG, SpO2, Flujo aéreo, ECG, Esfuerzos, Posición	23.4%	89% Coincidencia diagnóstica
Quan et al	Compumedics (II)	EEG, EOG, EMG, SpO2, Flujo aéreo, ECG, Esfuerzos, Posición	8%	Buena correlación inter-noches (ICC = 0.77–0.81)
Dingli et al	Embletta (III)	SpO2, Flujo aéreo Esfuerzos, Posición	18%	79–89% Coincidencia diagnóstica Reducción de costes del 42%
Calleja et al	MERLIN (III)	Flujo aréreo, Tasa cardíaca, SpO2 Esfuerzos, Posición, Ronquido	8%	Muy buena precisión ROC 0.93–0.98
Golpe et al	Apnoescreen I (III)	Flujo aréreo, Tasa cardíaca, SpO2 Actigrafía, Posición	33%	Muy buena precisión ROC 0.89
Bar et al	WatchPAT100 (III?)	Flujo aréreo, Tasa cardíaca, SpO2 Actigrafía	10.7%	Buena precisión ROC 0.82–0.87

Tabla VIII. Dispositivos portátiles para la detección del SAHS, testados de forma rigurosa [62]

2.4.5.1 Medidas generales

El objetivo del tratamiento con medidas generales sería la eliminación de los factores que predispongan, desencadenen o empeoren la malfunción de la VAS, durante el sueño: la obesidad, el alcohol, la posición decúbito supino durante el sueño, los fármacos que potencien la malfunción de la VAS, como las benzodiazepinas y narcóticos y mantener una adecuada higiene de sueño.

2.4.5.2 Otros tratamientos

Farmacológico

Se han ensayado más de 100 medicamentos para el tratamiento del SAHS con escasos resultados [63], por lo que hasta el momento actual no constituyen una alternativa terapéutica eficaz.

Dispositivos de avance mandibular (DAM)

El objetivo del tratamiento con dispositivos intraorales, sería la mejoría del ronquido, del SAHS o de ambos, mediante la actuación de uno o más de los siguientes mecanismos: Modificación de la posición de las estructuras de la vías aéreas superiores (VAS), aumento de la VAS y/o Reducción de la colapsabilidad de la VAS.

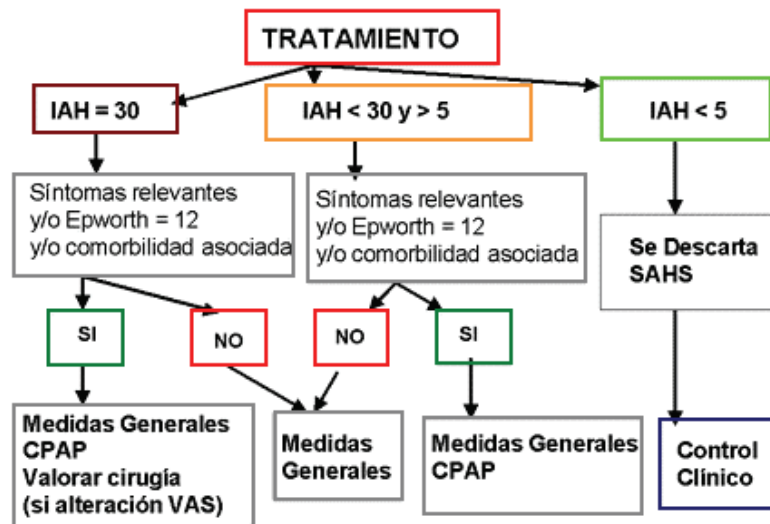


Figura 9. Algoritmo de tratamiento del SAHS [61].

Tratamiento quirúrgico

Las técnicas quirúrgicas que se aplican en la actualidad están reservadas a fracasos del tratamiento con CPAP, a pacientes que lo rechazan de entrada o a situaciones de urgencia en pacientes con SAHS severo y como tratamiento previo en pacientes de riesgo que van a ser sometidos a otros tratamientos quirúrgicos con el fin de disminuir los riesgos perioperatorios.

Presión positiva continua sobre la vía aérea superior (CPAP)

La utilización de Presión positiva continua sobre la vía aérea superior, CPAP, es el tratamiento de elección del SAHS. Fue desarrollada por Sullivan en 1981 y consiste en una turbina que trasmite una presión predeterminada a través de una mascarilla nasal adaptada a la cara del paciente, fijada con un arnés. El sistema genera constantemente un flujo y trasmite una presión a la vía aérea superior, evitando su colapso tanto estático

(apneas), como dinámico (hipopneas) durante el sueño. Por tanto se trata de un tratamiento mecánico.

La CPAP corrige las apneas obstructivas, mixtas y en ocasiones las centrales, elimina las hipopneas y suprime el ronquido. Evita la desaturación de oxígeno, los despertares electroencefalográficos (arousal) secundarios a los eventos respiratorios y normaliza la arquitectura del sueño. La CPAP remite los síntomas del SAHS, disminuye o elimina la somnolencia diurna patológica, produce recuperación de la capacidad de atención y mejoría de la calidad de vida. Además el tratamiento con CPAP reduce el riesgo de accidentes de tráfico en pacientes con SAHS y parece que normaliza las cifras de tensión arterial en un porcentaje elevado de sujetos hipertensos con SAHS e incluso se le atribuye cierto papel en el tratamiento de la insuficiencia cardiaca [51].

La CPAP no es un tratamiento curativo, lo cual implica que su aplicación debe ser continuada. Cada paciente precisa una presión determinada de CPAP que debe ser adecuada de forma individualizada, manualmente o de forma automática (auto-CPAP).

2.5 El diagnóstico de la apnea del sueño: alternativas

2.5.1 Introducción

En este punto se realiza una revisión bibliográfica de los métodos y técnicas que se aplican en la actualidad al registro de las señales cardiorrespiratorias y relativas al ronquido, para su procesamiento orientado a la extracción de la información relevante. Se examina igualmente la utilidad clínica de cada una de éstos parámetros, para el diagnóstico médico en general y para la diagnosis del SAHS en particular. Se persigue mejorar la contextualización de las aportaciones realizadas en este trabajo.

2.5.2 Posicionamiento del sistema propuesto

El sistema objeto de estudio en esta disertación, basado en el empleo de un sensor de aceleración, para la ayuda al diagnóstico del SAHS, es equivalente, empleado en conjunción con la técnica de oximetría, a un Sistema de Nivel III de acuerdo a la clasificación establecida por las 3 sociedades científicas American College of Chest Physicians (ACCP), American Thoracic Society (ATS), y American Academy of Sleep Medicine (AASM) [65][66][67].

2.5.3 Población subsidiaria de empleo del sistema

Alonso establece como población subsidiaria de estudios domiciliarios (Figura 10) a los pacientes con baja probabilidad de SAHS y sin factores de riesgo cardiovascular, en los cuales una poligrafía respiratoria domiciliaria negativa, permita descartar la existencia de SAHS. Amplia el espectro extendiéndolo a pacientes con alta probabilidad de SAHS, en los que una poligrafía respiratoria domiciliaria positiva permita confirmar la existencia de SAHS e instaurar el tratamiento adecuado.

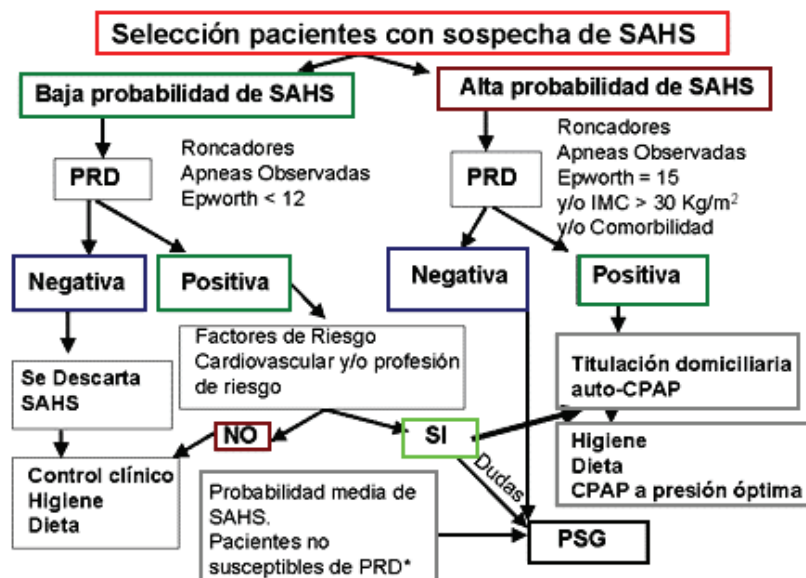


Figura 10. Algoritmo de diagnóstico domiciliario del SAHS [61].

Al mismo tiempo excluye de este tipo de pruebas a los siguientes grupos de pacientes:

- Pacientes con sintomatología sugestiva de otros trastornos de sueño no SAHS.
- Pacientes con insomnio.
- Trabajadores a turnos.
- Pacientes con síndrome ansioso – depresivo.
- Pacientes con comorbilidad importante.
- Pacientes con probabilidad clínica media de padecer SAHS, en los cuales una PRD podría ser dudosa y sería necesario la realización de PSG.

2.5.4 La señal respiratoria en la práctica clínica

Existen numerosas razones clínicas que requieren de una medida fiable de la respiración. Algunas pueden encontrarse en la literatura específica sobre métodos para la monitorización de la respiración.

Moody et al mantienen que la significación clínica de ciertas arritmias cardíacas puede sobrentenderse únicamente considerando la respiración como variable. El conocimiento del ciclo respiratorio es también útil. Zapke et al [69] describen el procesado matemático de los datos derivados de MRI (resonancias magnéticas) durante los ciclos respiratorios que conduce a imágenes de la ventilación local de excelente calidad, sin la presencia de agentes de contraste.

Lindberg et al [70] citan ejemplos en los que información sobre la respiración es importante. Por ejemplo, en cuidados postoperatorios es extremadamente importante controlar tanto la función cardíaca como la respiratoria, debido a que los pacientes sometidos a operaciones suelen estar influidos por analgésicos que deprimen la respiración.

Los fallos respiratorios pueden generar situaciones de gravedad que incluso supongan un riesgo para la vida del paciente. En general se trata de situaciones muy difíciles de predecir, y como consecuencia de ello, la monitorización continua de su actividad es típicamente necesaria en situaciones clínicas de alto riesgo. Numerosos estudios han mostrado que la tasa respiratoria (TR) proporciona uno de los índices más exactos para diagnosticar una disfunción respiratoria aguda, de forma que se emplea para el seguimiento del estado de pacientes internados en unidades de cuidado intensivo o postoperatorias, o que presenten una respiración potencialmente inestable [71][72][73].

La tasa respiratoria ha demostrado ser también un marcador muy exacto para analizar la posibilidad de retirar el soporte de pacientes ventilados, ya que exhibe una alta correlación con las extubaciones [74][75]. Durante sedación, la monitorización de la TR ha mostrado ser un marcador más rápido de la inducción de la anestesia que cualquiera otra medida clínica, como el test de reflejos, cese del dedo doblado, y la pérdida del tono muscular en el brazo [76]. Durante la sedación consciente (sedación narcótica), existe un riesgo de depresión respiratoria. Sin embargo, la monitorización de patrones respiratorios combinada con la pulsioximetría es la más útil información sobre la ocurrencia de depresión respiratoria y los cambios en la TR típicamente proporcionan una advertencia más temprana que la que provee la pulseoximetría o la tensión CO₂.

La monitorización de la respiración es también útil en situaciones no críticas, e.g. durante los tests de ejercicio y en los diferentes tipos de investigaciones cardíacas. En este último caso es también necesario cronometrar las diferentes fases de la respiración, ya que la función cardíaca está modulada por la respiración. Un amplia área de aplicación de la monitorización de la respiración puede ser la que afecta a los cuidados domiciliarios [77][78].

Sin embargo, es en la detección de la apnea de sueño donde la respiración participa de forma básica, y se erige como un pilar básico en la diagnosis del trastorno. Como se ha definido al describir la fisiopatología del SAHS y la tipología de eventos, la identificación de episodios de apnea e hipopnea requiere de una medida fiable de la actividad respiratoria, que permita la diferenciación de segmentos de respiración normal, ceses en la respiración y reducciones del flujo de aire ingresado.

2.5.4.1 *Sistemas para el registro de la actividad respiratoria*

A pesar de los beneficios obvios de la monitorización respiratoria continua, se ha demostrado que larga la búsqueda de un método preciso, no invasivo ni intrusivo para controlar continuamente la TR ha sido parcialmente infructuosa. Se han desarrollado diversas tecnologías en un intento por cubrir esta brecha clínica, pero ninguna ha conseguido reunir la suficiente confianza médica como para convertirse en un estándar médico. En este sentido, la pletismografía inductiva, la humidificación de fibra óptica, y la capnografía figuran entre las tecnologías más populares. Cada una de ellas tiene ventajas y desventajas, pero ninguna ha demostrado ser claramente superior a las otras. Las tecnologías que más se ajustan a esta tarea necesitan aún resolver cuestiones esenciales: baja relación señal/ruido, diferentes intensidades de sonidos respiratorios, duración de fase, patrones respiratorios variables, interferencias de sonidos no biológicos (interferencias electromagnéticas, artefactos de movimiento, ruido ambiental, etc.), y la interferencia de sonidos biológicos tales como latidos, movimientos musculares en la traquea, tos, vocalización, etc.

En general, todas las aproximaciones diseñadas para medir la respiración pueden categorizarse en directas e indirectas.

En los **métodos directos**, un sensor acoplado a la aerovía, generalmente mediante una máscara facial, mide el movimiento u otras propiedades del transporte de aire hacia y desde los pulmones. Por ejemplo, las resistencias térmicas nasales miden los cambios de temperatura en el aire y los sensores de dióxido de carbono miden el cambio en el dióxido de carbono en el aire inhalado y exhalado.

Los **métodos indirectos** se basan en la medida de los cambios en el volumen corporal. Destacan entre estas técnicas la pletismografía transtorácica de impedancia e inductancia, el empleo de galgas extensiométricas torácicas y abdominales, la respiración neumática y la pletismografía corporal completa [79].

En la pletismografía de inductancia, se colocan galgas alrededor del pecho y del abdomen. Durante la inhalación y exhalación, los volúmenes del pecho y abdomen cambian, alterando el área de las bobinas y por tanto su inductancia. La impedancia pletismográfica detecta y cuantifica el cambio en la impedancia eléctrica a lo largo del pecho y del abdomen durante la respiración.

Otras técnicas requieren de una frecuente recalibración pero los transductores (galgas o electrodos) no suponen una carga importante para un paciente estacionario, y suponen por tanto la única alternativa para la monitorización ambulatoria de la respiración.

En cualquier caso, la selección del equipamiento adecuado para la monitorización respiratoria es una tarea crucial [80]. Aunque existen métodos de monitorización respiratoria fiables empleados en unidades de cuidado intensivo, como los descritos con anterioridad, bien son invasivos o pueden causar incomodidad al paciente, lo que evita que puedan ser empleados en condiciones más generales. Es por ello por lo que otros métodos alternativos han sido propuestos.

Algunos métodos experimentales [81] emplean la señal de un micrófono o sensores de aceleración para evaluar aspectos relacionados con la respiración mientras el paciente permanece despierto o dormido, sin que esta información aporte datos relevantes respecto del padecimiento del síndrome de apnea.

En [82] se propone el empleo de un micrófono situado en el cuello del paciente para detectar los estados de hipoventilación, estableciendo una correlación no detallada de éstos con los índices de apnea e hypopnea.

Otros autores [83] utilizan un sensor piezoeléctrico de diseño propio situado sobre el cuello para determinar algunas condiciones respiratorias del paciente, basándose en el registro de las vibraciones acústicas en la garganta del mismo.

En [84] se emplea un acelerómetro en el cuello del paciente para el registro de vibraciones acústicas, que son comparadas con patrones de respiración, para la identificación de algunos trastornos.

Cada uno de los métodos descritos tiene ventajas y desventajas. Las medidas directas tienden a ser más exactas pero pueden interferir con la respiración normal. Aunque la pletismografía corporal completa puede ser muy precisa y además no interfiere con la respiración, requiere la inmovilización del paciente.

2.5.4.2 Sonidos y vibraciones traqueales

Los sonidos traqueales, registrados en la cavidad supraesternal o en el lateral del cuello cerca de la faringe, han adquirido un interés relevante durante la última década. La señal de sonido traqueal es fuerte, cubre un rango más amplio de frecuencias que los generados en el pulmón a la altura del pecho, tienen fases respiratorias separables, y una alta correlación con el flujo aéreo respiratorio.

Generalmente, la colocación de un sensor sobre la tráquea es relativamente fácil ya que existen menos interferencias procedentes del pelo corporal, de las prendas de vestir, etc, en comparación con las registradas en la zona torácica.

La generación de sonidos traqueales está básicamente relacionada con las turbulencias ocasionadas por el aire al penetrar en las vías aéreas superiores, incluyendo la faringe, la glotis y las regiones subglóticas. Las turbulencias generadas por el flujo en la glotis (Figura 11) provocan fluctuaciones en el lumen aéreo. Las ondas de presión acústica dentro del gas en las aerovías y el movimiento de las paredes de éstas contribuyen a la

formación de las vibraciones que alcanzan a superficie del cuello, y que se transforman en sonidos y en movimientos traqueales.

Puesto que la distancia desde las varias fuentes de sonido en las aerovías superiores a un sensor localizado en la superficie de cuello es relativamente corta y sin la interposición del tejido pulmonar, los sonidos y vibraciones traqueales son a menudo interpretados como señales respiratorias más puras, menos filtradas.

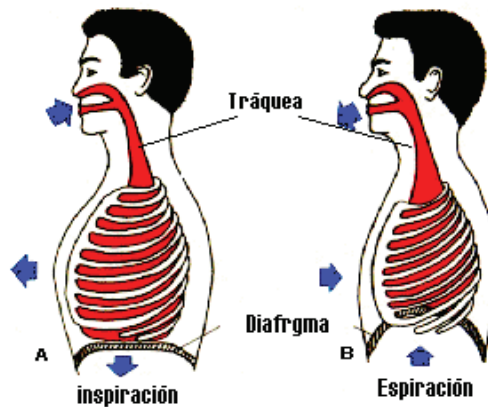


Figura 11. Mecanismos respiratorios.

Los sonidos traqueales se han caracterizado como ruido de amplio espectro, cubriendo un rango de frecuencias desde menos de 100 Hz hasta más de 1500 Hz, con una abrupta caída de potencia por encima de la frecuencia de corte de aproximadamente 800Hz. A pesar de que el espectro de los sonidos y vibraciones traqueales varía de individuo a individuo, es bastante repetible para una misma persona. Esto refleja probablemente la fuerte influencia de anatomía individual de las aerovías.

Los especialistas pulmonares están interesados en los sonidos traqueales como indicadores tempranos de obstrucción en las vías aéreas superiores y como una fuente de información para evaluaciones cuantitativas y cualitativas de la ventilación.

La medida de los sonidos traqueales puede proporcionar información valiosa y en algunos casos única sobre la salud respiratoria. Es por ello por lo que puede ser relevante el empleo del sensor de aceleración para la captación de las vibraciones originadas en la aerovía por el aire durante los mecanismos de inspiración y espiración.

2.5.5 La señal cardíaca en la práctica clínica

El corazón es un sistema complejo que tiene una respuesta mecánica (los latidos) a una excitación eléctrica (los impulsos eléctricos que se generan en el nodo sinusal).

Existen multitud de referencias en la literatura, descritas en este punto, que establecen la viabilidad del diagnóstico del SAHS con ayuda de la información relativa a la actividad cardíaca. Más concretamente el análisis de la variabilidad cardíaca (VFC) es evocado con asiduidad en relación al diagnóstico de los trastornos respiratorios asociados a desordenes del sueño (SBD -sleep breathing disorders). Tradicionalmente, la variabilidad de la frecuencia cardíaca se ha obtenido de la serie temporal RR del ECG. En este trabajo se realiza una aproximación novedosa en este

sentido, mediante el cálculo de distintos parámetros de la señal de variabilidad cardíaca a partir de una señal de diferente de la eléctrica cardiográfica.

El objetivo de este trabajo es estimar la variabilidad y sus parámetros asociados a partir de la señal de aceleración del sistema propuesto. Con ello, y aunque es cierto que su capacidad para detectar el SAHS no ha sido determinada de forma sistemática, gran parte del diagnóstico puede precisarse con la información contenida en la variabilidad, ya que resulta indudable la vinculación existente entre los trastornos del sueño y la actividad cardíaca [85].

Electrocardiografía (ECG)

Aunque el corazón se encuentra inervado por el Sistema Nervioso Autónomo, este late sin estímulo alguno porque esta conformado por una red de fibras miocárdicas especializadas y autoexcitables. Esta actividad eléctrica es medida por el electrocardiógrafo y plasmada en un electrocardiograma (ECG), que normalmente registra una onda serie de ondas según los distintos potenciales eléctricos que se forman en el corazón durante un latido El ECG consiste pues la grabación de la actividad eléctrica generada por el corazón en la superficie del cuerpo, y sus orígenes datan de finales del siglo XIX. Primero Waller, en 1887 [86] realizó el primer ECG humano mediante el electrómetro capilar de Lippmann. Posteriormente, en 1903, Einthoven publicó en una revista de ámbito internacional [87] el primer estudio detallado del galvanómetro de cuerda que él había construido é inventado.

El electrocardiograma (ECG) es por excelencia la forma, no invasiva y sencilla, de obtener información de esa excitación. Entre las posibles formas no invasivas de conocer la respuesta mecánica del corazón está el registro de los sonidos cardíacos o fonocardiograma (PCG), que se toma en una región muy cercana al corazón y destaca por su sencillez, bajo costo y bajo nivel de interferencias eléctricas [88].

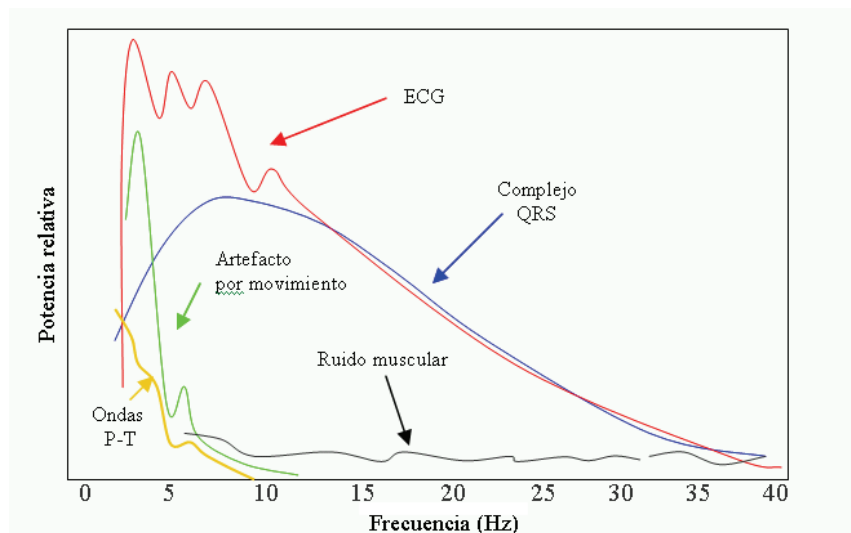


Figura 12. Espectros de las diferentes componentes cardíacas.

Desde el punto de vista del procesado de señales, hay que tener en cuenta el contenido frecuencial de la información cardíaca. El ancho de banda de la señal electrocardiográfica es aproximadamente de unos 125 Hz, con la distribución espectral mostrada en la Figura 12, donde se describen y resumen las potencias espectrales relativas del ECG, los

complejos QRS, las ondas P y T, los artefactos originados por movimientos, y el ruido muscular [89]. Se puede observar cómo las componentes por encima de 35Hz no son muy significativas.

Fonocardiografía (FCG)

La Fonocardiografía [89][90][91], definida como el registro de las vibraciones sonoras del corazón a partir del fonocardiógrafo de Einthoven, se introdujo para evitar estas limitaciones de la técnica auscultatoria. Los avances producidos en el desarrollo del estetoscopio contribuyeron a su vez a realizar avances en la detección de los sonidos cardiacos y relacionarlos con diferentes patologías.

El fonocardiograma consiste en la representación gráfica de las ondas sonoras del latido cardiaco, lo que permite documentar la temporización, intensidad relativa, frecuencia, calidad, tono, timbre y localización precisa de las diferentes componentes de los sonidos cardiacos, de una forma objetiva y repetible. Sin embargo, y al igual que ha ocurrido con la auscultación convencional, el avance tecnológico de las técnicas de imagen cardiográfica ha producido un progresivo declive y desuso prácticamente generalizado de los viejos equipos fonocardiógrafos clásicos.

Actualmente, la teoría mas ampliamente aceptada sobre la generación de los sonidos cardiacos es la propuesta por R. Rushmer [92]. En ella, los sonidos cardiacos se atribuyen no solo a las hojas que cierran las válvulas, sino a las vibraciones de todo el sistema cardiovascular originadas por gradientes de presión. Externamente, los sonidos cardiacos se escuchan mejor en determinadas zonas del pecho, denominadas como área mitral, aórtica, pulmonar, y tricúspide. El área mitral se encuentra cerca del apex del corazón; el área aórtica esta a la derecha del esternón, en el 2º espacio intercostal; el área tricúspide esta en el 4º espacio intercostal, cerca del borde derecho del esternón; y el área pulmonar se encuentra en la línea izquierda del esternón, en el 2º o 3º espacio intercostal.

Un ciclo cardiaco normal contiene dos sonidos principales, S1 y S2, que delimitan las dos fases del ciclo cardiaco: sístole (entre S1 y S2), y diástole (entre S2 y S1). El primero de ellos es debido a las siguientes causas: a) movimiento de la sangre hacia las aurículas debido a la contracción ventricular, b) deceleración de la sangre debido a que las válvulas auriculoventriculares (AV) se encuentran cerradas, c) oscilación de la sangre entre la base de la aorta y las paredes ventriculares, y d) vibraciones causadas por las turbulencias del flujo de sangre expulsado a gran velocidad a través de las arterias aórtica y pulmonar. El segundo sonido está causado por el cierre de las válvulas semilunares (aórtica y pulmonar). En este sonido se distinguen dos componentes: A2, debida al cierre de la válvula aórtica, y P2, debida al cierre de la válvula pulmonar. Normalmente A2 precede a P2 en unos pocos milisegundos, aunque en situaciones patológicas la distancia A2-P2 puede aumentar, disminuir, e incluso invertirse, presentándose P2 antes de A2.

En determinados casos también pueden presentarse dos sonidos adicionales, S3 y S4. S3 se origina después de S2, y es debido al fin repentino del llenado ventricular, presentando frecuencias muy bajas. Por su parte, S4 esta causado por las contracciones auriculares que expulsan la sangre hacia los ventrículos, y ocurre al final de la diástole, también con frecuencias muy bajas (Figura 13).

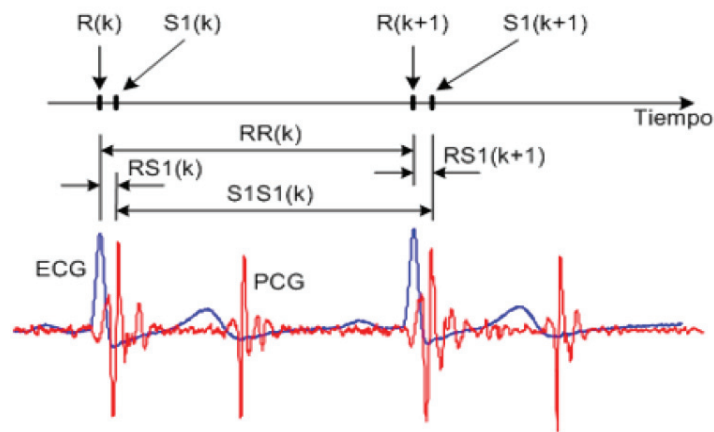


Figura 13. Señales de ECG y FCG, con las posiciones en el tiempo de los puntos R y S1, los intervalos RR, S1S1 y RS1 en los latidos k y $k+1$.

Los sonidos cardiacos son registrados con diferente intensidad dependiendo de la zona de auscultación (de la cercanía a la válvula que los origina) y de la irradiación de los sonidos (hacia donde se desplazan en el interior del cuerpo). En una comparación entre los sonidos registrados en el pecho debajo del esternón y en la arteria carótida derecha [90], se observó que además de que la intensidad de los sonidos era diferente en los dos sitios de registro, las duraciones de los sonidos se mantenían para S1 y S2, al igual que las frecuencias de las intensidades de pico. Por el contrario, la potencia espectral se vio sustancialmente modificada, especialmente en el caso de S2. En una representación espacial de los sonidos torácicos realizada con 16 micrófonos [90], se observó que dicha representación para S1 fue similar en los dos sujetos de estudio, mientras que en el caso de S2 sí se observaron diferencias.

Los sensores utilizados para adquirir la señal FCG son, normalmente, estetoscopios electrónicos con salida de señal eléctrica, o sensores piezoeléctricos de contacto que son sensibles al desplazamiento o aceleración de la superficie de la piel [96]. Otra opción disponible recientemente son los sensores desechables adhesivos a la piel, que permiten una excelente fijación y por tanto eliminan los ruidos debidos al roce del sensor con la piel.

También se han diseñado sensores específicos para el registro del FCG, como un estetoscopio electrónico basado en micrófono electret de respuesta en frecuencia extendida, un acelerómetro de alta sensibilidad y con una respuesta en frecuencia también extendida, dirigido a mejorar la detección de los sonidos cardiacos de baja frecuencia, o un sensor basado en estructuras deformables de alta precisión y fibra óptica. Una revisión pormenorizada del estado del arte de la fonocardiografía puede encontrarse en [97].

En cuanto al dispositivo de registro de la señal, este suele ser un ordenador PC, normalmente portátil, que recibe la señal por la entrada de audio de este o mediante una tarjeta de adquisición. Este ultimo caso es el utilizado para evitar la distorsión provocada por la entrada de audio del PC o cuando se necesita adquirir mas de un canal. Así, la configuración micrófono mas ordenador portátil constituye un equipo de adquisición de bajo coste que ha permitido relanzar el interés por la Fonocardiografía al permitir que un gran número de investigadores registren estas señales para ser analizadas posteriormente.

La frecuencia de muestreo del FCG suele ser de 8000 a 11025 Hz, que cubre todo el rango de frecuencias de interés en el FCG sin provocar problemas de solape de espectro (aliasing).

Otros métodos en la literatura

Los principales avances sobre la naturaleza de los sonidos y soplos cardíacos y sobre su significado clínico han tenido que esperar a la llegada de nuevas tecnologías, como los rayos X, el cateterismo cardíaco izquierdo y derecho, los estudios angiográficos, la fonocardiografía externa e intracardiaca y las correlaciones ecocardiográficas-fonocardiográficas.

Durante los últimos 20 años, la importancia de la auscultación cardíaca ha disminuido frente al espectacular avance de otras técnicas diagnósticas de alta tecnología (ecocardiografía bidimensional asociada a Doppler pulsado, continuo y color, tomografía computerizada, imágenes nucleares, etc.).

Finalmente, es de mención la seismocardiografía, como técnica no invasiva desarrollada para el registro y análisis de la actividad vibratoria cardíaca, como medida de la capacidad de contracción del tejido cardíaco. No es de aplicación al presente estudio por lo que no se abundará en mayores detalles.

2.5.5.1 Fisiología de la actividad cardíaca: Sistema nervioso autónomo

El corazón, como todo músculo, está conectado al sistema nervioso. Es el sistema nervioso autónomo (SNA) el que se encarga de modular la respuesta cardiovascular en función de las necesidades del sujeto. El SNA está dividido en dos ramas: el sistema simpático y el sistema parasimpático. Debido a que la rama parasimpática actúa sobre el corazón a través del nervio vagal, en el estudio de la variabilidad del ritmo cardíaco se suelen emplear como sinónimos sistema parasimpático y sistema vagal. Una regla generalmente aceptada en el estudio del ritmo cardíaco es la siguiente: *La excitación proveniente del sistema simpático acelera el ritmo cardíaco mientras que la excitación proveniente del sistema parasimpático decelera el ritmo cardíaco.*

Como ambos sistemas actúan simultáneamente se producen oscilaciones alrededor del ritmo cardíaco medio. Por lo tanto, el origen de la variabilidad del ritmo cardíaco es la interacción entre los sistemas simpático y parasimpático.

El sistema nervioso autónomo recibe información de muchos otros sistemas y actúa sobre diferentes órganos (corazón, sistema digestivo, sistema renal, sistema respiratorio, etc.). No es de extrañar pues que estos sistemas modulen el ritmo cardíaco. Los sistemas que afectan de forma más patente la variabilidad del ritmo cardíaco son:

Sistema respiratorio: Es bien conocido que la serie RR presenta oscilaciones a la frecuencia respiratoria. Durante la inspiración el ritmo cardíaco aumenta y durante la espiración disminuye. Este fenómeno es conocido como la arritmia sinorrespiratoria [98]. Se conoce que está mediado por activaciones y desactivaciones del sistema vagal. Además, la función de transferencia entre la respiración y la variabilidad del ritmo cardíaco tiene una característica paso bajo.

Sistema vasomotor: Es otro fenómeno bien conocido que la presión sanguínea y el ritmo cardíaco interactúan entre sí. Los baroreceptores sensan la presión sanguínea y esta información es integrada por ambas ramas del sistema nervioso autónomo modulando el ritmo cardíaco.

Sistema termorregulador: Cambios en la diferencia de temperatura entre el sujeto y el ambiente causan variaciones de muy baja frecuencia en la variabilidad del ritmo cardíaco.

Sistema renina-angiotensina: El aumento, descenso o desplazamiento de fluidos corporales así como cambios en la cantidad de sal pueden modificar la variabilidad del ritmo cardíaco. El efecto sobre el ritmo cardíaco se presenta como oscilaciones de muy baja frecuencia.

Sistema nervioso central: Es muy conocido que el estado emocional del sujeto modifica el ritmo cardíaco. Hay estudios sobre cómo afecta el estrés y sobre las diversas etapas de sueño [99].

La variabilidad del ritmo cardíaco no sólo aporta información sobre el estado del sistema cardiovascular sino que informa sobre el estado de diferentes sistemas fisiológicos cuya medida directa es forzosamente invasiva. La vinculación con el sueño es fundamentalmente el objeto de nuestro estudio aunque como se describe a continuación y con carácter general, su estudio ha derivado en aplicaciones asociadas a multitud de trastornos.

2.5.5.2 Variabilidad cardíaca

Dado que la variabilidad del ritmo cardíaco refleja la modulación del sistema nervioso autónomo sobre el sistema cardiovascular, no es de extrañar que las principales aplicaciones estén asociadas a testear el estado de este sistema.

La variabilidad del ritmo cardíaco puede proporcionar una herramienta para supervisar el aumento de la mortalidad en pacientes con enfermedades cardíacas. Es baja en los pacientes que experimentan muerte cardíaca repentina (SCD), y alta en sujetos jóvenes y sanos [100].

La variabilidad del ritmo cardíaco se ha propuesto para la predicción (prognosis) de arritmias malignas, infarto, así como para la prognosis de muerte cardíaca súbita [101]. Tras un infarto el grado de inervación del corazón disminuye con lo cual se pierde un cierto control sobre este órgano.

Por otro lado, la propia degeneración del sistema nervioso autónomo se puede medir con un análisis de variabilidad del ritmo cardíaco. Por lo tanto, se ha aplicado también a la diagnosis de neuropatía, especialmente en diabéticos [102]. La relación entre presión sanguínea y ritmo cardíaco es la explicación que también se pueda diagnosticar la hipertensión [103]. Asimismo, como los cambios posturales afectan a la regulación de la presión sanguínea, un estudio de variabilidad del ritmo cardíaco ayuda al estudio de colapsos y de insuficiencia ortostática aplicado sobre todo en astronautas [104].

Centrándonos en los efectos del sistema nervioso central sobre el ritmo cardíaco, otros campos de estudio se centran en los trastornos del sueño [105]. Se describen a

continuación los estudios de mayor relevancia que vinculan el análisis de la VFC y los trastornos del sueño.

2.5.5.3 Relación de la variabilidad cardíaca con los trastornos del sueño

El SAHS es un factor de riesgo para la hipertensión arterial (HTA) y la cardiopatía isquémica. En el estudio de estos pacientes, se detectan fluctuaciones del ritmo cardíaco [106], que finalmente pueden acabar en las patologías descritas, pudiendo contribuir la detección de esas fluctuaciones al diagnóstico del SAHS [107]. Estas variaciones cíclicas consisten en fases de bradicardias durante la fase apneica seguidas de taquicardias abruptas a la salida de la apnea.

Las fases de bradicardias y taquicardias son atribuidas [108], a un control efectivo del sistema parasimpático sobre el pulso cardíaco, que son interrumpidos por la activación del sistema simpático, terminando la apnea en un despertar o “arousal”. La interacción de los factores cardio-vasculares con la apnea del sueño se esquematiza en la Figura 14 [109].

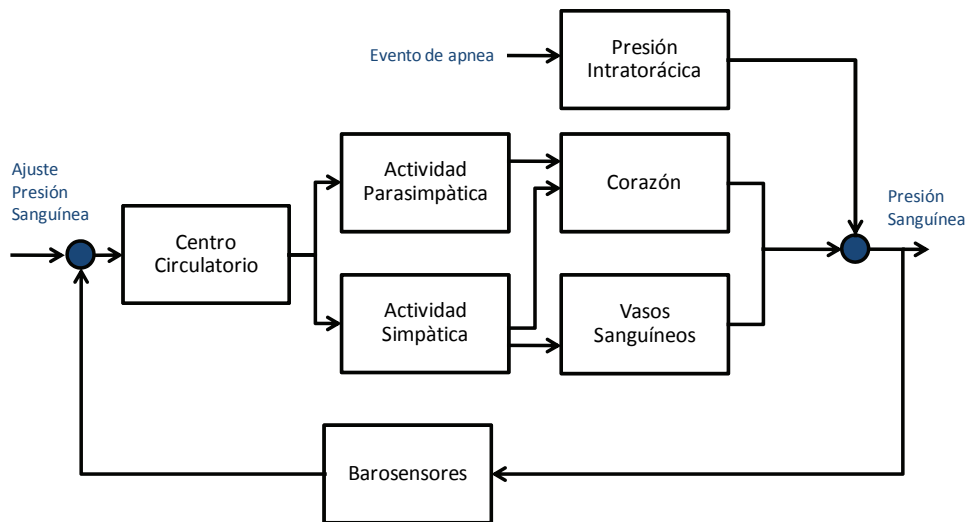


Figura 14. Vinculación del sistema central autónomo y la presión sanguínea con la apnea.

En [110] se analizan espectralmente los impactos de la apnea sobre los intervalos RR de los ECG's de los pacientes, usando un promediado de Welch en los periodogramas. Identificando las bandas de frecuencia sugeridas en [111], y que se muestran en la Tabla IX.

Del estudio realizado se extrae la existencia de un marcado incremento espectral en el intervalo RR, de muy baja frecuencia durante las fases de apnea, en relación con las fases normales de respiración.

En [112] se estudiaron los polisomnogramas de sujetos sanos, concluyendo que los valores del espectro de potencia VLF, son debidos a los mecanismos reflejos del cuerpo, siendo significativamente muy altos en la fase REM comparadas con las etapas 2 y 4 del sueño.

Así mismo los componentes espectrales LF ligados al Sistema Simpático también eran más altos en esta fase REM en relación también a las fases 2 y 4.

BANDAS Y RANGOS DE FRECUENCIA		
Parte del espectro	Nombre de la banda	Rango en Hz
Alta frecuencia	HF	0.15-0.4
Baja frecuencia	LF	0.04-0.15
Muy baja frecuencia 1	VLF1	0.019-0.071
Muy baja frecuencia 2	VLF2	0.019-0.036

Tabla IX. Bandas y rangos de frecuencia de Milton para la señal de VFC.

Por el contrario la potencia espectral de los componentes **HF**, ligados al Sistema parasimpático eran significativamente más altos en las fases 2 y 4 que en la REM.

El ratio **LF/HF** que refleja el balance entre los sistemas, tenía su máximo valor durante la fase REM y un mínimo valor durante el sueño síncrono. En [113], mediante el análisis espectral de las pulsaciones cardiacas, se establece una evaluación cuantitativa y cualitativa de la activación de los sistemas simpático y parasimpáticos del cuerpo.

En [114] se sugiere que la mayor parte de la información necesaria para el diagnostico está contenida en la VFC. Por medio del estudio de parámetros de la VFC en el dominio del tiempo, Maier realiza un análisis doble, que atribuye un resultado numérico a cada paciente, analizando por un lado el total de la señal recogida y por otro la sucesión de segmentos de un minuto (Figura 15).

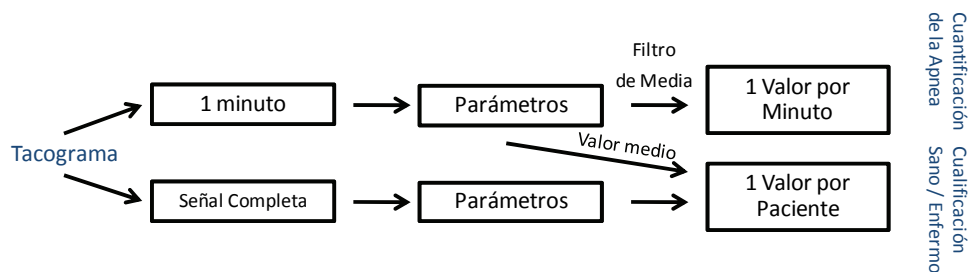


Figura 15. Método de Maier para la diagnosis del SAHS

Algunos autores [115] han estudiado la relación entre los electrocardiogramas de sujetos con apnea, encontrando que en los periodos de no-apnea, la respiración de los sujetos a estudio se caracterizaba por una fuerte señal periódica relacionada con el ritmo respiratorio de aproximadamente 14 c.p.m. (ciclos por minuto), y los episodios de apnea se caracterizaban por periódicas oscilaciones en el electrocardiograma con frecuencias fundamentales de 0.5-2.0 c.p.m., observándose incluso en la mayoría de los casos 3 y 4 armónicos de la frecuencia fundamental.

En [116] mediante un algoritmo no descrito, identifican pacientes que sufren apneas, mediante el estudio del ECG de los pacientes. Indican que existe un cambio en el sistema intrínseco de regulación de los ciclos cardiacos del corazón durante episodios prolongados de apnea, existiendo una oscilación previa de baja frecuencia de 0.02Hz.

Usando la transformación de Hilbert en los intervalos RR, en [117] se muestra que es posible con un alto grado de eficacia detectar los estados de apnea, a partir de la lectura de

los ECG's. Durante los periodos de apnea el ciclo cardiaco muestra ciclos que se incrementan y decrecientan con las fases de la apnea, esos ciclos que no se encuentran en la respiración normal, tienden a oscilar a una frecuencia de entre 0.01 y 0.04 Hz. Esta técnica es inefectiva en detectar pequeñas apneas en pacientes que no presentan estos cambios dinámicos observados en apneas prolongadas (Figura 16).

En [118] se describe un método de detección de las apneas, basándose en los cambios en los complejos QRS así como en el estudio de anomalías en el espectro de frecuencia en las pulsaciones del corazón, mediante un monitoreo continuo del paciente durante el sueño nocturno.

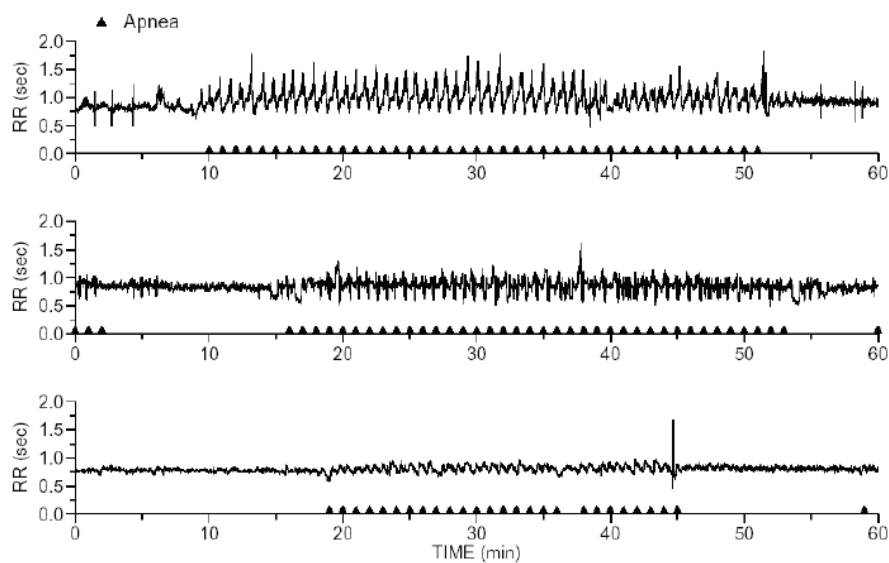


Figura 16. Oscilaciones típicas en la VFC asociadas al SAS en el rango 0.01-0.04Hz.

En [119], simultáneamente a la Polisomnografía, se incorporan 12 canales en el ECG, confirmando que los parámetros morfológicos del ECG varían sistemáticamente con las fases de la apnea, en función de la polarización y despolarización asociadas a los cambios de saturación y desaturación del oxígeno en la sangre.

Los autores en [120], proponen un método, basado en la sonificación de las pulsaciones del corazón, para el diagnóstico de la apnea, en contraposición a la visualización de los ECG's. El problema según estos autores es "un problema de orquestación y melodía".

Mediante dos algoritmos no lineales "chaotic radius" y "differential radius", aplicados a las series temporales de ECG en las fases de apnea, en [121], se logra predecir con dichos algoritmos los tiempos aproximados entre eventos de apnea, así como detectar en los ECG's puntos de inestabilidad que según los autores sugieren un acoplamiento entre los esfuerzos respiratorios que no son claramente visibles en las series temporales del ECG.

En [122] se especifica que valores del ratio LF/HF en el rango 1.5 y 2 son considerados normales en estado despierto. En [123] se refiere que pacientes con alto índice de desaturaciones nocturnas y repetitivas hipoxias, sufren a lo largo de la noche largos episodios de aumentada actividad simpática y alta presión arterial.

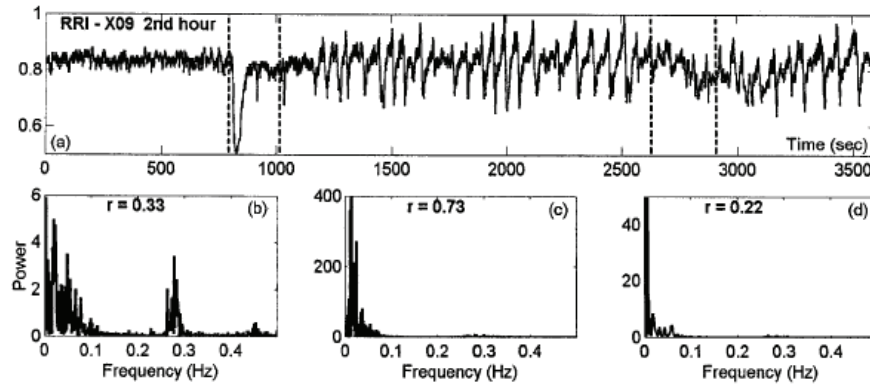


Figura 17. Espectros de potencia de los segmentos predefinidos. El segmento (800-1050 seg.), no fue analizado espectralmente (se trata de un despertar). (b) Espectro de potencia de entre 0-800 seg. (c) Espectro de potencia de entre 1050-2620 seg., (d) Espectro de potencia de entre 2620-2910 seg. El ratio de potencia en el rango de apnea en relación a la potencia total es indicado con la variable r.

En la Figura 18 puede verse un esquema del doble riesgo del SAHS a través del desarrollo de momentos de hipoxia e hipertensión.

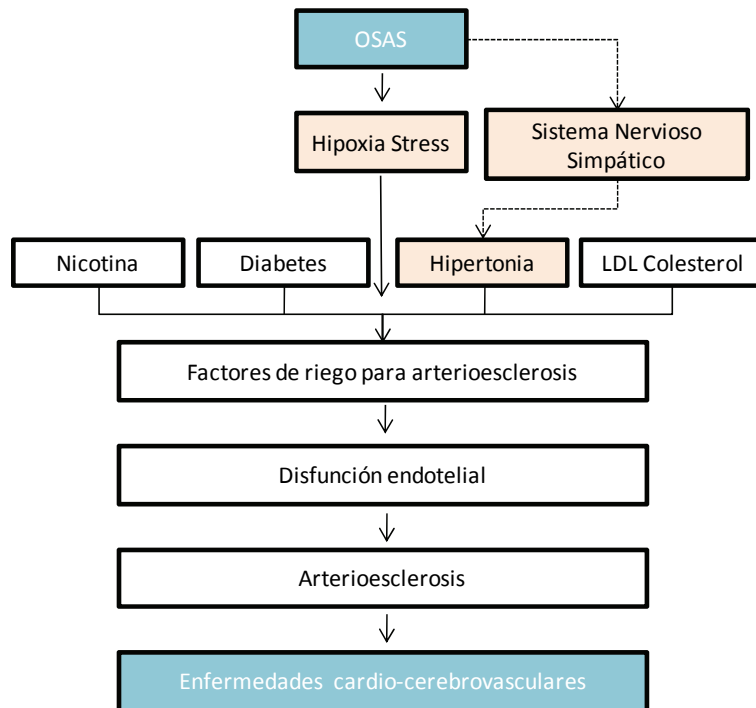


Figura 18. Representaciones esquemáticas del desarrollo de disfunciones cerebro vascular y cardiaco relacionadas con el SAHS [123].

2.5.6 La señal ronquido en la práctica clínica

El ronquido es un sonido o ruido respiratorio originado durante el sueño, típicamente inspiratorio, aunque se puede registrar un pequeño componente espiratorio atenuado en algunos casos [124][125][126]. Según Dalmasso et al [124], es producido por la vibración de los tejidos blandos de la faringe, paladar blando y úvula, como consecuencia de los cambios en la configuración y propiedades de la vía aérea que ocurren durante el sueño.

Desde el punto de vista estructural, se ha demostrado radiológicamente que los pacientes roncadores y afectados de SAOS presentan una vía aérea más estrecha a nivel de la velofaringe [127][128]. Mediante Tomografía Computadorizada (TC) se ha observado también este estrechamiento de la vía aérea, aunque parece que respecto a los pacientes afectados de SAOS, los roncadores no apnéicos presentan una mayor estrechez en la base de la lengua y a nivel del hioides [129]. Además se observa, a través de la medición de imágenes endoscópicas digitalizadas, que los roncadores no apnéicos presentan un paladar blando elongado, una úvula elongada y ancha y un istmo orofaríngeo más estrecho, respecto a los no roncadores [130]. La colapsabilidad de la vía aérea es mayor en pacientes con SAOS que en roncadores y en estos que en no roncadores [131], hecho que se observa también en estudios radiológicos [128] y mediante endoscopia durante sueño inducido [132].

Algunos autores [133] han relacionado la intensidad del ronquido y la han vinculado con las características polisomnográficas y clínicas de los individuos roncadores. Confirmaron que existe una asociación entre la intensidad del ronquido y el BMI (Body Mass Index, índice de masa corporal), siendo mayor la intensidad del ronquido cuanto mayor es el BMI. También hallaron una asociación entre sexo y ronquido, siendo los varones roncadores de mayor intensidad que las mujeres. Los pacientes con un IAH (Índice Apnea Hipopnea) ≥ 10 , roncaban con mayor intensidad lo que es consistente con la idea de que en el SAOS hay una mayor presión negativa inspiratoria, flujos inspiratorios mayores, flujo turbulento y mayor vibración, lo que resulta en niveles de intensidad sonora superiores. No encontraron, sin embargo, relación entre la intensidad del ronquido y la edad, pero observaron que los pacientes que habían empezado a roncar más recientemente o que hacía pocos años que roncaban, lo hacían con menor intensidad que los que llevaban más años roncando. Así mismo, los pacientes con la orofaringe más estrecha roncaban con mayor intensidad que los que tenían una orofaringe considerada normal.

Los factores necesarios para que se produzca el ronquido según [125] son:

- sueño
- presión negativa inspiratoria torácica (succión)
- reducción del área de sección
- limitación del flujo
- estructura vibrante (paladar blando y tejidos blandos de la orofaringe)

La valoración objetiva del ronquido (a pesar del gran interés que despierta), no es todavía un elemento rutinario en los estudios polisomnográficos, registrándose este a través de un micrófono de baja resolución, aportando poco datos para el estudio espectral del análisis de las características del mismo. Ello está íntimamente relacionado con la dificultad para definir las características espectrográficas del mismo, dado que no existe un procedimiento estandarizado sobre la colocación del micrófono y la

calibración del equipo. El ronquido debería poder diferenciarse de otros sonidos que se pueden registrar durante el sueño. En [134] se define como un sonido inspiratorio cuya amplitud es cinco veces superior al sonido cardíaco. Posteriormente el mismo autor [135] valora el ronquido desde el punto de vista espectrográfico y lo define como cualquier ruido repetitivo de baja frecuencia y/o con componentes vibratorios. En [136] se define al ronquido como cualquier pico de sonido cuya intensidad excede los 55 dB. En [133] se define y cuantifica el ronquido en función de la media de la amplitud de la presión sonora y el porcentaje de tiempo que excede al nivel de ruido ambiental. Sin embargo, probablemente el principal problema de todas las mediciones es la falta de validación biológica. Antes de aceptar que una señal acústica de determinada amplitud, duración o frecuencia es un ronquido, debe verificarse que esa señal corresponde al sonido que un oyente (o preferiblemente más de uno) percibe como un ronquido. **Hasta la fecha y hasta dónde sabemos, no hay estudios que validen la medición electrónica de un sonido aceptado como un ronquido por un técnico en polisomnografías o un ordenador y su percepción como ronquido por los oyentes.**

Algunos autores determinan dos tipos fundamentales de ondas en los ronquidos, a las que denominan “simples” y “complejas”; las primeras de características cuasi-senoidales, corresponderían a ronquidos sin obstrucción respiratoria, y las segundas que comienzan con una alta deflexión seguida de una amortiguación de la onda, estarían asociadas a breves periodos de pérdida de respiración. Los trabajos detallados en [138] detectaron anomalías en la fonación, articulación o resonancia en un 60-70% de SAOS, al realizar un análisis perceptual de la voz de estos pacientes por especialistas. En [139] y [140] se analizaron espectrográficamente, la emisión de vocales en SAOS y roncadores sanos, encontrando diferencias en la máxima frecuencia y en el número de armónicos de las vocales /e/ /i/. El resultado lo atribuyeron a las diferencias anatómicas y de distensibilidad faríngea entre sujetos sanos y SAOS [140][141].

2.6 Técnicas y métodos generales empleados en el procesamiento de la señal

2.6.1 Introducción

Las bioseñales pueden ser representadas tanto en el dominio temporal como en el dominio de la frecuencia. Las componentes de la frecuencia de una señal, que pueden resultar difíciles de discernir en una representación temporal, pueden ser separadas y analizadas más fácilmente en el dominio de las frecuencias. Para muchos métodos y aplicaciones de procesamiento de diferentes bioseñales, incluidos el filtrado y el análisis espectral, es útil tener la representación de las bioseñales en el dominio de la frecuencia. En otros casos, resulta más apropiado el procesado temporal.

Se exponen en este punto los diferentes métodos y estrategias de procesamiento y análisis empleadas con carácter general a lo largo del texto para el tratamiento de los datos registrados en la fase experimental.

2.6.2 Análisis en el dominio temporal

2.6.2.1 Histogramas

Se han empleado histogramas convencionales para valorar la distribución de errores en la medidas realizadas con diferentes técnicas e instrumentos.

2.6.2.2 Correlación cruzada y Autocorrelación

La correlación cruzada expresa que similitud tienen dos secuencias reales $x(n)$ e $y(n)$ ambas de energía finita. La correlación cruzada de las secuencias $x(n)$ e $y(n)$ es la secuencia r_{xy} definida como:

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)y(n-l) \quad l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (2.6.1)$$

o, equivalentemente, como:

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n+l)y(n) \quad l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \quad (2.6.2)$$

El índice l es el parámetro de desplazamiento o retardo en el tiempo y los subíndices xy de la secuencia de autocorrelación $r_{xy}(l)$ indican las señales que han sido correladas. Si se invierte el orden de los subíndices xy , obtenemos la secuencia de correlación cruzada:

$$r_{yx}(l) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} y(n)x(n-l) \quad (2.6.3)$$

o, equivalentemente :

$$r_{yx}(l) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} y(n+l)x(n) \quad (2.6.4)$$

Comparando, concluimos que:

$$r_{xy}(l) = r_{yx}(-l) \quad (2.6.5)$$

Por tanto, $r_{xy}(l)$ es simplemente la versión reflejada de $r_{xy}(l)$, donde la reflexión se hace con respecto a $l=0$. De aquí que $r_{xy}(l)$ nos proporcione exactamente la misma información que $r_{xy}(l)$, con respecto a la similitud entre $x(n)$ e $y(n)$.

Al tratar con señales de duración finita es costumbre expresar tanto la autocorrelación como la correlación cruzada mediante sumatorios finitos. En particular, si $x(n)$ e $y(n)$ son secuencias causales de longitud N (es decir, $x(n) = y(n) = 0$ para $n < 0$ y $n \geq N$), la autocorrelación y la correlación cruzada pueden expresarse como:

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=i}^{N-|k|-1} x(n)y(n-l) \quad (2.6.6)$$

$$r_{xx}(l) = \sum_{n=i}^{N-|k|-1} x(n)x(n-l) \quad (2.6.7)$$

donde $i = 1, k = 0$ para $l \geq 0$, e $i = 0, k = 1$ para $l < 0$.

Correlación de secuencias periódicas

Sean $x(n)$ e $y(n)$ dos señales periódicas. Su correlación cruzada se define como :

$$r_{xy}(l) = \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{2M+1} \sum_{n=-M}^M x(n)y(n-l) \quad (2.6.8)$$

Si $x(n) = y(n)$, tenemos la definición de la autocorrelación de una señal de potencia, en concreto:

$$r_{xx}(l) = \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{2M+1} \sum_{n=-M}^M x(n)x(n-l) \quad (2.6.9)$$

Si $x(n)$ e $y(n)$ son dos secuencias periódicas, cada una de periodo N , los promedios sobre el intervalo infinito indicados en las expresiones anteriores son iguales a los promedios sobre un único intervalo, de manera que ambas ecuaciones se reducen a:

$$r_{xy}(l) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)y(n-l) \quad (2.6.10)$$

$$r_{xx}(l) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)x(n-l) \quad (2.6.11)$$

El factor $1/N$ puede considerarse un factor de escala.

2.6.2.3 Filtros digitales

El término *filtro digital* hace referencia a cualquier procesamiento realizado en una señal de entrada digital. Un filtro digital es la implementación en hardware o software de una ecuación diferencia [142][143][144].

Entre sus ventajas fundamentales destacan una alta inmunidad al ruido, alta precisión (limitada por los errores de redondeo en la aritmética empleada), fácil modificación de las características del filtro y muy bajo coste. Por estas razones, los filtros digitales están reemplazando rápidamente a los filtros analógicos.

Existen dos categorías fundamentales de filtros digitales:

- Filtros de respuesta impulsiva finita (FIR)
- Filtros de respuesta impulsiva infinita (IIR)

Filtros FIR

Se trata de un tipo de filtros digitales en los que si la entrada es una señal impulso, la salida tendrá un número finito de términos no nulos [145]. Para obtener la salida sólo se basan en entradas actuales y anteriores. Su expresión en el dominio n viene dada por:

$$y_n = \sum_{k=0}^{N-1} b_k x(n-k) \quad (2.6.12)$$

Existen tres métodos básicos para diseñar este tipo de filtros. Se detallan en la Tabla X.

Los filtros FIR tienen la gran ventaja de que pueden diseñarse con fase lineal. Ello permite que presenten ciertas propiedades en la simetría de los coeficientes. Además son siempre estables. Por contra también tienen la desventaja de necesitar un orden mayor respecto a los filtros IIR para cumplir las mismas características. Esto se traduce en un mayor gasto computacional.

Método de las ventanas	<i>Ventana rectangular</i>
	<i>Ventana de Barlett</i>
	<i>Ventana de Hanning</i>
	<i>Ventana de Hamming</i>
	<i>Ventana de Blackman</i>
	<i>Ventana de Kaiser</i>
Muestreo en frecuencia	
Rizado constante (aproximación de Tchebyshev y algoritmo de intercambio de Remez)	

Tabla X. Estrategias para el diseño de filtros FIR.

Filtrado MALP

La variación en algunas bioseñales es un fenómeno relativamente lento. Ello unido a la condición cuasi-estacionaria, al menos a lo largo de pequeñas ventanas de análisis, y a la independencia del ruido respecto de la propia señal de información, inducen a la selección de un sencillo filtro FIR de media móvil para el filtrado previo de la señal.

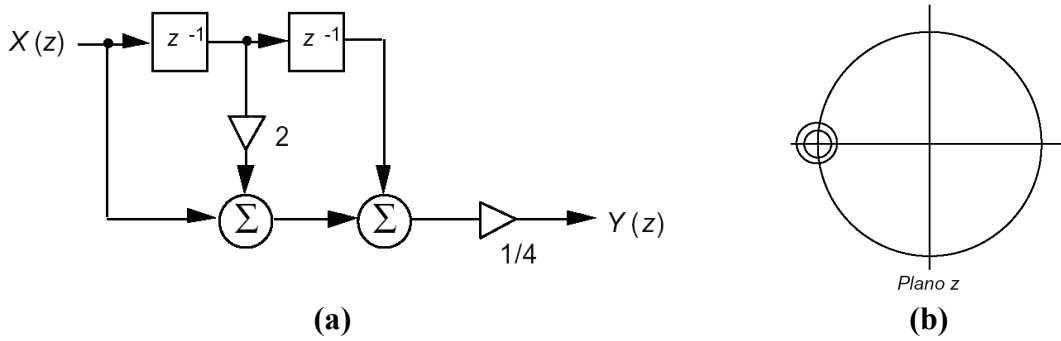


Figura 19. Filtro de Hanning MALP. a) Diagrama de flujo de señal b) Diagrama Polo-Cero.

Se ha seleccionado un filtro LP de media móvil de Hanning (MALP) [230], caracterizado por la expresión siguiente:

$$y(n) = \frac{1}{4} \left[\sum_{k=-6}^0 y(n) + 2y(n-1) + y(n-2) \right] \tag{2.6.13}$$

El diagrama de flujo de señal del filtro de Hanning empleado se aprecia en la Figura 19. La respuesta impulsiva se obtiene considerando $y(n)=\delta(n)$, resultando:

$$\delta(n) = \frac{1}{4} \left[\sum_{k=-6}^0 \delta(n) + 2\delta(n-1) + \delta(n-2) \right] \tag{2.6.14}$$

La función de transferencia del filtro de Hanning tiene la expresión siguiente y se caracteriza por un doble cero en $z=-1$. La respuesta en frecuencia del filtro se representa en la Figura 20.

$$H(z) = \frac{1}{4} [1 + 2z^{-1} + z^{-2}] \tag{2.6.15}$$

Se aprecia como para frecuencias superiores al 20% de la frecuencia de muestreo, se produce una atenuación superior a 3dB. Las componentes con frecuencias superiores en un 40% a la frecuencia de muestreo son atenuadas 20dB. En el caso analizado, y puesto que la frecuencia de muestro original es de 8 Hz, las componentes con frecuencias superiores a 1.5Hz serán atenuadas a la mitad de nivel de entrada, y para componentes con frecuencias superiores, la atenuación será aún mayor. Puesto que el rango de interés está por debajo de 1Hz, el filtro de Hanning propuesto cumple con los objetivos planteados.

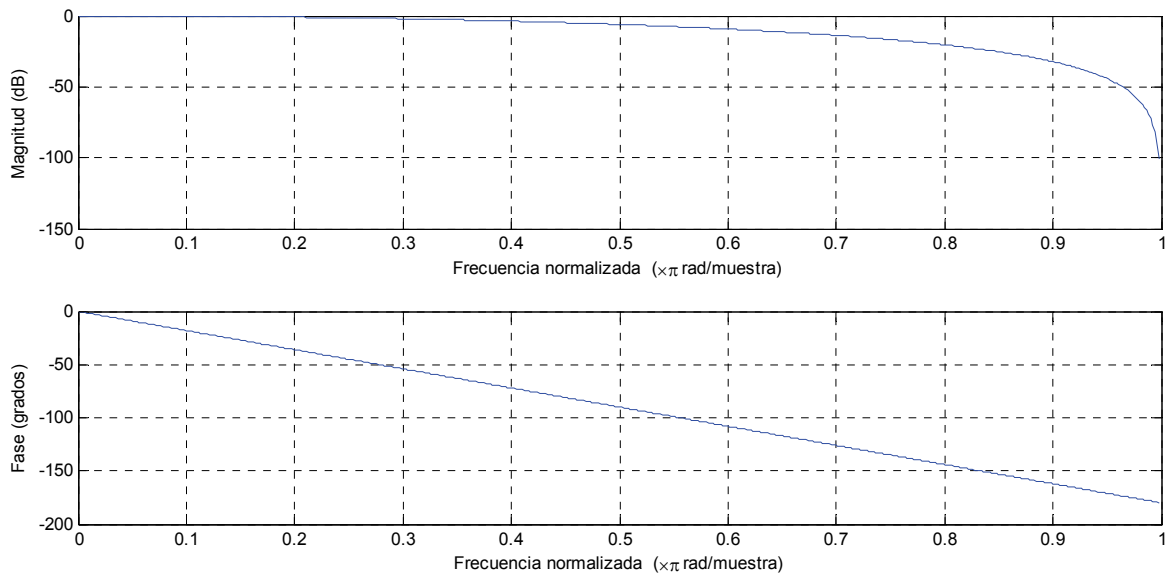


Figura 20. Respuesta en frecuencia para el filtro de Hanning MALP.

Filtro de suavizado (smooth)

El filtrado de media móvil considera a cada punto de la ventana de datos igualmente relevante en el cálculo del valor medio. En los sistemas dinámicos en cambio, los valores más recientes tienden a reflejar mejor el estado del proceso. Un filtro FIR que enfatiza los datos recientes resulta más útil. Este tipo de filtros puede diseñarse mediante el procedimiento empleado en el desarrollo de filtros de media móvil, a partir de la expresión:

$$\bar{x}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k x_i \quad (2.6.16)$$

Se puede describir el filtro como:

$$\bar{x}_k = \alpha \bar{x}_{k-1} + (1 - \alpha)x_k \quad (2.6.17)$$

Esta expresión es conocida como *filtro de media móvil exponencialmente ponderada* (*Exponentially Weighted Moving Average Filter*). Cuando se emplea para el filtrado, el valor de \bar{x}_k responde al valor filtrado de x_k . Este *filtro de media móvil exponencialmente ponderada* es el filtro para reducción de ruidos más comúnmente empleado en los procesos industriales. Sin embargo es conocido igualmente con otro nombre con raíces en la Ingeniería Eléctrica: filtro de suavizado (Smooth Filter).

Filtros IIR

Se trata de un tipo de filtros digitales en los que si la entrada es una señal impulso, la salida tendrá un número infinito de términos no nulos, es decir, nunca vuelve al reposo.

La salida de los filtros IIR depende de las entradas actuales y pasadas, y además de las salidas en instantes anteriores. Esto se consigue mediante el uso de realimentación de la salida:

$$y_n = b_0 x_n + b_1 x_{n-1} + \dots + b_N x_{n-N} + a_1 y_{n-1} + a_2 y_{n-2} + \dots + a_M y_{n-M} \quad (2.6.18)$$

Donde los a y b son los coeficientes del filtro. El orden es el máximo entre los valores de M y N. Aplicando la transformada Z a la expresión anterior:

$$H(z) = \frac{\sum_{k=0}^M b_k z^{-k}}{1 - \sum_{k=1}^N a_k z^{-k}} \quad (2.6.19)$$

Las técnicas habituales para el diseño de este tipo de filtros son dos, tal y como se detalla en la Tabla XI.

Indirecta (a partir de prototipos analógicos)	<i>Impulso invariante</i>
	<i>Aproximación de derivadas</i>
	<i>Transformación bilineal</i>
Directa	<i>Aproximación de Padé</i>
	<i>Aproximación de mínimos cuadrados</i>

Tabla XI. Estrategias para el diseño de filtros IIR

Las principales diferencias respecto a los filtros FIR es que los IIR pueden cumplir las mismas exigencias que los anteriores pero con menos orden de filtro. Esto es importante a la hora de implementar el filtro, pues presenta una menor carga computacional. En cambio, este tipo de filtros puede ser inestable, aún cuando se diseñen para ser estables. Además, en principio no pueden diseñarse para tener fase lineal pero se pueden aplicar algunas técnicas como el filtrado bidireccional para lograrlo.

Es de destacar que *se ha optado por la implementación de filtros digitales tipo FIR* en las etapas de filtrado. Esta elección esta sostenida por varias razones, a pesar de que el orden de un filtro IIR es mucho menor que el de un filtro FIR para una misma aplicación:

- Los filtros IIR producen en general distorsión de fase, es decir la fase no es lineal con la frecuencia.
- Los filtros FIR son de fase lineal.
- Los filtros FIR son siempre estables.

2.6.2.4 Decimación

La decimación reduce la tasa de muestreo original a otra inferior, sin la pérdida de información relevante el proceso se aplica de forma correcta, seleccionando cuidadosamente el factor de reducción [147].

Hacer un *downsampling* de un factor entero $M > 1$ consiste en guardar uno de cada M valores muestreados, eliminando los $M-1$ muestreos intermedios, generando una señal de salida $x_d[n]$ de acuerdo con la siguiente relación: $x_d[n] = x[nM]$. Al igual que la operación de *up-sampling*, el *downsampling* es lineal pero variante en el tiempo.

Disminuir la frecuencia puede tener implicaciones a la hora de cumplir el teorema del muestreo, por lo que es necesario introducir un filtro paso-bajo antes de proceder con el down-sampling.

Debido a que se ha disminuido la frecuencia de muestreo en un factor M , no ocurrirá aliasing si la señal $x[n]$ tiene un espectro limitado entre $\pm \pi/M$. En la Figura 22 se observa que a no ser que se introduzca un filtro paso-bajo apropiado, se va a producir aliasing a la salida del downsampler.

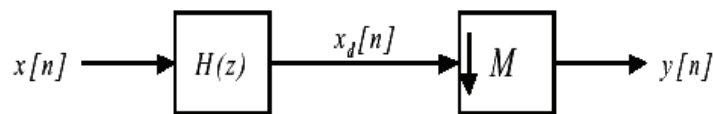


Figura 21. Filtrado LP previo al operador *downsampling*.

Este filtro deberá colocarse antes del down-sampler para ser efectivo. Un filtro ideal deberá tener una frecuencia de corte igual a π/M . En la práctica siempre tendremos una banda de transición por lo que las especificaciones de filtro serán:

$$|H(e^{j\omega})| = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq \omega_c / M \\ 0 & \pi / M \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (2.6.20)$$

Para el filtrado pueden emplearse filtros IIR o FIR. En los filtros IIR, recursivos por su naturaleza, es necesario calcular todos y cada uno de los puntos. En cambio, en el caso de filtros FIR, sólo es necesario calcular uno de cada M puntos.

En el caso de etapas de filtrado IIR, suelen emplearse filtros LP Chebyshev Tipo I. En el caso de la de orden 8, la frecuencia de corte f_c dada por:

$$f_c = \frac{0.8 \frac{f_s}{2}}{r} \quad (2.6.21)$$

La secuencia de entrada es filtrada en ambas direcciones para eliminar la distorsión de fase. Pueden emplearse filtros de orden superior aunque no se recomienda el empleo de etapas de orden superior a 13, debido a la inestabilidad en los cálculos necesarios.

Es más usual en cambio el empleo de filtros FIR LP. En este caso el filtrado se realiza en una sola dirección, pero manifiesta la importante ventaja de presentar fase lineal, estabilidad y una menor carga de memoria [148].

2.6.2.5 Enventanado

Existen dos definiciones de resolución de frecuencia: la primera se refiere a la exactitud con la que la frecuencia de una señal puede detectarse, mientras que la segunda establece

la distancia que deben cumplir frecuentemente dos señales para que sean separables [149].

En el estudio objeto del presente trabajo, es la primera definición la que adquiere mayor relevancia, dada la exigencia en precisión que se demanda al sistema conformado por el acelerómetro.

El empleo de técnicas de enventanado de la señal es importante en el cálculo, tanto si se emplean métodos basados en la autocorrelación de la señal (short-time autocorrelation), como estrategias basadas en el uso de la DFT (short-time Fourier transforms).

Cuando se emplea un conjunto de muestras para determinar una tasa o ratio temporal, el truncado de la señal en el dominio del tiempo conduce a la aparición de un fenómeno perturbatorio conocido como difusión espectral o *leakage*. Multiplicar la señal por una ventana no rectangular puede mejorar el *leakage* en la DFT, al ensanchar la respuesta espectral de la señal.

En el cálculo de la ventana apropiada, un parámetro fundamental, que afecta en gran medida a la tasa calculada, es la longitud de la ventana. Truncar los datos para un procesamiento en el dominio del tiempo equivale a multiplicar la serie de entrada por una ventana rectangular, creando una discontinuidad en el tiempo al principio y al final de la señal resultante. Mientras un nivel de señal constante de duración infinita en el tiempo se transforma en una función *delta* en el dominio de la frecuencia, una ventana rectangular se transforma en una función *sinc* infinita, generando en consecuencia el fenómeno de *leakage* en la DFT.

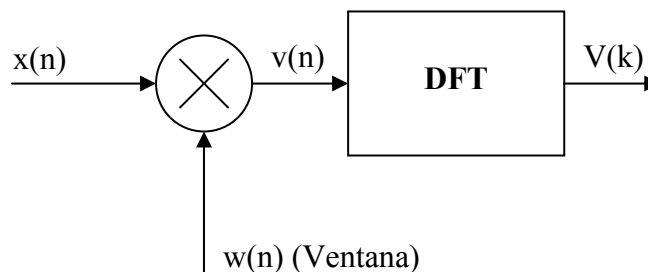


Figura 22. Proceso de enventanado de una señal

El empleo de una ventana no rectangular para truncar la señal que se pretende procesar, puede atenuar o incluso eliminar la discontinuidad temporal, reduciendo en gran medida el *leakage*. La ventana $w(n)$ se multiplica por la señal discreta $x(n)$ con anterioridad al cálculo de la DFT, como muestra la Figura 22.

El problema que plantean estas ventanas es que su espectro presenta un lóbulo central más ancho que el de la ventana rectangular y, por lo tanto, el fenómeno de la difusión espectral todavía es más grave en este caso.

El uso de ventanas discretas y sus respuestas ha sido explorado exhaustivamente por F. J. Harris [150] y A. H. Nuttall [151]. En el dominio de la frecuencia, la ventana de Kaiser presenta el lóbulo principal más estrecho, pero presenta los lóbulos laterales más altos. El lóbulo fundamental de la ventana de Hamming es ligeramente más estrecho que el de la ventana de Hanning y sus lóbulos laterales inicialmente decrecen de forma rápida, aunque

no decrecen a medida que aumenta la frecuencia, como ocurre con los de la ventana de Hanning (Tabla XII).

Las ventanas no rectangulares ensanchan el espectro de la señal en un factor del orden de 2, haciendo más difícil distinguir entre señales de amplitud similar y frecuencia cercana [152][153].

El empleo de ventanas permite detectar señales de un bajo nivel próximas a otras de un nivel mucho mayor, sin más que seleccionar de forma adecuada la ventana y sus lóbulos laterales. Resulta entonces que la selección de una ventana es un compromiso entre el ancho del lóbulo principal, el primero de los lóbulos laterales y la rapidez de descenso en éstos. La longitud de la ventana debería seleccionarse de forma que las características espectrales de la señal no varíen significativamente en toda su longitud [154].

En base a todo el análisis anterior, se selecciona para el enventanado en los procesos afectados, la ventana de Hamming:

$$w(k) = 0.5(1 - \cos(2\pi \frac{k}{n+1})), k = 1, \dots, n \quad (2.6.22)$$

Esta ventana minimiza los lóbulos laterales. Los armónicos y residuales presentes en la señal respiratoria tienen lóbulos laterales de al menos 20 dB por debajo de la señal principal.

Ventana	Ancho Lóbulo Principal	Nivel relativo lóbulos secundarios	20log(d)
Rectangular	4/M	-13,2	-21
Triangular	8/M	-26,8	-25
Hanning	8/M	-31,5	-44
Hamming	8/M	-40,4	-53
Blackman	12/M	-58,3	-74

Tabla XII. Características de las diferentes ventanas analizadas.

2.6.3 Análisis en el dominio de la frecuencia

El objetivo del análisis espectral es describir la distribución (en dominio de la frecuencia) de la potencia contenida en una señal, mediante el análisis de un conjunto finito de datos. Esta estimación es muy útil en gran cantidad de aplicaciones, incluyendo la detección de señales enmascaradas en ruidos de banda ancha.

El espectro de potencia de un proceso estacionario aleatorio se relaciona matemáticamente con la secuencia de autocorrelación descrita por la transformada discreta de Fourier. Para señales de longitud finita, el cálculo de la densidad espectral de potencia (PSD), obliga dado el desconocimiento de la función de autocorrelación exacta, a realizar una estimación del espectro.

Existen diversos métodos para la obtención mediante estimación de la densidad espectral de potencia de una señal.

- 2 **No paramétricos:** La autocorrelación se estima directamente de la señal. El método más simple es el Periodograma, cuya versión mejorada se conoce como el Método de Welch. Una estrategia más moderna es el *Multitaper Method* (MTM).
- 3 **Paramétricos:** Se conoce que la autocorrelación responde a una determinada forma paramétrica o modelo. El método autorregresivo (AR) de Yule Walker o el de Burg son ejemplos de métodos paramétricos, que calculan la PSD estimando primero los coeficientes de un hipotético sistema lineal que genera la señal. Estos métodos tienden a producir mejores resultados que las técnicas clásicas, cuando la longitud de la señal disponible es relativamente corta.
- 4 **Basados en Subespacios.** Conocidos como métodos de alta resolución, están orientados a la estimación de espectros de señales sinusoidales, y están basados en el empleo de matrices de correlación.

Se detallan en los siguientes puntos las principales técnicas de estimación espectral enumeradas.

2.6.3.1 Transformada discreta de Fourier (DFT)

Transformada basada en la transformada continua de Fourier desarrollada por el matemático francés Jean Baptiste Joseph Fourier (1768-1830).

$$X(j\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \exp(-j\omega t) dt \quad (2.6.23)$$

Para aplicar la transformada de Fourier a una señal muestreada a una frecuencia de muestreo $F_s = 1/T_s$, es necesario discretizarla mediante la transformación en suma de N rectángulos de altura $x(nT_s)$. Siendo T_s el tiempo de muestreo correspondiente. El resultado es la DFT como una aproximación a la función continua.

$$X_d(\omega_k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(nT_s) \exp(-j\omega_k nT_s) \quad (2.6.24)$$

El proceso de cálculo optimizado de la DFT se denomina Fast Fourier Transformation (FFT). La FFT es un algoritmo de computación rápido que permite realizar la estimación espectral de series temporales siempre y cuando la longitud de éstas sea potencia de 2. En caso contrario se puede extender la serie a la potencia superior de 2 mediante la introducción de ceros ("zero padding"). El principal problema asociado con el análisis frecuencial mediante FFT surge de la propia naturaleza de la señal a analizar que tiene un alto grado de aleatoriedad. Esto provoca la aparición en el espectro de picos espúreos asociados a componentes no periódicas de la señal. Parte de estos problemas quedan solventados con el empleo de la estimación espectral a partir de métodos autorregresivos.

La densidad de potencia espectral (PSD) de una serie de medidas $x(n)$ puede ser obtenida mediante el modulo cuadrado de la DFT o mediante la normalización a N y F_s .

$$\phi_{xx}(f) = \frac{1}{NF_s} |X_d(2\pi f)|^2 = \frac{1}{NF_s} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(nT_s) \exp(-j2\pi f nT_s) \right|^2 \quad (2.6.25)$$

Las unidades de PSD se expresan en W/Hz o en dB/Hz para representaciones logarítmicas.

2.6.3.2 Método autorregresivo de Yule-Walker

En el análisis espectral utilizado en esta tesis se utiliza un estimador paramétrico basado en el modelo de Yule-Walker. El algoritmo de Yule-Walker es un estimador basado en modelo, en el que se asume que las señales medidas son creadas de acuerdo a un modelo a partir de cuyas características (estructura y parámetros), el espectro de la señal puede ser deducido [155][156].

Estimación de los parámetros del modelo

Si $y(t)$ es una serie temporal de valores de medidas de una señal, muestreada a una frecuencia constante f_s , para estimar el futuro desarrollo de la señal se asume que el desarrollo futuro de la señal es una función de los últimos n valores $y(t-1)$ a $y(t-n)$. El resultado es una función autorregresiva. Esto significa que la función depende de sus valores anteriores, incluyendo una parte aleatoria $s(t)$. $s(t)$ se considera como una distribución estadística normal de valor medio 0 y desviación estándar σ .

$$y(t) = -\sum_{n=1}^N a_n y(t-n) + s(t) \quad (2.6.26)$$

Para determinar los parámetros \tilde{a}_n , se toma como base un modelo de orden N . Así cada siguiente elemento de la serie temporal podrá ser calculado por un valor predictivo y los valores $y(t-1)$ a $y(t-N)$.

$$\tilde{y}(t) = -\sum_{n=1}^N \tilde{a}_n y(t-n) \quad (2.6.27)$$

En lo que sigue el modelo AR se aproximará haciendo la parte aleatoria de la ecuación $s(t)=0$. La aproximación es válida ya que el valor medio de $s(t)$ es 0 por definición, y los parámetros del modelo se han sustituido por sus valores estimados \tilde{a}_n :

La predicción de error se define según:

$$p(t) = y(t) - \tilde{y}(t) = y(t) + \sum_{n=1}^N \tilde{a}_n y(t-n) \quad (2.6.28)$$

Para minimizar el error predictivo, $p(t)$ ha de ser lo más pequeño posible, por lo que el orden N en relación al número de valores medidos ha de ser también pequeño. El sistema de ecuaciones generado para estimar los parámetros \tilde{a}_i , viene definido en general por:

$$\begin{pmatrix} r_0 & r_1 & \cdots & r_{N-1} \\ r_1 & r_0 & \cdots & r_{N-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N-1} & r_{N-2} & \cdots & r_0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ \tilde{a}_4 \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \\ r_4 \end{pmatrix} \quad (2.6.29)$$

Con

$$r_j = \frac{1}{T} \sum_{t=1+j}^T y(t)y(t-j), j = 0,1,\dots,N \quad (2.6.30)$$

La matriz resultante es simétrica (Estructura de Toeplitz). Por lo que solamente N+1 coeficientes y el lado derecho de la ecuación se necesitan para construir la matriz. Los N+1 coeficientes pueden ser definidos en una matriz unidimensional. Una de las ventajas de esta estructura matricial es la reducción del tiempo de computación necesario ya que el número de operaciones de coma flotante es proporcional a N_2 en vez de N_3 , reduciéndose también significativamente el número de células de memoria.

Cálculo del espectro con el modelo AR de Yule-Walker

El modelo AR de Yule-Walker puede ser considerado como un filtro digital en el que la entrada al sistema es una señal de ruido blanco gaussiano. Por definición la señal de entrada incluye todas las frecuencias de similar amplitud.

El estimador de la amplitud de ruido de la señal, se obtiene mediante la expresión siguiente:

$$\tilde{\sigma}^2 = r_0 + r_1 \tilde{a}_1 + \dots + r_N \tilde{a}_N \quad (2.6.31)$$

La transformación z usada es:

$$Y(z) = \frac{\tilde{\sigma}}{1 + \sum_{n=1}^N \tilde{a}_n z^{-n}} \quad (2.6.32)$$

La potencia espectral $S(f)$:

$$S(f) = \frac{1}{f_s} \frac{\tilde{\sigma}^2}{\left| 1 + \sum_{n=1}^N \tilde{a}_n z^{-n} \right|^2}, \text{ con } z = e^{j2\pi \frac{f}{f_s}} \quad (2.6.33)$$

$S(f)$ se expresa normalmente en decibelios(dB/Hz):

$$S_{dB}(f) = 10 \log \frac{S(f)}{S_0} \text{ dB/Hz} \quad (2.6.34)$$

2.6.4 Comparación de técnicas de medida: método de Bland Altman

El artículo "Statistical Methods for Assessing Agreement Between Two Methods of Clinical Measurement," de JM Bland and DG Altman [157], supuso un hito en las estrategias para la comparación de métodos de medida.

La aproximación de Bland-Altman es tan simple porque, a diferencia de otros métodos, nunca pierde el foco de la cuestión básica de si los dos métodos de medida coinciden suficientemente. Las cantidades que mejor contestan esta pregunta son las diferencias en cada muestra. Bland y Altman se centran en las diferencias exclusivamente. Otros acercamientos, que consideran correlación y regresión, nunca pueden ser completamente exitosos porque manejan los datos a partir de informaciones variadas que nada tienen que ver con las diferencias.

Los artículos de Bland-Altman empiezan discutiendo métodos inadecuados para posteriormente mostrar cómo la comparación puede hacerse correctamente. De manera opuesta, se mostrará en este trabajo el método apropiado para después discutir el porqué otros métodos resultan insuficientes.

La aproximación de Bland-Altman sigue las siguientes pautas maestras:

- a) Representar los dos conjuntos de medidas con la línea $Y=X$. Si las medidas son comparables, se distribuirán estrechamente sobre la línea.
- b) Puesto que el ojo es mejor juzgando las desviaciones de una línea horizontal que de una línea inclinada, se representan la diferencia entre un par de medidas frente a su promedio. Si las medidas son comparables, las diferencias deben ser pequeñas, centradas alrededor de 0, y no mostrarán ninguna variación sistemática con el promedio de los pares de medida. Puede contruirse un intervalo de confianza para la media de la diferencia, y comprobar la significancia estadística del coeficiente de correlación entre las sumas y diferencias.
- c) Asumiendo que ningún signo de alerta surge de las representaciones anteriores, (es decir, si las observaciones son centradas alrededor de 0 y no existe ninguna variación sistemática de la diferencia con el promedio), se calcula la desviación estándar de las diferencias. Si este número es suficientemente pequeño desde un punto de vista clínico-práctico, las medidas son comparables.

Determinar que no existe ninguna diferencia estadística significativa de importancia práctica puede suponer la toma de un gran número de medidas, pero a menudo es necesario tomar sólo una muestra pequeña para concluir que dos técnicas son dramáticamente diferentes. En tal caso, la desviación estándar de las diferencias es tan importante como su promedio. Incluso una muestra pequeña puede mostrar una desviación estándar grande.

2.6.4.1 *Otras aproximaciones y porqué son deficientes*

- a) Los tests t prueban sólo si las respuestas medias son las mismas. Evidentemente deseamos que las medias sean iguales, pero ello es sólo una pequeña parte del objetivo. Las medias pueden ser iguales mientras que las diferencias entre medidas pueden ser enormes.

- b) Existe una línea cuya pendiente será 1 si las medidas son comparables. Es conocida como una ecuación estructural y recibe el nombre de método avanzado de Kelly (1985). Altman y Bland (1987) refutan este método por una clara razón. Conocer si los datos son consistentes con una ecuación estructural con pendiente 1 dice algo sobre la ausencia de un nivel *bias* pero nada sobre la variabilidad en torno a $Y=X$ (la diferencia entre las medidas), que es lo que esencialmente importa.

2.6.4.2 Descripción

La técnica de análisis de Bland-Altman para la comparación de métodos exige la representación de la diferencia entre los valores de las medidas de los dos métodos frente a la media de ambas. Esta representación ofrece más información que la de los resultados de una medida frente a la otra, ya que en ella es más fácil evaluar el *bias* y la variación las medidas [157].

El método de medida estándar no debe considerarse libre de error, incluso cuando se refiere a él como “standard de oro” [158][159].

La diferencia media proporciona una estimación del *bias* medio de un método relativo al otro. Asumiendo que el error en la medida tiene una distribución gaussiana alrededor del *bias*, es fácil de calcular el intervalo de confianza del 95 % para la diferencia entre los dos métodos de medida. El *bias* \bar{e} se calcula como el promedio de la diferencia entre las dos medidas. Se calcula igualmente la desviación estándar de las diferencias σ_e . Para una distribución gaussiana, el intervalo de confianza del 95 % está en $\bar{e} \pm 1.96\sigma_e$.

Para el análisis de Bland-Altman, el tamaño de la muestra necesita ser suficientemente grande para que los límites de coincidencia de ambos métodos se estimen correctamente. La varianza en los límites del intervalo de confianza del 95 % depende de la desviación estándar de la diferencia entre los métodos y el tamaño de muestra:

$$\text{Error} = \frac{1.72\sigma_e}{\sqrt{n}} \quad (2.6.35)$$

Donde n es el número de muestras. Por ejemplo, para 22 muestras, el error es 0.37 veces la desviación estándar.

2.6.4.3 Otros métodos estadísticos de análisis

Coefficiente de correlación

La aproximación favorita para la comparación de métodos suele ser calcular el coeficiente de correlación R , entre los dos métodos de medida. Pero el valor de correlación dependerá parcialmente de la elección de sujetos. Si la variación entre valores individuales es alta comparada con el error de medida, la correlación será alta, mientras que si la variación entre los valores individuales es baja, la correlación será baja.

Otra implicación del valor esperado de R es que la correlación observada crecerá si la variabilidad entre sujetos aumenta. En consecuencia, el coeficiente de correlación no representa una medida de la bondad del método. Es una medida de asociación. Por ello sería completamente erróneo inferir que de una alta correlación se desprende que los

métodos puedan emplearse indistintamente [160]. Westgard and Hunt [161] establecen que el coeficiente de correlación no tiene interés práctico en el análisis estadístico en la comparación de datos.

$$r = \frac{\sum_i (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{(\sum_i (X_i - \bar{X})^2)(\sum_i (Y_i - \bar{Y})^2)}} \quad (2.6.36)$$

En cambio, puede ser interesante valorar la relación existente entre las distintas variables fisiológicas y la relación señal ruido (*SNR*) en el caso de la señal respiratoria extraída de la acelerometría, con el objetivo fundamental de evidenciar la existencia de cierta dependencia en la calidad de la señal captada respecto de algunos parámetros morfológicos del paciente. Para esta aplicación, no rigen los principios que invalidan el empleo del coeficiente de correlación para la comparación de métodos. Por ello se empleará el coeficiente de correlación y la regresión lineal, que se describe a continuación, para la valoración de estas relaciones.

Regresión lineal

La regresión lineal es una técnica empleada a menudo de manera abusiva en los estudios de comparación de métodos. A menudo la pendiente de la línea de regresión de mínimos cuadrados es representada frente al valor cero. Esto es equivalente a probar el coeficiente de correlación frente a cero, y las observaciones anteriormente descritas pueden igualmente ser aplicadas.

De todas formas, el método de regresión lineal no es rechazado completamente, y su utilidad se limitará al estudio de la relación existente entre las distintas variables fisiológicas y la *SNR* en el caso de la señal respiratoria procedente del acelerómetro, tal y como se ha descrito en el punto anterior.

Otros métodos de análisis

Distintos autores han propuesto algunas técnicas alternativas para el análisis de la concordancia para mediciones numéricas, principalmente desde un punto de vista gráfico, que vienen a complementar el método de Bland y Altman. Una propuesta sencilla y muy reciente se basa en construir una gráfica, similar a las de Kaplan-Meier que se utilizan en el análisis de supervivencia, donde en el eje horizontal se representa la diferencia absoluta entre dos mediciones para cada sujeto y en el eje vertical la proporción de casos en los que las discrepancias igualan al menos cada una de las diferencias observadas. No obstante, al trabajar con las diferencias absolutas, este método, al contrario que el de Bland y Altman, no permite observar si existe una diferencia sistemática a favor de alguna de las dos técnicas u observadores, y tampoco comprobar si la magnitud de dicha diferencia se modifica en relación a la magnitud de la medida, por lo que se empleará en este estudio el criterio fundamental de Bland Altman como estrategia comparativa.

2.7 Conclusiones

Se ha llevado a efecto una breve descripción de la naturaleza de las señales y sensores biomédicos, con el propósito fundamental de acercar al lector a los principios técnicos de la Bioingeniería.

Se han expuesto las técnicas y procedimientos generales empleados para el procesamiento y análisis de las señales registradas. Los detalles más específicos de las señales y su procesamiento se ofrecen en los siguientes capítulos. Se han estudiado los criterios empleados para la valoración de las pruebas diagnósticas y el criterio fundamental de Bland Altmann como técnica cuasi estándar para la comparación de sensores y equipos de medida.

Los orígenes en su definición y los fundamentos médicos de la disfunción respiratoria conocida como Síndrome de Apnea-Hiponea del Sueño, han sido además tratados en este capítulo. Una revisión de las diferentes estrategias de diagnóstico ha pretendido representar el escenario del problema de diagnóstico y sus repercusiones en la práctica clínica actual.

Se ha descrito el rol de las técnicas de diagnóstico domiciliarias del SAHS en el panorama médico actual en general, y la clasificación funcional del método propuesto en particular, empleando para ello los datos de estudios (los únicos rigurosos en esta materia) desempeñados por diferentes asociaciones e instituciones norteamericanas.

Finalmente se ha descrito el estado del arte en relación a las variables cardiorrespiratorias tratadas y a las soluciones domiciliarias para el diagnóstico del SAHS.

Capítulo III

INSTRUMENTACION Y METODOLOGIA

« El progreso de la medicina nos depara el fin de aquella época liberal en la que el hombre aún podía morir de lo que quería ». Stanislaw Jerzy Lec (1909-1966)

Resumen: Se describen en este capítulo los equipos utilizados por la Unidad del Sueño del Hospital para la toma de los datos, así como el sistema empleado de forma paralela para la toma de los datos experimentales, necesarios para este estudio. Se detalla el protocolo para la realización de la toma de datos nocturna en el Hospital, y se describen los Grupos de pacientes sobre los que se realizaron los ensayos. Finalmente se describe la base de datos desarrollada para la gestión de los datos, el software de procesamiento utilizado y los métodos específicos empleados para el procesamiento de la señal.

3.1 Introducción

Los datos empleados para la realización de este estudio provienen de dos fuentes diferentes: de un lado, de los sensores del polisomnógrafo de la Unidad de Sueño, y por otro lado, del sistema propuesto, que funciona de forma autónoma pero sincronizada con el PSG. Es objeto de este capítulo ofrecer al lector una descripción detallada de los sistemas, procedimientos y técnicas empleadas para alcanzar los resultados expuestos en este documento.

Para la interpretación de los datos registrados durante la polisomnografía nocturna completa, fue necesario realizar un entrenamiento previo en la Unidad del Sueño, para conocer de primera mano, las técnicas de diagnóstico que en base a los sensores utilizados empleaban los especialistas del servicio. Por ello se detallan en primer lugar los equipos empleados en el centro hospitalario en relación al diagnóstico del SAHS.

La toma de datos mediante los sensores para la experimentación (micrófono y acelerómetro) se efectuó de forma paralela al PSG, tras realización de dos estudios previos. Se exponen en este capítulo las bases de ambos estudios. El primero de ellos afectando al conocimiento del equipo que a emplear (funcionalidad y características), y el segundo a la determinación del lugar más idóneo para la ubicación del sensor de aceleración.

Mediante un entrenamiento previo a la toma de datos en campo, y con las experiencias adquiridas en el Hospital, se estableció un protocolo de medidas para el registro de los datos durante las pruebas nocturnas a aquellos pacientes, que previa autorización (protocolo de confidencialidad de datos), accedían a formar parte del proyecto. Se detalla en el capítulo el protocolo de medidas adoptado.

Se detalla además la base de datos desarrollada para la experimentación y el software de procesamiento utilizado. Finalmente se exponen de forma general las técnicas empleadas y los algoritmos específicos desarrollados.

3.2 Sistemas en la Unidad del Sueño Hospitalaria

Los pacientes del Hospital Universitario Puerta del Mar de Cádiz fueron registrados con Polisomnografía nocturna usando el modelo estándar Sleep Lab Polysomnographic System creado por Jaeger (Figura 23).

La adquisición de datos mediante el polisomnógrafo de la Unidad de Sueño se define de acuerdo con los parámetros recomendados por la SEPAR [162] que se presentan en la Tabla XIII.

Variable	TC (s)	LF (Hz)	HF (Hz)	Sensibilidad (pV/mm)
EEG	0,3	0,5	> 30	5-10
EOG	0,3	0.5	15	5-20
EMG mentoniano	0,03	10	70	20
EMO tibial anterior	0,003	10	90	20
Resto	Según las características de cada sensor			

Tabla XIII. Parámetros para los filtros recomendados. TC hace referencia a la constante de tiempo. Fuente SEPAR.

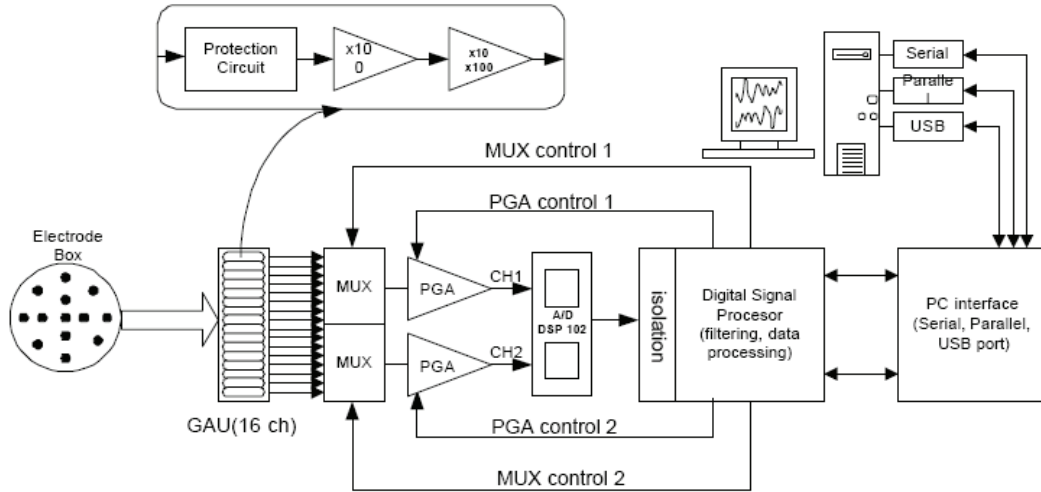


Figura 23. Sistema de adquisición de datos empleado en la PSG convencional

En la Figura 24 se muestra parte del polisomnograma de un paciente, tal y como se representa de forma continua durante el proceso de monitorización por parte del personal especialista en la unidad del sueño hospitalaria.

Las frecuencias de muestreo empleadas para los diferentes sensores se detallan en la Tabla XIV. La resolución del convertor A/D, que utiliza el Polisomnógrafo de la Unidad de Sueño es de 16 bits, es decir de dos bytes.

Señal	Frecuencia de Muestreo (Hz)
EEG ₁ , EEG ₂ , ECG	128
EOG ₁ , EOG ₂ , EMG ₁ , EMG ₂	64
LIMB, TRACH, FLOW SpO ₂ , BODYP, EFFORT ₁ , EFFORT ₂	8

Tabla XIV. Frecuencias de muestreo empleadas en la unidad del sueño hospitalaria.

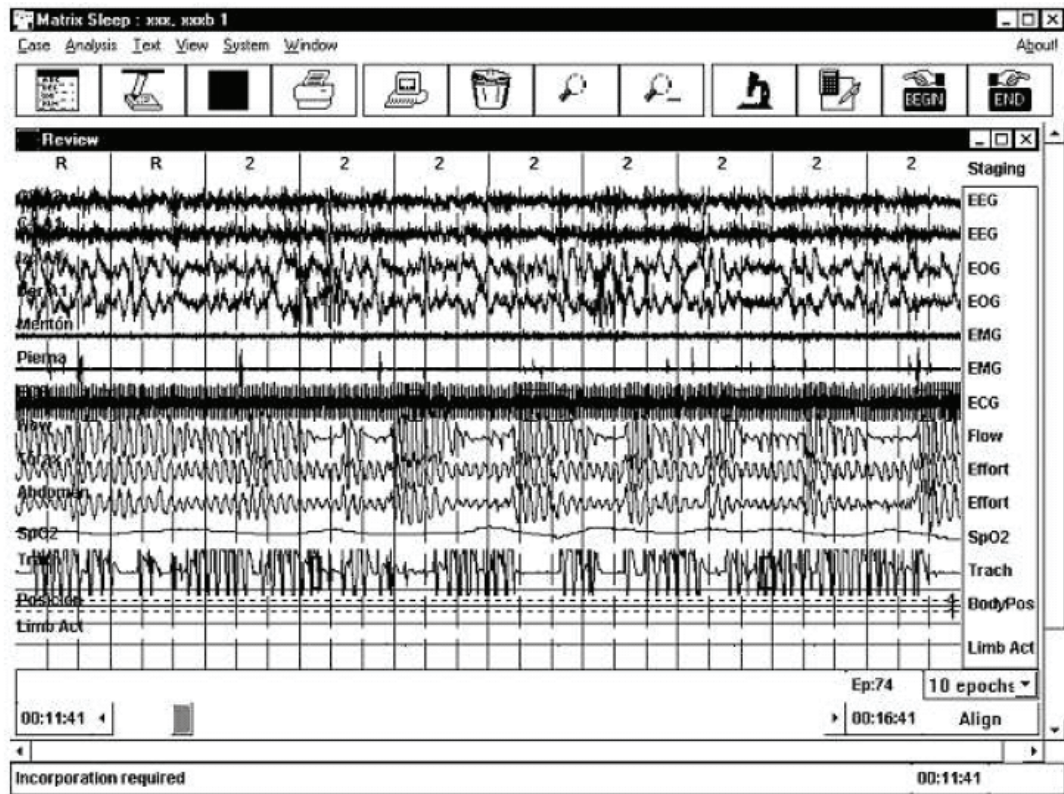


Figura 24. Segmento de 10 épocas correspondientes al polisomnograma de un paciente internado de la Unidad de Sueño Puerta del Mar.

3.3 Instrumentación aportada

3.3.1 Sistema de adquisición de datos

Para la adquisición de los sonidos respiratorios y las vibraciones, se utilizó un micrófono y un acelerómetro, conectados a un sistema de adquisición de datos compacto de la compañía especializada Bruel&Kjaer, modelo Front-End 3560-B-020 [163](Figura 25).



Figura 25. Front-End 3560-B-020 de Bruel&Kjaer.

El analizador opera con corriente alterna o con baterías y amplifica, filtra, analiza y almacena los datos. Este equipo se compone de un registrador y un procesador de señales, y ha sido diseñado para estudiar diferentes fenómenos vibratorios. En la Tabla XV pueden apreciarse algunas de las características más interesantes de este equipo.

Rango Frecuencial	Canales Simultáneos	Conectores	Tipo de Entrada
0Hz a 25.6kHz	5 Entradas	LEMO	Directa/CCLD, /Mic. Preamp. 1 Tacho Conditioning
	1 Salida senoidal	BNC	Directa/CCLD 1 Tacho Conditioning

Tabla XV. Características del sistema de adquisición de datos.

La unidad 3560B se conecta, mediante cable UTP categoría 6 al PC portátil (Figura 26) que recogerá y almacenará los datos provenientes de los sensores, empleando para ello un software propietario de B&K. La transferencia de datos se realiza mediante protocolo IP. Para ello, ambos sistemas han de ser configurados en una misma subred.

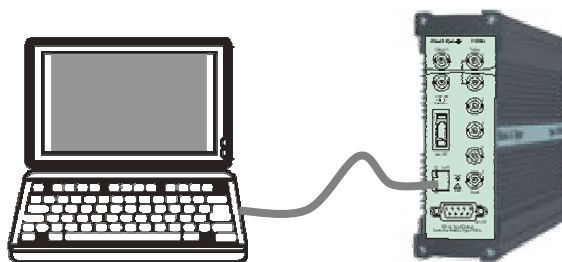


Figura 26. Conexión entre equipo de toma de datos y el PC portátil.

3.3.2 El micrófono experimental seleccionado

El micrófono utilizado es del tipo “free- field condenser”, de la compañía Bruel & Kjaer, modelo *Microphone ½” 4188-A-021* [163] (Figura 23). Sus características se exponen en la Tabla IV, y se entrega calibrado y garantizado de origen.



Figura 27. El micrófono free-field empleado.

3.3.2.1 Características

La Tabla XVI muestra el resumen de las características de ajuste del micrófono utilizado para la toma de datos.

Tipo	Sensitividad	Rango frecuencial	Polarización	Estándares
B&K 4188 Free and difusa fieles	31.6mV/PA	8Hz-12.5kHz	0 V (prepolarizado)	IEC 651 Type 1 ANSI S1.4 1983

Tabla XVI. Detalles técnicos del micrófono de experimentación

La respuesta en frecuencia del equipo puede apreciarse en la Figura 28.

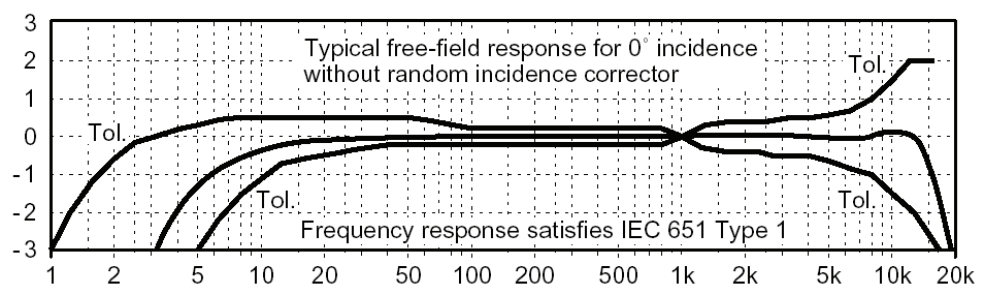


Figura 28. Respuesta en frecuencia del micrófono 4188-A-021

3.3.3 El acelerómetro experimental seleccionado

El acelerómetro utilizado (Figura 29) es del tipo Endevco Acelerómetro, Modelo 752A12.



Figura 29. Acelerómetro Endevco, Modelo 752A12.

Se trata de un acelerómetro piezoeléctrico de tipo TEDs, seleccionado por su buena respuesta a bajas frecuencias.

3.3.3.1 Características

Las características técnicas del acelerómetro empleado y su respuesta en amplitud pueden verse en las Figura 30 y en la Tabla XVII.

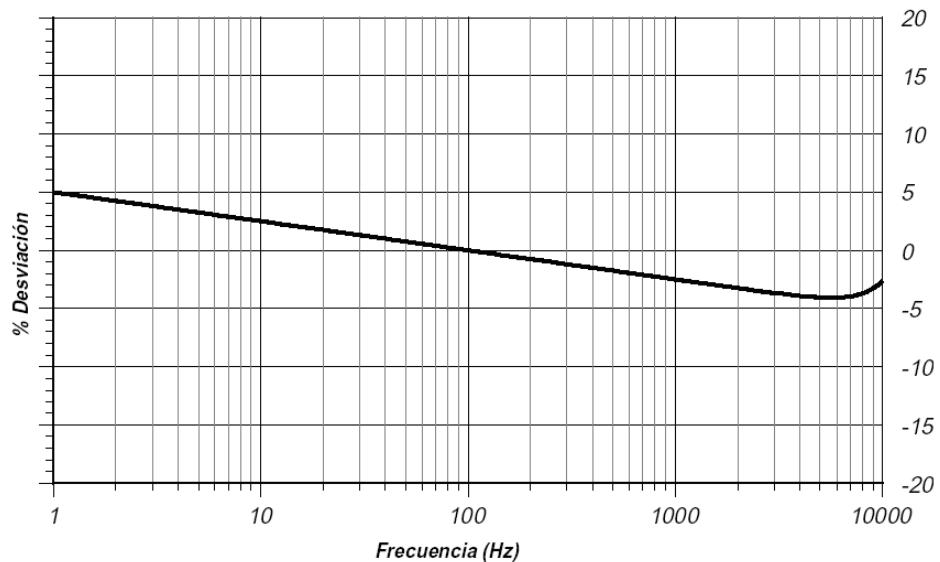


Figura 30. Respuesta en frecuencia del acelerómetro 752A12.

Modelo	752A12	
Descripción	Top Connector TEDS	
Sensitividad	mV/ms ⁻² (mV/g)	10.2 (100)
Rango Frecuencias, 10% limite (±1dB)	Hz	0.3 to 10000
Frecuencia de Resonancia	kHz	28
Nivel de ruido residual	mg	0.06
Rango de temperaturas	°C	-20 to +85
Rango de medida (±)	g	50
Peso	gram	13
Conector	10-32UNF	
Montaje	Stud	

Tabla XVII. Características dinámicas del acelerómetro utilizado.

3.4 Montaje del sistema

El Laboratorio del Sueño del Hospital Puerta del Mar en Cádiz, dispone de 4 habitaciones, con un nivel de insonorización aceptable, y una sala de control, donde están instalados los equipos de control de la Unidad de Sueño, así como las cámaras de infrarrojos, que permiten visualizar a los pacientes durante el desarrollo de la prueba. La unidad de control del equipo experimental se ubicó en la sala de control junto a los equipos propios de la unidad, con objeto de visualizar en tiempo real el desarrollo de los tests (Figura 31 y Figura 32).

Los sensores se instalaron en las camas 1 y 2, y su conexión al sistema de adquisición de datos se realizó a través de un pequeño pasamuros habilitado a efecto de permitir el paso de los cables de los sensores del polisomnógrafo.

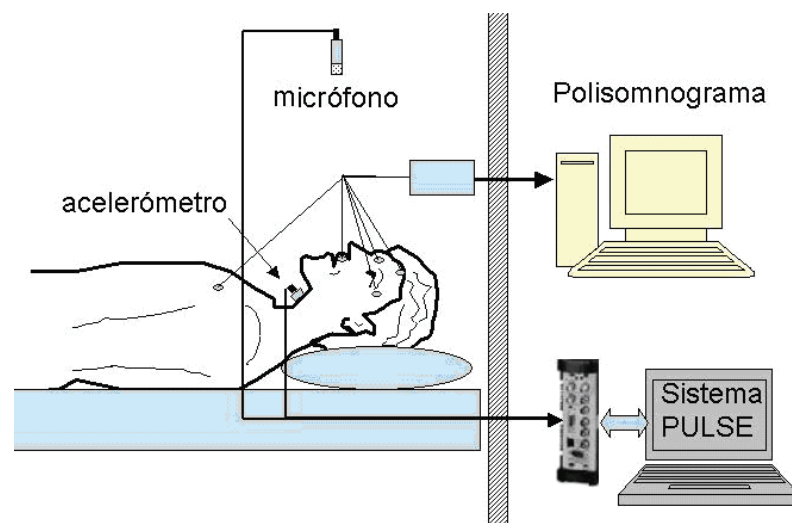


Figura 31. Montaje del sistema de toma de datos paralelo al Polisomnógrafo.

El micrófono se situó fijado mediante un báculo a la cabecera de la cama, sobre la cabeza del paciente a una altura de 45 cm. El acelerómetro, después de los ensayos realizados y que se expondrán en los puntos siguientes, se situó en la cavidad supraesternal del paciente, fijándose al cuerpo por medio de un gel específico para el uso en electrodos y con ayuda de un esparadrapo especial del tipo del utilizado en las UCIs pediátricas.

3.5 Toma de datos y pruebas en Laboratorio

Previamente a la utilización en campo del equipamiento de adquisición de datos, se realizaron diversas pruebas en el Laboratorio del Grupo de Investigación IBT (Ingeniería Biomédica y Telemedicina), en las que se estudiaron las múltiples posibilidades del sistema.

El software PULSE de Bruel & Kjaer es una plataforma para el análisis de sonidos y vibraciones, que permite la visualización, análisis y registro de datos en tiempo real. De los 5 canales disponibles, se emplearon:

- Dos canales, uno para el acelerómetro y otro para el micrófono, si el proceso de toma de datos afectaba a un solo paciente
- Cuatro canales, dos para los acelerómetros y otros dos para los micrófonos, si se registraron datos correspondientes a dos pacientes.

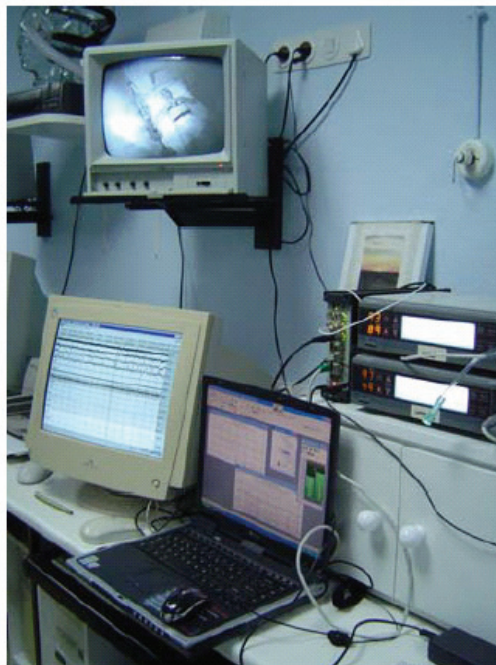


Figura 32. Montaje del Equipo en la sala de control.

La Tabla XVIII muestra el resumen de las características de ajuste de los micrófonos y acelerómetros empleados.

	Acelerómetro	Micrófono
Canal	Entradas 1,3	Entradas 2,4
Sensitividad	10,22 V/ms ²	31,62 mV/Pa
Ganancia	100	10
Max nivel de entrada	22,36 mV	22,36 mV
Filtro HP	0,7	0,7

Tabla XVIII. Resumen de características de los sensores empleados en la toma de datos

En la Figura 33 y en la Figura 34 se aprecian las señales captada por ambos sensores durante un período en uno de los tests en el laboratorio del sueño del hospital.

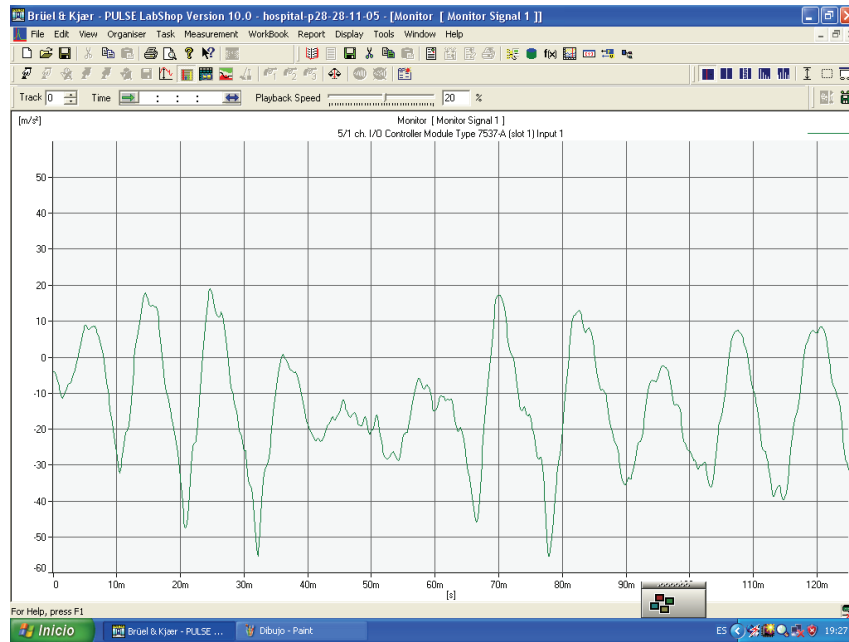


Figura 33. Segmento de la señal captada por el acelerómetro y representada en tiempo real durante un experimento en la unidad del sueño hospitalaria.

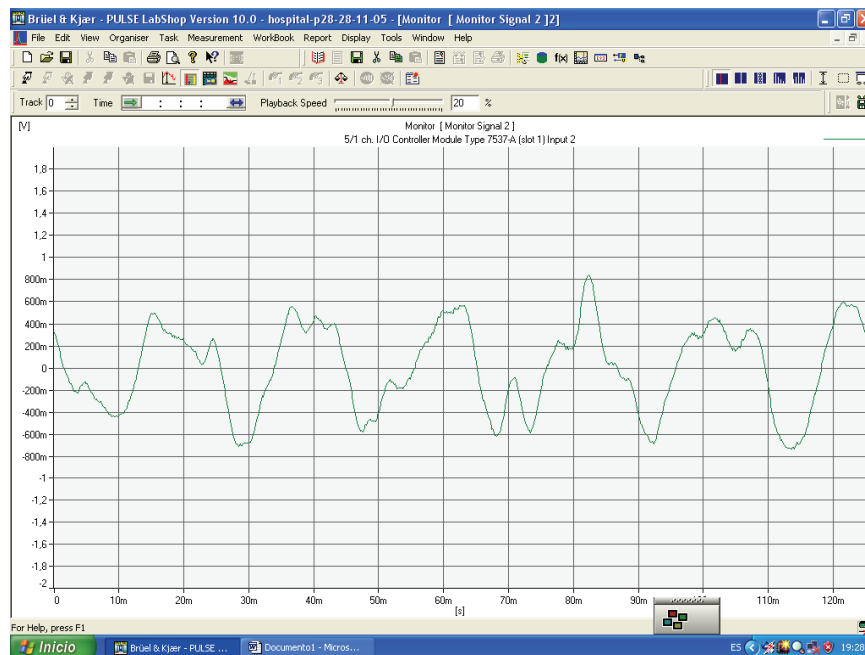


Figura 34. Segmento de la señal captada por el micrófono y representada en tiempo real durante un experimento en la unidad del sueño hospitalaria.

3.6 Metodología en la experimentación

3.6.1 Determinación de la posición del acelerómetro

Para la determinación del punto corporal más idóneo para ubicar el sensor de aceleración, se recogieron datos a partir de dos acelerómetros situados en diversas posiciones de cuello y tórax, siguiendo las orientaciones del experto neumólogo en las posiciones mostradas en la Figura 35.

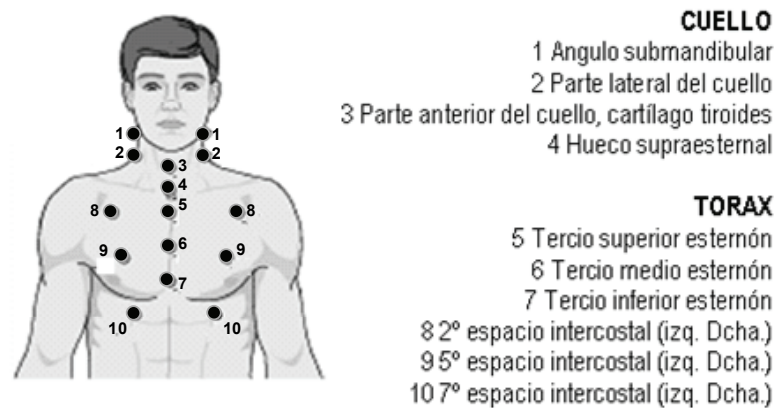


Figura 35. Posiciones para la medida con el acelerómetro.

Los registros se obtuvieron en laboratorio, mediante el sistema de adquisición de datos, a una frecuencia de muestro de 8192 muestras/segundo, con una resolución de 16 bits, en pruebas realizadas sobre personas sanas, durante un tiempo máximo de 6 minutos cada una de las tomas:

- 2 minutos de respiración normal.
- 2 minutos de ronquidos simulados
- 2 de apneas simuladas cesando voluntariamente la respiración durante un tiempo de 20 a 40s.

Los detalles de este estudio pueden encontrarse en [164]. Una primera aproximación condujo al punto n° 10 (Figura 35), situado en el 7º espacio intercostal izquierdo, como el punto con las máximas potencias medias para las señales analizadas. Sin embargo este punto presenta problemas, derivados de una parte de la interferencia con los sensores de esfuerzo del polisomnógrafo de la Unidad de Sueño, y de otra de la naturaleza no adiposa de los sujetos voluntarios seleccionados para el estudio.

El interés, descartado el punto anterior, se sitúa en el punto 4 (Figura 35), situado en el hueso supraesternal. Este emplazamiento queda libre de sensores del Polisomnógrafo y además ofrece un valor de -38 dB/Hz frente al máximo del corazón establecido en -32 dB/Hz en el punto 10. Es el óptimo para el ronquido (-55 dB/Hz) y respecto a la respiración, ofreció -28 dB/Hz frente al máximo obtenido de -11 dB/Hz.

El punto seleccionado ofrece además la garantía de una fácil localización (con ayuda de colodio), en previsión de un uso domiciliario, y es el menos vulnerable a los posibles cambios de posición de los pacientes durante el sueño y al efecto interferente del roce con las prendas de vestir.

3.6.2 Protocolo de confidencialidad de datos de los pacientes

Previo al inicio de la toma de datos de los pacientes en el laboratorio del sueño, del Hospital Puerta del Mar de Cádiz, se firmó un protocolo de confidencialidad de los datos personales de los pacientes que serían muestreados. De acuerdo a este protocolo, los únicos datos personales de los pacientes registrados correspondieron a los que figuran en el protocolo de medidas.

3.6.3 Registro de datos experimentales en la Unidad del Sueño

A fin de optimizar la toma de datos y conocer el método de diagnóstico empleado por el personal facultativo, con carácter previo a las tomas definitivas se realizaron diversos ensayos de posicionamiento tanto del micrófono como del acelerómetro. Contando con la inestimable colaboración de los facultativos del Laboratorio del Sueño del Hospital, se forjó el aprendizaje orientado a detectar los diversos eventos respiratorios de interés. Como resultado de esta fase del trabajo, se pudo establecer una metodología y un protocolo de medidas, orientado a la gestión de todo el proceso de toma de datos.

3.6.4 Protocolo de medidas

El protocolo de medidas utilizado está dividido en tres partes bien diferenciadas. Puede apreciarse completamente en la Tabla XIX. La primera parte corresponde a los datos del paciente, y en ella figuran su sexo, edad, peso, perímetro del cuello, altura y morfología, e iniciales.

La segunda parte se refiere a las medidas realizadas, y recoge los datos, tanto de los sensores utilizados en el polisomnógrafo de la unidad de sueño, como de los utilizados durante la experimentación. Se anotan horas de inicio y finalización, frecuencias de muestreo empleadas y parámetros de ajuste empleados.

Finalmente, la tercera parte del protocolo es facilitada por el hospital y corresponde al análisis automático de eventos que realiza el sistema polisomnográfico presenta en las instalaciones hospitalarias. Se incluye adicionalmente un espacio reservado para las notas de interés tomadas por el equipo de investigadores, durante la toma de datos en campo.

DATOS DEL PACIENTE		Nº:	Fecha:	
Edad: años	Sexo:	Altura: cm	Peso: kg	
Cuello: cm	Morfología:		INIC:	
Diagnóstico:				
Autor/s:				
Observaciones:				
MEDIDAS				
Polisomnograma		PULSE		
Protocolo:		Protocolo de registro de datos:		
Hora Inicio:	Hora Fin:	Toma 1: Hora Inicio:	Hora Fin:	
		Toma 2: Hora Inicio:	Hora Fin:	
S1: EEG1 128		S15: Micr.		
S2: EEG2 128		Localización:50 cm		
S3: EOG1 64		S/S 8192 Sens: Gain:		
S4: EOG1 64		S16: Acele.		
S5: EMG1 64		Localización:		
S6: EMG2 64		S/S 8192 Sens: Gain:		
S7: ECG 128		S17: Otros acelerometro		
S8: libre ---		Localización:-----		
S9: TRACH 8		S/S Sens:0,00 Gain:		
S10: FLOW 8		S17: Otros acelerometro		
S11: SpO2 8		Localización:-----		
S12: EFFOR1 8		S/S Sens:0,00 Gain:		
S13: EFFOR2 8				
S14: BODYP 8				
ANALISIS AUTOMATIZADO PSG				
LOG.RES				
ABSTGTBL				
STGINFO.RES				
REMEPS.RES				
SPO21.RES				
ECG1.RES				
SNORE.RES				
OTRAS ANOTACIONES				

Tabla XIX. Protocolo de medidas.

3.7 Grupo de Estudio

Se han estudiado 162 registros de polisomnogramas de pacientes del Hospital Universitario Puerta del Mar de Cádiz. Los registros fueron seleccionados por su procedencia de registros completos polisomnográficos, debido a que el PSG se considera el estándar de facto, y los datos que lo componen constituyen el mejor escenario de trabajo para el desarrollo de los algoritmos propuestos en esta tesis.

Un subconjunto de 35 sujetos, fue analizado mediante el equipo experimental compuesto por el sistema de adquisición de datos y los sensores (aceleración y micrófono). Se trataba de pacientes desviados desde el sistema de atención primaria al especialista para una evaluación polisomnográfica. Se firmaron consentimientos previos individuales para la toma de datos. Todos los pacientes fueron diagnosticados a través de la polisomnografía mediante una revisión (*scoring*) manual realizada por parte de los especialistas de la Unidad del Sueño. La Tabla XX muestra algunas características del grupo. Entre ellas, destaca el diagnóstico en relación al SAHS: normal (N), “medio” (M), “moderado” (Mo) y “severo” (S).

Edad	Sexo		Índice de Masa Corporal				Diagnostico			
	V	M	25,0 – 29,9	30,0 – 34,9	35,0 – 39,9	≥40	S	Mo	M	N
30-40	6		1	3	2		2		1	3
40-50	9	2	1	6	3	1	6	1	2	3
50-60	10	1	3	4	2	2	5	3	2	1
60-70	7		1	2	2	2	5	1		
Totales	32	3	6	15	9	5	18	5	5	7

Tabla XX. Características del grupo de 35 pacientes.

Del total de 35 sujetos iniciales, y una vez fijada la ubicación óptima de los sensores y realizadas pruebas preliminares, 15 pacientes fueron seleccionados para el estudio desarrollado en este documento. Los datos relativos a estos sujetos se detallan en la Tabla XXI, y los métodos empleados para realizar las medidas son descritos en la sección siguiente.

En esta tabla, “Paciente” es el número asociado al sujeto. “Edad” y “Gen” corresponden a la Edad y al Género del sujeto, reportado por el individuo. “Alt” y “Pes” son la altura y el peso del sujeto, medidos en cm. y en kg. respectivamente. “Cuello” es el contorno de cuello, expresado en cm. “Diag” es el diagnóstico del sujeto, de acuerdo a su evaluación por parte del Especialista, y “BMI” es el Índice de Masa Corporal del sujeto, calculado a partir de la expresión (Alt/Pes^2) , con el peso expresado en kg. y la altura en m. “Tiempo” responde al intervalo temporal registrado durante el test, expresado en formato “hh:mm:ss”. “TC”, “TR” y “TRq” son para cada sujeto, la tasa cardíaca media, la tasa respiratoria media y la tasa de ronquidos media respectivamente, expresada cada una de ellas en respiraciones, latidos y ronquidos por minuto respectivamente.

3.7.1 Altura y Peso

La altura de los sujetos se contabilizó empleando una cinta métrica. El peso de los sujetos fue medido mediante una báscula digital. El peso de la vestimenta fue incluido.

3.7.2 BMI

El índice de masa corporal, conocido también con las siglas BMI, del inglés “body mass index”, o IMC, del castellano “índice de masa corporal”, indica el estado nutricional de la persona considerando dos factores elementales: su peso y su altura. Este índice es el primer paso para conocer el estado nutricional de cualquier persona. Su cálculo arroja como resultado un valor que indica si la persona de la cual se habla se encuentra por debajo, dentro o excedida del peso establecido como normal para su tamaño físico.

Paciente	Gen	Edad	Pes [Kg]	Alt [cm]	Cuello [cm]	Diag	BMI [kg/m ²]	Tiempo	TR [rpm]	TC [lpm]	TRq (rqpm)
P1	M	35	105	160	48	SAHS Severo	41,01	00:17:36	17,78	79,1	1,31
P2	M	41	114	181	46	SAHS Leve	34,79	1:20:25	17,78	56,6	0,87
P3	M	60	90	168	64	SAHS Leve	31,89	0:58:04	20	72	0,24
P4	M	36	107	180	41	SAHS Medio	33,02	1:00:01	16,55	57	1,43
P5	M	59	78	168	43	SAHS Moderado	27,64	1:36:02	14,11	67,7	1,51
P6	M	42	132	180	48	SAHS Severo	40,74	1:00:58	15,48	76,1	1,19
P7	M	68	135	166	57	SAHS Severo	48,99	1:39:17	24	76,4	0,96
P8	M	62	110	162	45	SAHS Severo	41,91	2:00:00	16	66,1	0,51
P9	M	40	119	173	44	SAHS Severo	39,76	2:28:42	15,48	66,3	1,36
P10	M	40	119	173	44	SAHS Leve	39,76	3:28:19	12,30	65,6	0,06
P11	M	49	74	170	41	SAHS Leve	25,61	6:30:11	18,46	75,6	0,54
P12	F	41	82	170	43	SAHS Leve	28,37	6:02:38	16	59	0,43
P13	M	34	82	178	42	SAHS Moderado	25,88	6:02:36	11,42	61	2,92
P14	M	49	128	170	50	SAHS Severo	44,29	05:04:05	25,26	92,5	2,33
P15	M	58	92	152	38	SAHS Moderado	39,81	05:45:52	18,46	77,4	1,03
Media	-	47,60	104,47	170,07	47,45	-	36,23	-	17,27	69,89	1,11

Tabla XXI. Datos medidos y recopilados de los sujetos a estudio.

En adultos, el IMC suele establecer un rango de 18-25 como saludable (el IMC en niños es específico para edad y sexo). Un IMC por debajo de 18,5 indica desnutrición o algún problema de salud, mientras que un IMC superior a 25 indica sobrepeso. Por encima de 30 hay obesidad leve, y por encima de 40 hay obesidad mórbida que puede requerir una operación quirúrgica.

Estos rangos se aplican a personas de entre 25 y 34 años, y aumentan en un punto por cada diez años por encima de 25.

3.7.3 Circunferencia del Cuello

La circunferencia del cuello (expresada en cm.) puede ser usada como una valoración de probabilidad de tener apnea del sueño. La circunferencia del cuello se debe ajustar en el paciente con hipertensión arterial sistémica (se aumentan 4 cm.), en el roncador habitual (se agregan 3 cm.) y si se reporta que se despierta jadeando por las noches (se aumentan 3 cm.). La circunferencia del cuello es el único parámetro fisiológico del que se han encontrado muestras estadísticas sólidas de vinculación con el SAHS. Un paciente con circunferencia del cuello de 43 cm. tiene poca probabilidad de tener apnea del sueño, probabilidad intermedia, cuando la circunferencia del cuello mide entre 43 y 48 cm. y alta probabilidad con una circunferencia del cuello mayor de 48 cm [165].

3.8 Base de datos y software para el procesamiento de señales

Para completar el registro y análisis de señales, se confeccionó una base de datos propia en colaboración con el Hospital Puerta del Mar de Cádiz. La base de datos, con posibilidades de publicación vía Internet con accesos controlados, esta basada en una arquitectura XAMP (X = Sistema Operativo [Linux, Windows], A = Apache, M = MySQL, P = PHP, Perl), y fue desarrollada mediante las herramientas :

- MySQL 5.0.18
- Apache 2.2.0
- PHP 5.1.1

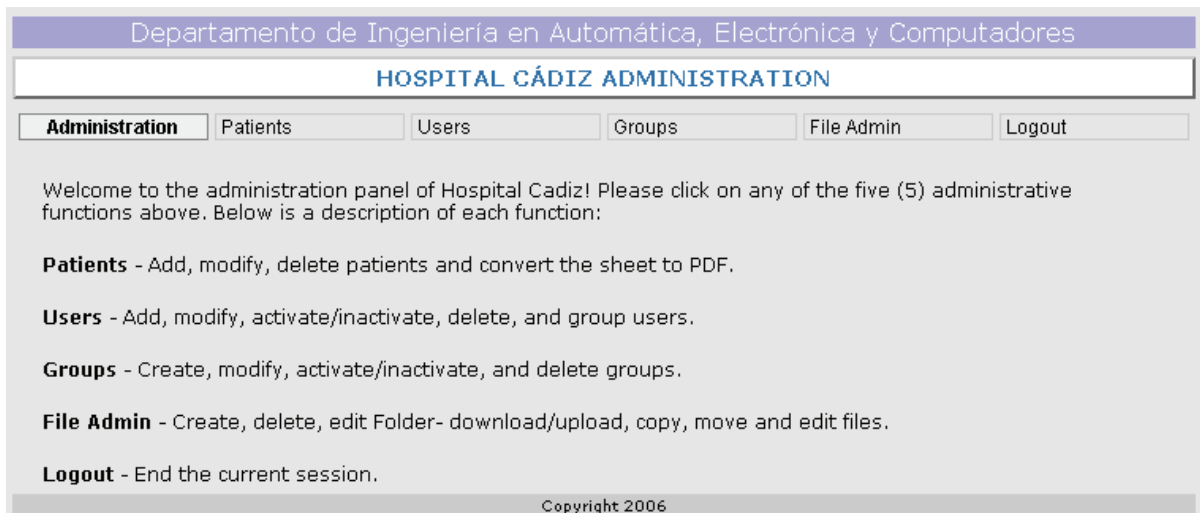


Figura 36. Escenario principal para la gestión de la base de datos biomédica

La base de datos diseñada permite almacenar los datos contenidos en el protocolo de medida confeccionado para la toma de datos. Se registran en consecuencia los vectores correspondientes a cada uno de los sensores del PSG, y las señales adquiridas mediante el equipo experimental, además de las características fisiológicas del paciente, datos relevantes de su historial clínico, y parámetros extraídos del diagnóstico realizado por los especialistas de la Unidad del Sueño.

Se ofrece la posibilidad de configurar y conceder accesos a investigadores individuales, grupos de investigación, usuarios invitados, administradores,... Es posible realizar búsquedas de pacientes por medio de filtros de parámetros fisiológicos, exportar datos a formato PDF y descargar ficheros con las bioseñales para ser procesados directamente mediante el software de procesamiento matemático Matlab.

La Figura 36 ilustra la base de datos tras la validación inicial para el acceso.

3.8.1 Software empleado en el procesamiento

Para las etapas de procesamiento y simulación de los datos registrados se ha empleado el software de procesamiento MATLAB® de Mathworks [166]. Se trata de un completo ambiente de cómputo que permite el procesamiento de información, visualización y aplicaciones. MATLAB® incluye un lenguaje comprensible, de alto nivel y un ambiente versátil de desarrollo, y posibilidad de desarrollar interfaces de usuario.

SIMULINK® se ha empleado para desarrollar algunos modelos y algoritmos. Incorpora a MATLAB facilidades de simulación gráfica y desempeño en tiempo real, programación basada en diagramas de bloques y en eventos discretos.

3.9 Algoritmos y técnicas específicas empleadas

El sensor de aceleración proporciona información de las diferentes variables cardiorrespiratorias útiles para el diagnóstico de los diferentes tipos de fenómenos respiratorios anormales durante el sueño (apneas, hipopneas y esfuerzos respiratorios asociados a microdespertares, trastornos de los ritmos cardíaco y respiratorios, ronquidos), registrando series temporales unidimensionales escalares de estas variables fisiológicas, y tratándolas mediante diversas técnicas de procesado digital de señales (Figura 37 y Figura 38).

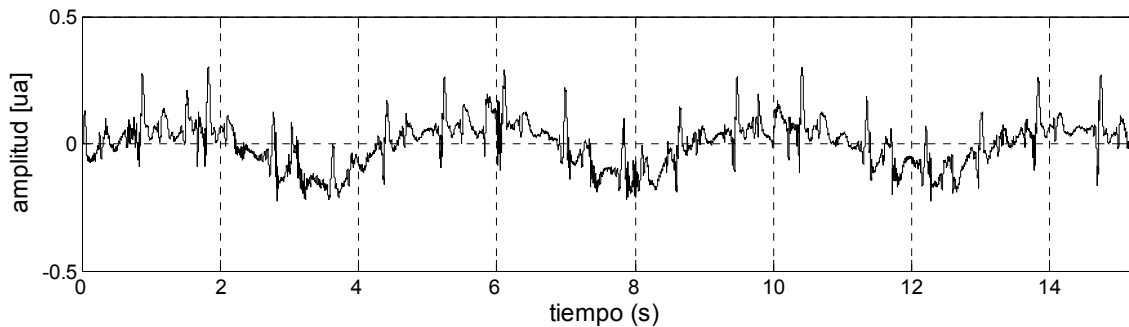


Figura 37. Detalle de señal del acelerómetro en ausencia de ronquidos, conteniendo información de la actividad cardiorrespiratoria.

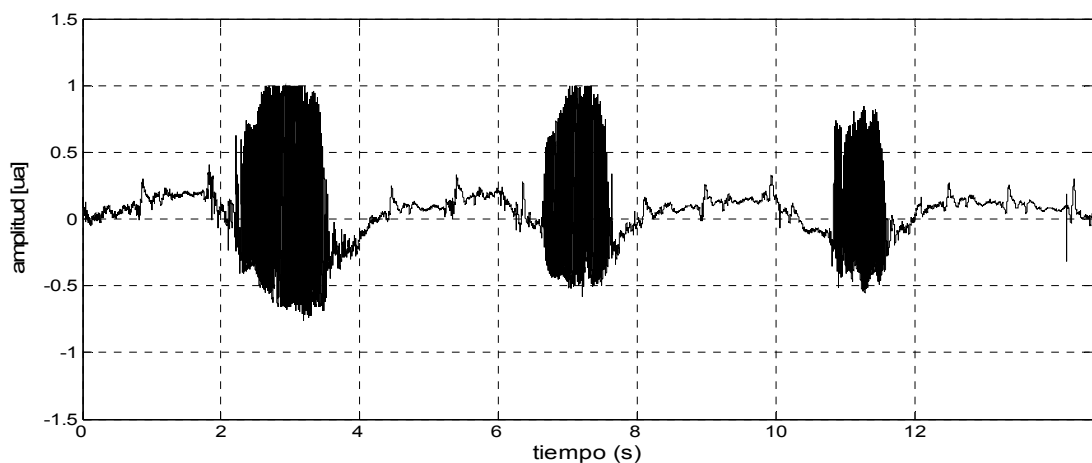


Figura 38. Detalle de señal del acelerómetro en presencia de ronquidos. Se aprecia, información de la actividad cardiorrespiratoria y roncadora.

Se estudiará en este capítulo como mediante un único sensor de aceleración, en sustitución de los electrodos empleados para el registro cardíaco, el termistor o cánula usado para el registro del flujo respiratorio, bandas de detección de movimientos respiratorios de tórax y abdomen y el micrófono empleado para la grabación del ronquido, es posible aproximar el ritmo cardíaco (FC), su variabilidad (VFC), la actividad Simpática -parasimpática (ASP), el ritmo respiratorio y la actividad roncadora del sujeto.

En la investigación biomédica es común comparar dos métodos diferentes de medir cierta magnitud, como la presión sanguínea, oximetría,... En ocasiones lo que es comparado es un método aproximado frente a otro extremadamente preciso. En este caso, el problema se reduce a una cuestión de calibración, que no será discutida en este documento.

Frecuentemente, sin embargo, no podemos establecer un método definido que proporcione el valor verdadero de la magnitud medida. En este caso el problema se reduce a saber si los métodos dan a respuestas que sean, en cierto sentido, comparables.

Consideremos dos técnicas de medida, ambas con cierto error de medida (incluso los procedimientos 'Gold Estándar' presentan errores en la medida). ¿Coinciden suficientemente los dos métodos de medida? El significado de "comparable" variará según la aplicación en particular. Para el profesional de la medicina, podría significar que los diagnósticos y las prescripciones no deberían cambiar de acuerdo a la técnica particular que generó un valor particular. Para el investigador, "comparable" pueda significar ser indiferente para la técnica empleada para realizar una medida particular.

Es por ello por lo que se aborda en este trabajo una comparación estadística exhaustiva de los métodos tradicionales en la práctica clínica frente al sensor experimental propuesto.

3.9.1 Técnicas aplicadas a la componente respiratoria

En el capítulo IV se detallarán las técnicas empleadas y los resultados obtenidos al comparar las medidas correspondientes a registros de sujetos sometidos al test de PSG, y registrados con el montaje experimental. Se expondrán las técnicas aplicadas para cada uno de los *tres estudios fundamentales* desempeñados en relación a la actividad respiratoria:

- 1) Estudio de la componente respiratoria: tasa respiratoria y análisis estadístico
 - Preprocesado de la señal (decimación, glitches, eliminación de la componente de continua y filtrado LP).
 - Enventanado
 - Cálculo de la Tasa respiratoria
 - Suavizado de la tasa de salida
 - Análisis comparativo estadístico (Bland Altman)
- 2) Estudio de la relación S/N y su vinculación a factores fisiológicos
- 3) Aplicación específica a la apnea del sueño mediante el algoritmo propuesto

Para el diseño de etapas de filtrado y con objeto de mejorar la eficiencia en las técnicas basadas en la autocorrelación para el cálculo de la tasa respiratoria, se ha empleado el criterio de clasificación respiratoria de la Mainzer-Emergency-Score (MEES) [167]. La MEES clasifica la respiración humana de acuerdo al número de respiraciones por minuto y establece los tipos de respiración fisiológica indicados en la Tabla XXII. La actividad respiratoria fuera de esta clasificación supone un severo riesgo.

Por ello, la señal respiratoria procedente del proceso previo de decimación es filtrada mediante un filtro paso-bajo (LP) con frecuencia de corte 1.5 Hz, con el objetivo fundamental de eliminar el ruido y la información contenidos fuera de la banda frecuencial de interés.

Tipo de Respiración	Respiraciones por minuto (rpm)	Frecuencias asociadas (Hz)
Normal	12-18	0.2000 - 0.3000
Desviación leve	8-11	0.1333 - 0.1833
	19-24	0.3167 - 0.4000
	5-7	0.0833 - 0.1167
Desviación severa	25-30	0.4167 - 0.5000

Tabla XXII. Respiración fisiológica según la MEES.

Como se expondrá en el capítulo de resultados, la tasa respiratoria puede encontrarse a partir de la autocorrelación de la señal extraída y preprocesada del acelerómetro. Se corresponde con el primer máximo local después del máximo absoluto que se encuentra en $\tau=0$ en la función de autocorrelación. El intervalo de búsqueda debe limitarse al rango de valores factibles para la tasa respiratoria, de acuerdo a la Tabla XXII. Se aprecia como el rango respiratorio varía entre un mínimo de 4 respiraciones por minuto y un máximo de 30 respiraciones por minuto. La búsqueda del máximo local debe pues circunscribirse de acuerdo al criterio anterior, al intervalo [4 r.p.m., 30 r.p.m.] \rightarrow [0.0666 Hz, 0.5 Hz].

3.9.2 Técnicas aplicadas a la componente cardiaca

El estudio de la información relativa a la componente cardiaca contenida en el sensor de aceleración es de especial relevancia por su vinculación al diagnóstico del SAHS y a otros trastornos cardiorrespiratorios, tal y como se ha descrito en el Capítulo II. La variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC) es el parámetro más empleado al respecto en el estado del arte, y será el que foco de este estudio.

Tradicionalmente, la variabilidad de la frecuencia cardiaca se ha obtenido de la serie temporal RR del ECG. La posibilidad de analizar la variabilidad cruzada entre las series temporales RR (intervalos entre ondas RR consecutivas del ECG) y los intervalos entre puntos situados en la misma posición relativa en las vibraciones originadas por el bombeo sanguíneo en la posición de ubicación del acelerómetro, es un aspecto poco abordado en la literatura, y parece ser interesante puesto que el trabajo fundamental del corazón es netamente mecánico. Resulta por tanto interesante poder analizar la VFC a partir de la señal de aceleración captada por el sensor en la superficie de la piel, en lugar de la serie RR construida a partir de la ECG.

Lo anterior exige la necesidad de disponer de algoritmos para estimar la posición temporal de los máximos registrados en la señal de aceleración, equivalente en cierta forma al sonido cardíaco S1. Este aspecto es difícil debido a la dispersión temporal de las vibraciones en comparación con la onda R. A pesar de este dato, algoritmos basados en la detección de las crestas R, han sido reformulados para la localización de los puntos de interés en la señal acelerométrica.

En el capítulo IV se exponen las técnicas empleadas y los resultados obtenidos. Se detallan las técnicas y los algoritmos aplicados para cada uno de los dos estudios fundamentales desempeñados en relación a la actividad cardiaca:

- 1) Estudio de los parámetros extraídos de la señal de variabilidad cardiaca: análisis estadístico incluyendo:
 - Preprocesado e interpolación de la señal
 - Métodos de detección de crestas R y sus análogos en la señal de acelerometría
 - Eliminación de artefactos, componentes ectópicas, y procesos específicos de filtrado
 - Eliminación de la tendencia, para extraer la componente estacionaria, por medio de la Teoría de la Regularización
 - Remuestreo de la señal VFC no uniformemente muestreada
 - Procesado de las series RR mediante métodos de análisis en el dominio del tiempo: análisis estadístico
 - Procesado de las series RR mediante métodos de análisis en el dominio de la frecuencia: análisis estadístico
 - Procesado de las series RR mediante métodos de análisis no lineales: análisis estadístico

- 2) Aplicación específica de la variabilidad a la apnea del sueño mediante el algoritmo aportado

Todas las técnicas anteriores se aplican a las señales captadas de pacientes registrados con el procedimiento tradicional (sensores de la PSG) y a las señales procedentes del sensor de aceleración. El fin último es la comprobación de la validez del procedimiento presentado como método alternativo, como herramienta de cálculo de los distintos parámetros relacionados con la variabilidad cardiaca, fundamentales para el diagnóstico del SAHS.

3.9.3 Técnicas aplicadas al ronquido

La valoración objetiva del ronquido no es todavía un elemento rutinario en los estudios polisomnográficos, registrándose éste a través de un micrófono de baja resolución, aportando poco datos para el estudio espectral del análisis de las características del mismo.

Hasta la fecha y hasta dónde sabemos, no hay estudios que validen la medición del ronquido por un técnico en polisomnografías o un ordenador. Existen, como se ha detallado, técnicas basadas en el ronquido para la detección del SAHS, pero sus resultados son discretos en comparación con otras estrategias más consolidadas. En cualquier caso, todos los enfoques hasta la fecha comparten como núcleo común en la detección del SAHS el empleo del *Pitch* asociado a cada ronquido. Por ello, este trabajo se centra en la validación del acelerómetro como elemento capaz de registrar el ronquido conservando indemne su propiedad fundamental en la detección del SAHS.

La técnica empleada al acelerómetro para la detección del Pitch se detalla en el Capítulo IV. Las etapas de análisis y procesado esenciales incluyen:

- 1) Determinación del Pitch asociado a cada ronquido
 - Preprocesado de la señal.
 - Sustracción espectral para la reducción del ruido.
 - Enventanado.

- Centre Clipping.
- Autocorrelación.
- Detección de picos.

2) Análisis comparativo estadístico

Con ello, el parámetro Pitch de cada ronquido es determinado a partir de las señales proporcionadas por el acelerómetro y el micrófono. Posteriormente se emplea el criterio de Bland Altman y el basado en el análisis de la correlación para evaluar el nivel de concordancia entre ambos sensores.

3.10 Conclusiones

Se han descrito en este capítulo los equipos utilizados por la Unidad del Sueño del Hospital para la toma de los datos, así como el sistema empleado de forma paralela para la toma de los datos experimentales, necesarios para este estudio.

Se ha detallado el protocolo para la realización de la toma de datos nocturna en el Hospital, y se ha definido los grupos de pacientes sobre los que se realizaron los ensayos.

Posteriormente se han descrito las características fundamentales del software de procesamiento y de la base de datos biomédica desarrollada para el registro y acceso a los datos empleados en la investigación.

Finalmente se han expuesto las técnicas de procesamiento de la señal empleadas con carácter específico para su aplicación específica al sensor y al objetivo (ayuda al diagnóstico) de este trabajo.

Capítulo IV

ANÁLISIS Y RESULTADOS

« El asunto es el problema; la forma, la solución. »

Christian F. Hebbel (1813-1863)

Resumen: En este capítulo se exponen los resultados del procesamiento de la señal captada por el acelerómetro. Cada componente (respiratoria, cardíaca y roncadora) contenida en la señal, se extrae y se compara con las correspondientes señales adquiridas mediante polisomnografía. Se validan posteriormente los parámetros fundamentales que se extraen de cada componente (en comparación con los obtenidos a través del estándar de oro) y que se emplean en el diagnóstico del SAHS, y finalmente se proponen algoritmos adicionales para facilitar la diagnosis.

4.1 Introducción

El sensor de aceleración proporciona información de las diferentes variables cardiorrespiratorias útiles para el diagnóstico de los diferentes tipos de fenómenos respiratorios anormales durante el sueño.

Se estudiará en este capítulo como mediante un único sensor de aceleración, en sustitución de los electrodos empleados para el registro cardíaco, el termistor o cánula usado para el registro del flujo respiratorio, bandas de detección de movimientos respiratorios de tórax y abdomen y el micrófono empleado para la grabación del ronquido, es posible aproximar con una confianza notable, parámetros como el ritmo cardíaco, su variabilidad, la actividad Simpática y Parasimpática, el ritmo respiratorio y la actividad roncadora del sujeto.

La tasa respiratoria en reposo oscila generalmente entre 0.15 y 0.4 Hz, mientras que la tasa cardíaca varía entre 0.83 y 1.5 Hz. El ronquido se traslada frecuentemente a límites superiores. De estos rangos se infiere la posibilidad de aislar sendas señales y tratarlas de forma independiente, mediante técnicas de filtrado.

Se abordará de manera independiente para cada una de las tres componentes estudiadas (cardíaca, respiratoria y relativa al ronquido), una tarea triple:

- 1) La extracción a partir de las señales del PSG y del sensor de aceleración y del micrófono experimental, de las características cardiorrespiratorias de interés para el diagnóstico del SAHS.
- 2) La comparación estadística (mediante el criterio fundamental de Bland Altman) de los resultados anteriores.
- 3) La aplicación de algoritmos propuestos de aplicación directa al diagnóstico del SAHS y a la localización de eventos de apnea.

4.2 Estudio de la componente respiratoria en el acelerómetro

Es común en la práctica clínica el empleo de sistemas para la monitorización de la actividad respiratoria. Ello requiere de una medida fiable de la respiración, y en general, aunque los métodos aplicados en la actualidad son precisos, suelen ser invasivos y/o causar cierta incomodidad en el paciente. Se han desarrollado diversas tecnologías, pero ninguna ha conseguido convertirse en un estándar de facto médico.

Los sonidos traqueales han adquirido un interés relevante durante la última década puesto que tienen fases respiratorias separables. La generación de sonidos traqueales está básicamente relacionada con las turbulencias ocasionadas por el aire al penetrar en las vías aéreas superiores. Las ondas de presión acústica dentro del gas en las aerovías y el movimiento de las paredes de éstas contribuyen a la formación de las vibraciones que alcanzan a superficie del cuello, y que se transforman en sonidos y en movimientos traqueales.

Por otro lado, la colocación de un sensor sobre la tráquea es relativamente fácil ya que existen menos interferencias procedentes del pelo corporal, de las prendas de vestir, etc, en comparación con las registradas en la zona torácica. Puesto que la distancia desde las varias fuentes de sonido en las aerovías superiores al sensor es relativamente corta, los sonidos y vibraciones traqueales pueden ser interpretados como señales respiratorias más puras, menos filtradas.

La medida de los sonidos traqueales puede proporcionar información valiosa y en algunos casos única sobre la salud respiratoria. Es por ello por lo que puede ser relevante el empleo del sensor de aceleración para la captación de las vibraciones originadas en la aerovía por el aire durante los mecanismos de inspiración y espiración.

En los estudios relacionados con el sueño, el empleo de las galgas de registro de esfuerzos torácicos y abdominales está justificado por la necesidad de disponer de información sobre la naturaleza de los posibles eventos apneicos: centrales, obstructivos o mixtos. El sensor de flujo es empleado en cambio con objeto de determinar pausas respiratorias efectivas o reducciones relevantes en el flujo aéreo durante la fase inspiratoria (hipopneas).

La naturaleza y el origen fisiológico de la información captada parece, en consecuencia, una cuestión discutible. **Por ello, es objetivo de este punto demostrar que las vibraciones registradas presentan una alta correlación con el flujo aéreo respiratorio, mediante un análisis comparativo con la señal proporcionada por las galgas extensiométricas empleadas para la monitorización de los esfuerzos**, que a priori podrían presentar mayor influencia en la señal registrada mediante acelerometría. Con ello, el empleo del sensor de aceleración como elemento valorador del flujo aéreo, posibilita su empleo en la detección de eventos de apnea e hipopnea, caracterizados por una reducción total o parcial de este parámetro.

Se trata de presentar el sistema basado en la acelerometría como alternativa indirecta y no invasiva para la monitorización respiratoria, especialmente durante el proceso de detección del SAHS.

Por todo ello se han realizado estudios en tres direcciones:

- Extracción de la tasa respiratoria

- Estudio de la relación S/N y su vinculación a factores fisiológicos
- Algoritmo propuesto para la detección de eventos de apnea

4.2.1 Extracción de la tasa respiratoria

Las tres componentes fundamentales de la actividad respiratoria son el flujo aeronasal, los esfuerzos respiratorios y la saturación de oxígeno arterial. Es por ello por lo que para constatar la naturaleza de la información respiratoria captada por el sensor propuesto, y mediante el empleo de diversas técnicas de procesamiento digital de la señal, se evalúa de forma intensiva el sensor de aceleración frente a dos métodos clásicos de medida de la tasa respiratoria (termistor y galgas extensiométricas) empleando para ello el registros obtenidos en la Unidad del Sueño Hospitalaria.

El objetivo fundamental es el de presentar al sensor de aceleración como una alternativa fiable y precisa en aplicaciones domiciliarias y portátiles, con evidentes ventajas y desventajas, pero que puede abordar de manera eficiente aunque mejorable, el diagnóstico de determinadas disfunciones respiratorias, tal y como apreciaremos en los siguientes puntos.

En la señal del acelerómetro, tal y como se ha descrito con anterioridad, están contenidas componentes cardíacas, respiratorias y del ronquido. Por medio de técnicas de procesamiento digital de la señal, el ruido y los artefactos son eliminados de las señales, y la respiración puede ser separada de las componentes cardíacas y del ronquido, para su posterior utilización en el cálculo de la tasa respiratoria o en la determinación de determinados eventos respiratorios característicos de determinadas disfunciones.

El procesamiento digital de señales abarca numerosas funciones de acondicionamiento de la señal y de determinación de sus propiedades. Las aplicadas en este estudio para la determinación de la tasa respiratoria difieren dependiendo de la naturaleza de la señal estudiada. Se estudiará en lo que sigue cada caso.

4.2.1.1 Señales respiratorias procedentes del PSG

La actividad respiratoria se obtiene a partir de la PSG, mediante los sensores de flujo oronasal y esfuerzos torácicos y abdominales. La técnica propuesta para el cálculo de la tasa respiratoria en cada caso se ilustra en la Figura 39.

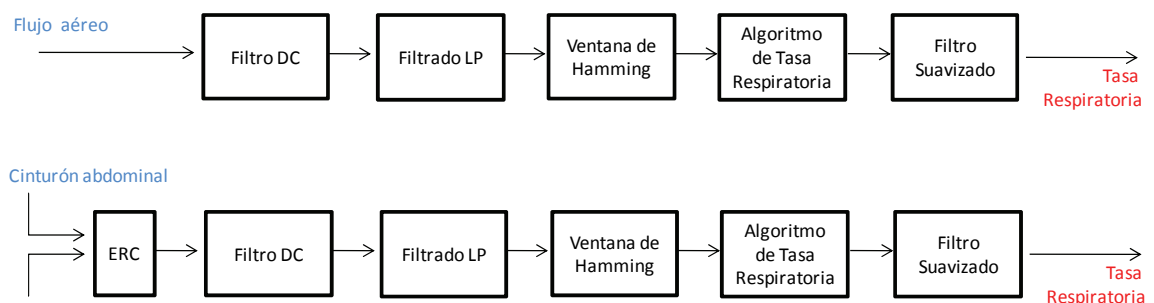


Figura 39. Cálculo de la tasa respiratoria en las señales procedentes del PSG

La señal de entrada se segmenta en bloques de 18 segundos para su procesamiento de acuerdo al esquema anterior.

La Figura 40 ilustra un segmento del registro de señales del paciente P05, antes de ser sometido a procesamiento alguno. Aparece la señal correspondiente al acelerómetro (parte superior), la señal correspondiente al flujo oronasal, y en la parte inferior las señales correspondientes a los esfuerzos torácicos y abdominales registrados por las galgas extensiométricas (parte inferior).

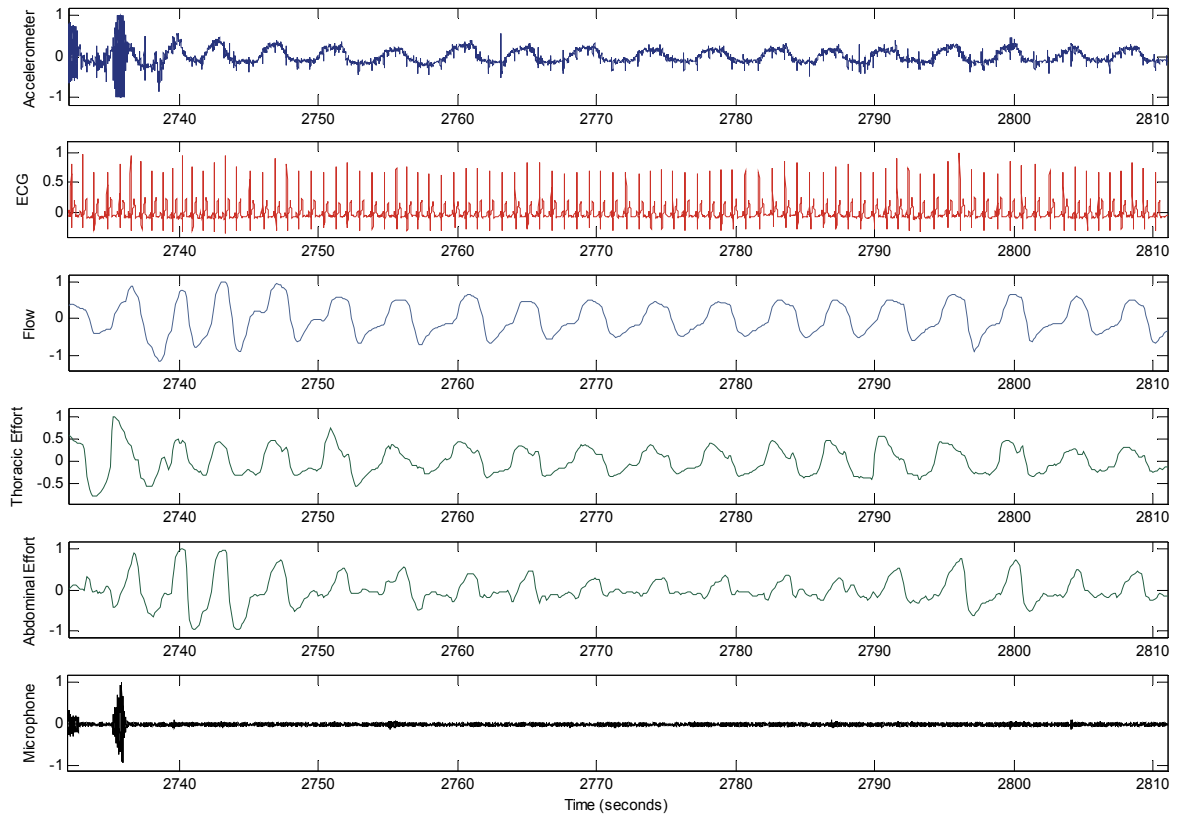


Figura 40. Señales respiratorias, cardíaca y acústica sincronizadas, procedentes de las distintas fuentes para un segmento del registro del paciente P05.

En este caso, el algoritmo completo contempla operaciones comunes para ambos sensores, a excepción de la etapa de combinación de canales en cuadratura empleada en las galgas extensiométricas. Se describe a continuación cada una de estas etapas.

ERC

Las señales abdominales y torácicas se combinan para generar una única señal, empleando la técnica ERC (Equal Ratio Combining).

Equal-ratio combining [168] proporciona un método para sumar dos señales procedentes de distintas fuentes, asegurando que se encuentran en fase. El procedimiento es sencillo. Se calcula la amplitud RMS de la suma y de la diferencia de las dos señales. Se selecciona la señal combinada con el mayor valor de RMS, asegurando que las señales no están desfasadas.

Componente de continua

La determinación de la tasa respiratoria se efectúa en el dominio de la frecuencia. Ello aconseja eliminar con carácter previo la componente de continua de la señal de entrada, mediante la sustracción a la señal de su valor medio.

Filtrado LP

La señal respiratoria es filtrada mediante un filtro paso-bajo (LP), con frecuencia de corte 1.5 Hz, con el objetivo fundamental de eliminar el ruido y la información contenidos fuera de la banda frecuencial de interés.

Se ha diseñado una etapa de filtrado LP FIR, de acuerdo al método clásico de diseño de filtros FIR de fase lineal enventanados [169], empleando la ventana de Hamming. El filtro se normaliza de forma que la respuesta en magnitud en la frecuencia central de la banda de paso sea de 0 dB. Si $w(n)$ representa la ventana donde $1 \leq n \leq N$, y la respuesta impulsiva del filtro ideal es $h(n)$, siendo $h(n)$ la transformada inversa de Fourier de la respuesta frecuencial ideal, entonces, los coeficientes del filtro de ventanas digital vienen dados por la expresión:

$$b(n) = w(n)h(n), \quad 1 \leq n \leq N \quad (4.2.1)$$

y la expresión del filtro está dada por:

$$B(z) = b(1) + b(2)z^{-1} + \dots + b(n)z^{-n+1} + b(n+1)z^{-n}, \quad n = 40 \quad (4.2.2)$$

Enventanado

En base a todo lo expuesto en el Capítulo II sobre técnicas de enventanado, se ha seleccionado una ventana de Hamming de 18 segundos (120 muestras).

La Figura 41 y la Figura 42 reflejan cada una el resultado de aplicar las distintas etapas de procesamiento descritas a segmentos de las señales de flujo aéreo y esfuerzos. Se ilustran las ventanas empleadas, las señales enventanadas, la supresión de los niveles de continua y finalmente el resultado de la aplicación del filtrado LP. Se ha seleccionado el paciente P05 como base de estas ilustraciones, dado que su edad (59 años) y morfología, no figuran en los extremos de la muestra de población disponible en este estudio, en ninguna de sus dimensiones.

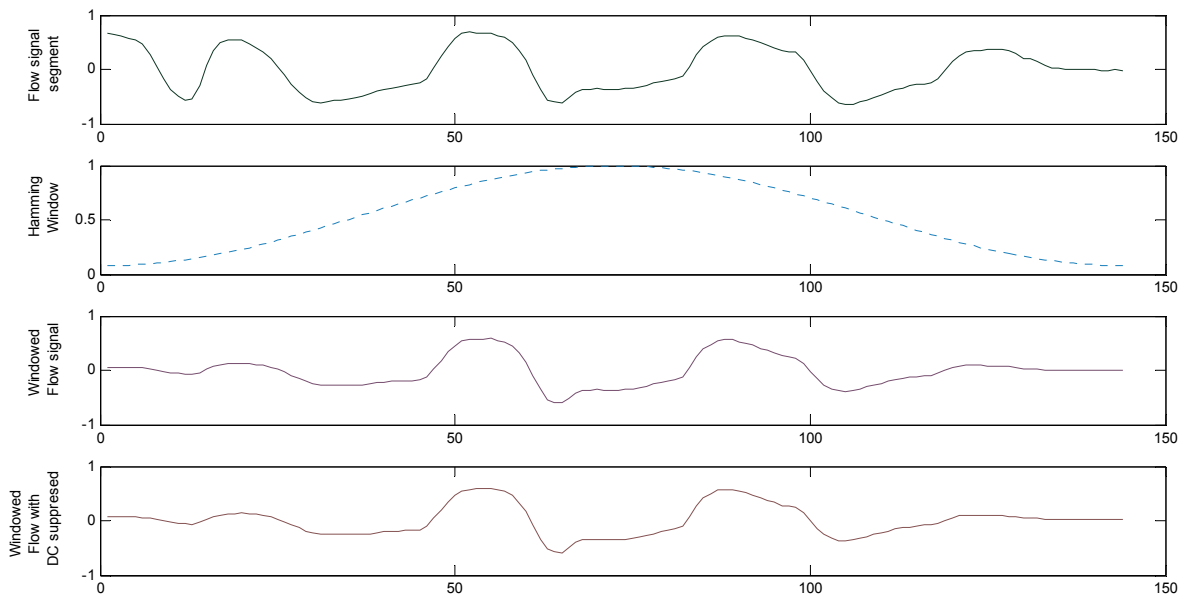


Figura 41. Procesado de un segmento de la señal respiratoria procedente del termistor para un segmento del registro del paciente P05.

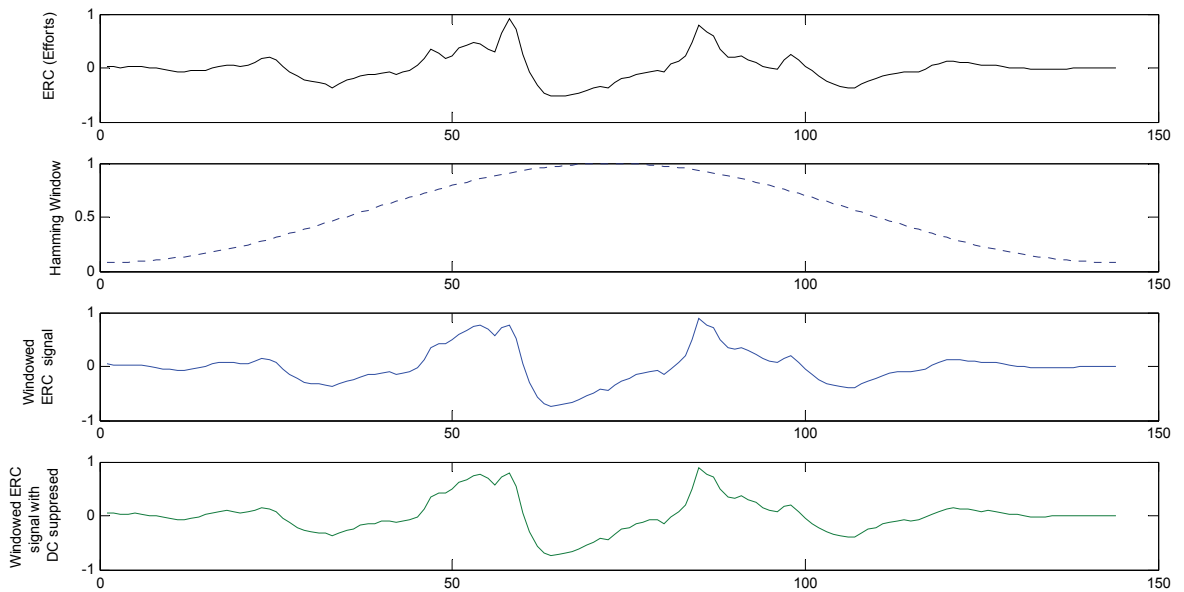


Figura 42. Procesado de un segmento de la señal respiratoria combinada (ERC) procedente de las galgas torácicas y abdominales.

Autocorrelación aplicada al cálculo de la tasa respiratoria

En el procesamiento de señales, la autocorrelación proporciona información sobre las periodicidades de la señal. La autocorrelación discreta R con un desfase j para una señal x_n es:

$$R(j) = \sum_{i=1}^n (x_n - m)(x_{n-j} - m) \quad (4.2.3)$$

donde m es el valor esperado de x_n . Frecuentemente las autocorrelaciones se calculan para señales centradas alrededor del cero, es decir con un valor principal de cero. En ese caso la definición de la autocorrelación viene dada por:

$$R(j) = \sum_{i=1}^n x_n x_{n-j} \quad (4.2.4)$$

La tasa respiratoria del segmento analizado se corresponde con el máximo local en el intervalo [0.0666 Hz, 0.5 Hz], de acuerdo al criterio de la MEES reflejado en el Capítulo III.

Filtro de suavizado (smooth)

El filtro de suavizado de los valores de salida empleado está descrito en el Capítulo III.

4.2.1.2 Componente respiratoria en el acelerómetro

La técnica para el cálculo de la tasa respiratoria a partir de la señal de aceleración se ilustra en la Figura 45. Los procesos diferenciales respecto de la técnica empleada para las señales clásicas se describen a continuación.

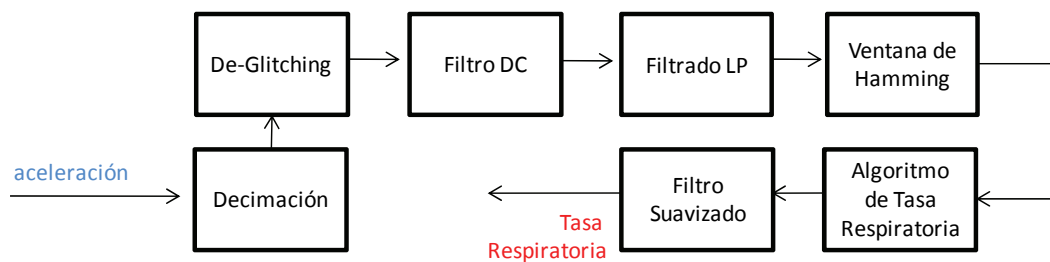


Figura 43. Cálculo de la tasa respiratoria para la señal de acelerometría

Decimación

La frecuencia de muestreo original fijada para el acelerómetro es de 8000 muestras por segundo. Esta tasa se reduce mediante un proceso de decimación como el descrito con anterioridad a 8 muestras por segundo, con objeto de igualar las tasas de muestreo empleadas en el instrumental PSG del fabricante Jaeger, concretamente en los canales correspondientes al permissor nasal (AirFlow) y a las galgas de esfuerzos torácicos y abdominales (señales Effort1 y Effort2).

En el proceso de decimación se emplea un filtro LP FIR de orden 30. En la Figura 44 pueden apreciarse los efectos del proceso de decimación de la señal original, y la obtenida empleando filtrado FIR de orden 30, y filtrado IIR Chebyshev de orden 8.

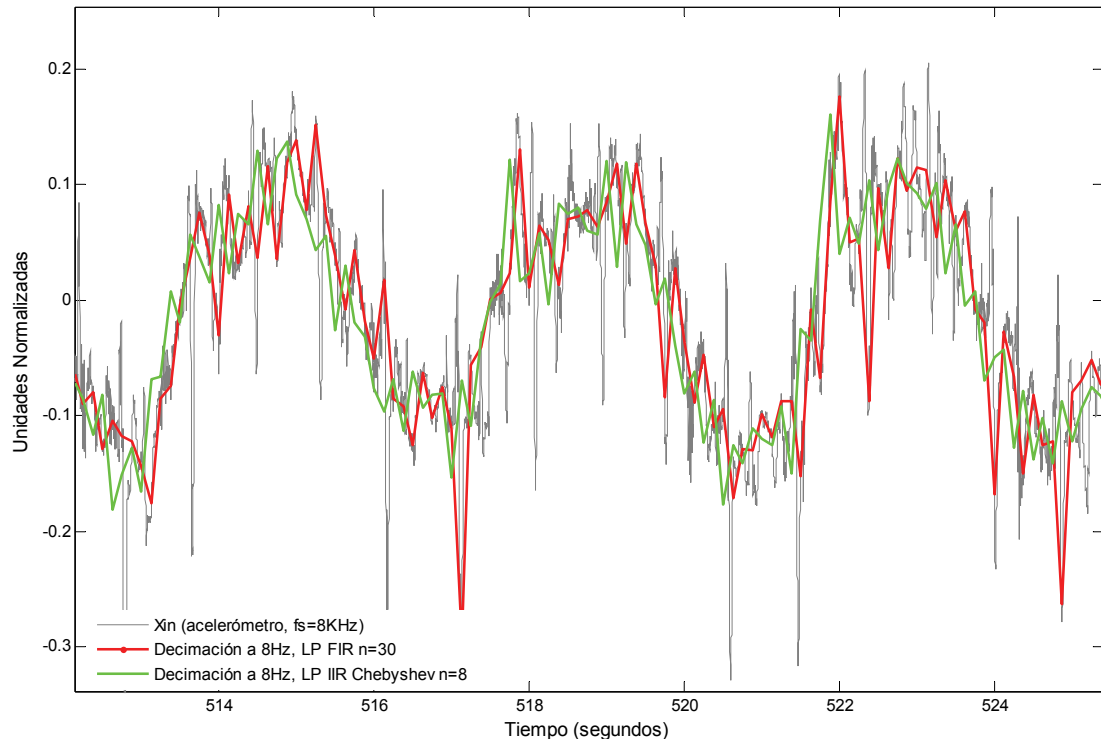


Figura 44. Decimación con filtros FIR e IIR de la señal original de acelerometría

Eliminación de Glitches

La presencia de glitches o anomalías en la señal capturada está causada por el proceso de muestreo de la señal procedente del sensor de aceleración.

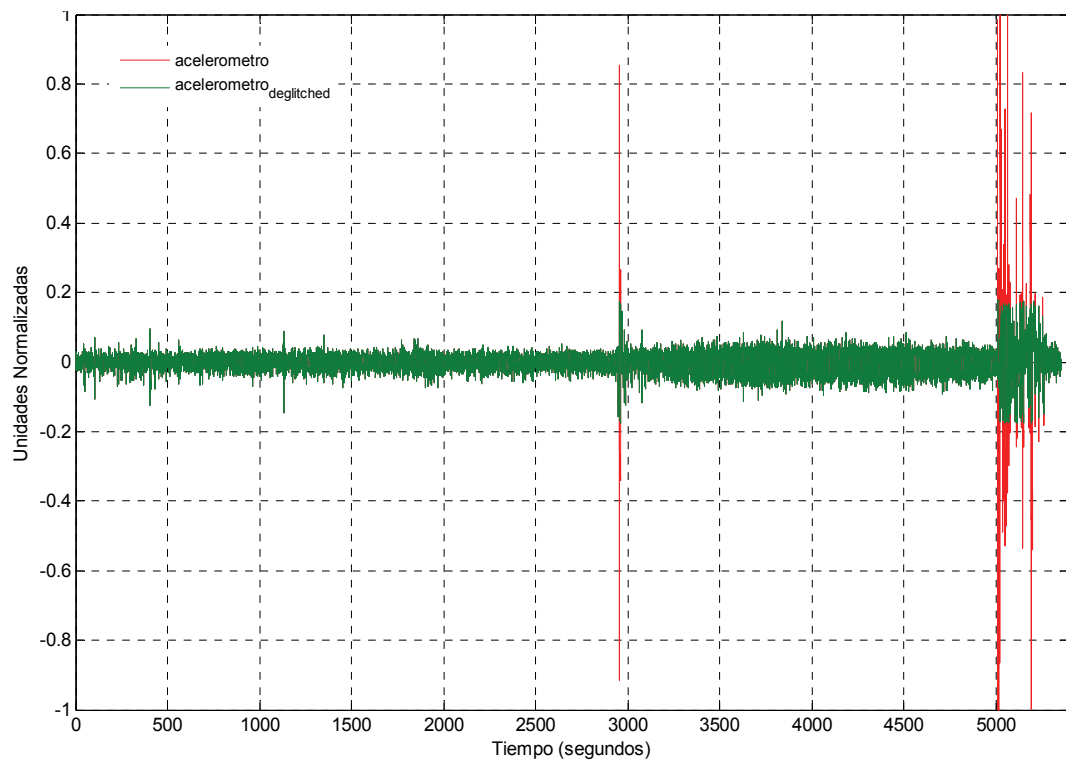


Figura 45. Atenuación de anomalías o glitches en la señal original

Aquellas muestras con una amplitud que excede en tres o más veces (un valor determinado como suficiente para identificar una gran parte de este tipo de artefactos en la señal, evitando capturar períodos válidos de la misma), el valor de la desviación estándar del total de la muestra, son categorizadas como anomalías o glitches y eliminadas y reemplazadas por un valor constante igual a la amplitud de la muestra que inmediatamente precede a la muestra eliminada. La media y la desviación estándar se calculan para cada segundo de señal.

La aplicación de este criterio conduce a resultados que proporcionan una atenuación importante de la irregularidad. Las anomalías no se eliminan por completo, pero su efecto se reduce de manera importante. Como se estudiará más adelante, esta operación es especialmente relevante cuando se estudian pacientes con trastornos respiratorios. La Figura 45 ilustra la señal de entrada (rojo) con presencia de glitches y la señal resultante (verde) de la aplicación del criterio expuesto para su atenuación.

Filtrado LP

Al igual que para los sensores polisomnográficos, la señal respiratoria procedente del acelerómetro se somete a un filtro paso-bajo (LP), con frecuencia de corte 1.5 Hz, con el objetivo fundamental de eliminar el ruido y la información contenidos fuera de la banda frecuencial de interés. En la Figura 46 se ilustra la resultante de someter un segmento de señal al filtro FIR LP-40.

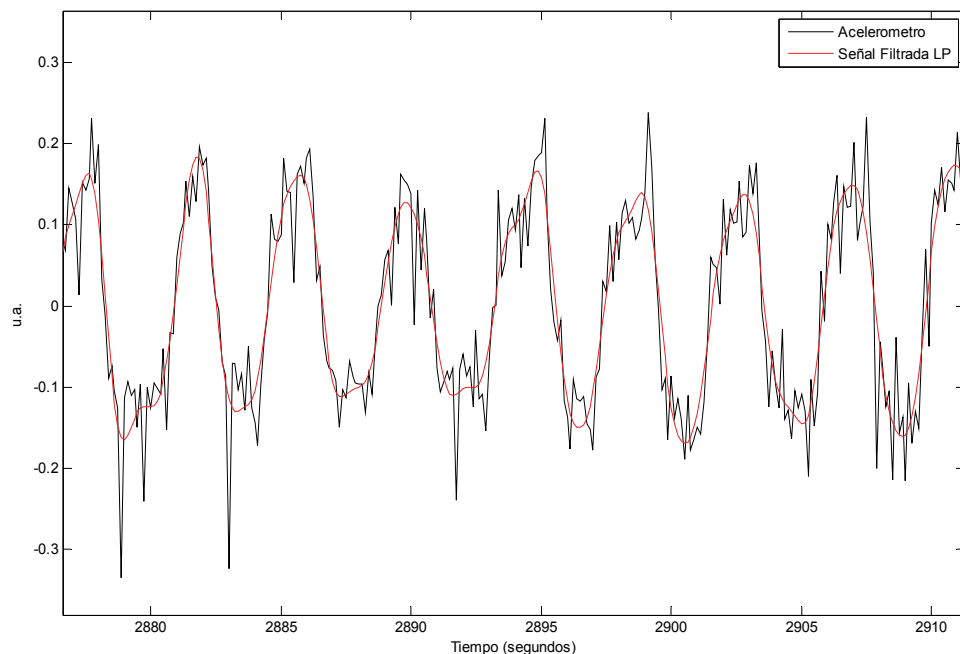


Figura 46. Segmento de señal de aceleración filtrada mediante un filtro FIR LP de orden 40 y frecuencia de corte $f_c=1.5\text{Hz}$.

Enventanado

La Figura 47 ilustra el proceso de enventanado de un segmento de 18 segundos de duración para la señal de aceleración. Se aprecian la señal original, la ventana de Hamming aplicada y el resultado del enventanado y la supresión del nivel de continua.

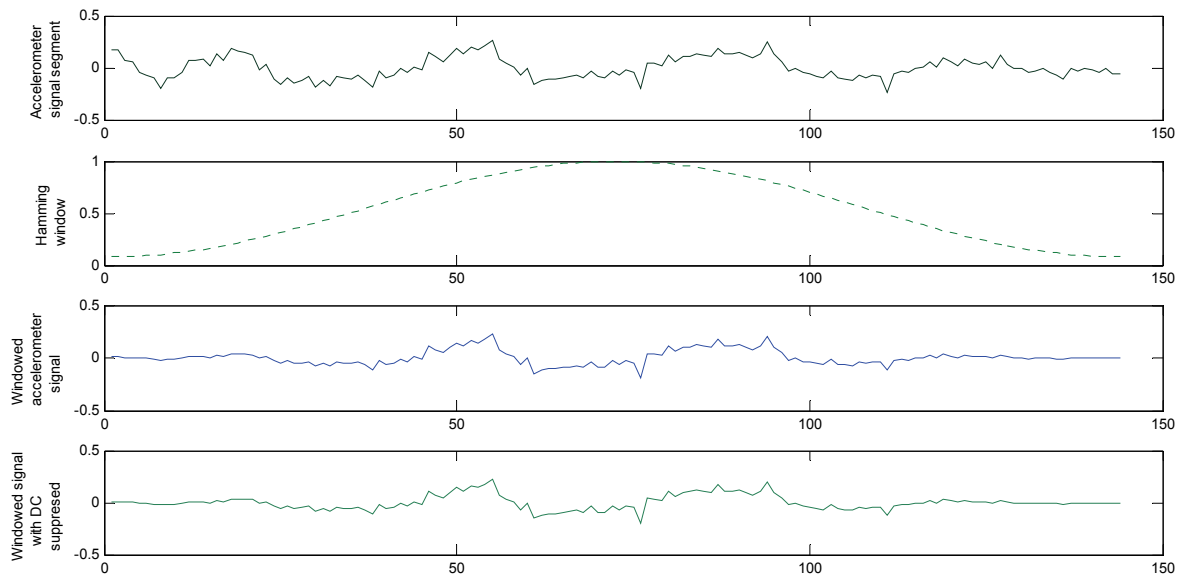


Figura 47. Procesado de un segmento de la señal respiratoria procedente del acelerómetro para un segmento del registro del paciente P05.

Autocorrelación aplicada al cálculo de la tasa respiratoria

Los resultados de aplicar el algoritmo de cálculo de la tasa respiratoria (respiraciones por minuto) a un segmento de 550 segundos de registro de un período de respiración con la presencia de diferentes eventos respiratorios, para el paciente P05, se reflejan en la Figura 49. Los resultados ilustrados corresponden a la tasa calculada a partir de la señal de aceleración. Puede apreciarse la detección de diferentes episodios de disfunción respiratoria clasificados como apneas, caracterizados por descensos bruscos en la tasa respiratoria.

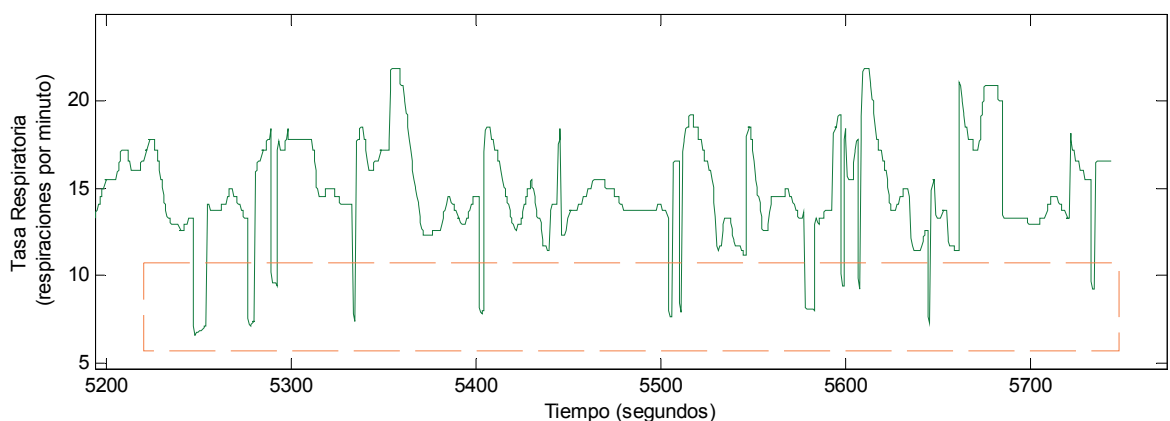


Figura 48. Tasa respiratoria (respiraciones por minuto) calculada para a partir de la señal de aceleración, para el paciente P05. Se identifican los eventos apneicos detectados.

4.2.1.3 Validación de los resultados

Comparación de los resultados

La Figura 49 ilustra los resultados de aplicar el algoritmo de cálculo de la tasa respiratoria (respiraciones por minuto) a un segmento de 120 segundos de registro de un período de respiración sin anomalías, para el paciente P05.

Los resultados reflejan la tasa calculada a partir de la señal de flujo aéreo, de los sensores de esfuerzos y de la señal de aceleración. Pueden apreciarse las mínimas diferencias existentes en los resultados para cada una de las fuentes de información analizadas.

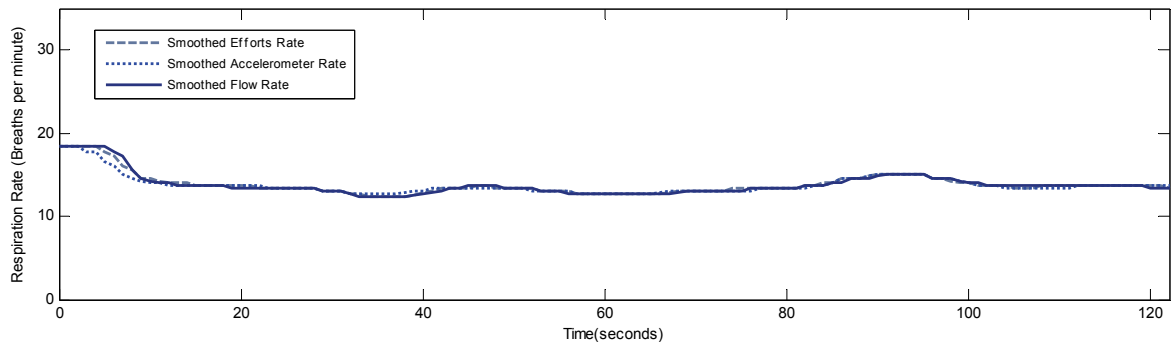


Figura 49. Tasa respiratoria (respiraciones por minuto) calculada para cada una de tres fuentes de información analizadas.

Estadísticas de Bland Altman

En esta sección se incluyen los diagramas Bland-Altman para todos los datos referentes a la respiración extraídos del conjunto de sujetos sometidos a estudio. Las estadísticas de Bland-Altman, cuyos fundamentos han sido descritos en el Capítulo III, se calcularán para períodos de 60 segundos de cada medida. Para que se empleen en los algoritmos bloques de 60 segundos, es preciso segmentar la señal en períodos de 75 segundos.

Se representan en total 18000 puntos, correspondientes a 120 puntos (tasas calculadas cada 0.5 segundos en segmentos de 75 segundos de duración, con un enventanado de Hamming de 15 segundos) para cada uno de los 150 segmentos estudiados. Los segmentos seleccionados proceden de la población de 15 sujetos descrita en el Capítulo III, sometidos por prescripción médica a un test polisomnográfico. Los períodos analizados corresponden a fases de respiración normal, en ausencia de artefactos causados por movimientos, artefactos respiratorios o episodios de disfunciones respiratorias en cualquiera de sus manifestaciones.

La correlación existente entre las mediciones realizadas se presenta en la Figura 50 y en la Figura 53, donde se objetivan unas correlaciones positivas y estadísticamente diferentes de cero. Si se representan en un diagrama de dispersión en el eje de ordenadas las diferencias entre sendos procedimientos, y en el eje de abscisas el promedio de sendas mediciones, se obtienen la Figura 51 y en la Figura 54. En estas figuras se aprecia que muy pocas mediciones han concordado (diferencia igual a cero). Por el contrario, la mayoría de las veces el acelerómetro a proporcionado medidas cercanas a los otros sensores. Además, dicha gráfica permite objetivar que la discordancia se decrementa a medida que se

obtienen valores más elevados de la tasa respiratoria. Por lo tanto, las diferencias no son homogéneas a lo largo del eje horizontal.

La distribución de las diferencias se puede a su vez valorar realizando un histograma de las mismas (Figura 52 y Figura 55), donde se objetiva claramente que no predominan ni las diferencias positivas ni las negativas, mostrando por lo tanto cómo el sensor de aceleración no proporciona predominantemente más elevados o inferiores que los proporcionados por los otros dos métodos analizados.

Es evidente por lo tanto que la homogeneidad de las diferencias así como la magnitud de la misma, valida la utilización del sensor de aceleración para la medida de la tasa respiratoria en ausencia de artefactos respiratorios o causados por movimientos, o episodios de disfunciones respiratorias.

La Tabla XXIII muestra las estadísticas de Bland-Altman para el conjunto de datos. Se muestran la media y la desviación estándar de la diferencia entre los ratios respiratorios calculados con el acelerómetro, el termistor y la señal combinada procedente de las galgas de esfuerzos.

Sujeto	Acelerómetro vs. Flujo		Acelerómetro vs. Esfuerzos*	
	media	Desviación estándar	mean	Desviación estándar
P01	0.4775	2.2428	-0.0188	1.5367
P02	-0.0174	0.8019	0.0055	0.8356
P03	0.0605	0.8332	0.1620	1.2047
P04	-0.0214	0.5292	0.0513	0.6852
P05	-0.0193	0.6559	0.0051	0.5200
P06	0.0523	2.1104	0.2924	3.3280
P07	-0.0440	1.2634	-0.0347	1.9959
P08	0.0720	1.1600	-6.3510	7.0741
P09	0.0118	0.9648	-0.0158	3.4522
P10	0.0907	1.0279	0.0906	1.0578
P11	0.0575	0.5767	0.0436	0.4747
P12	-0.0750	0.4863	-0.1113	0.6048
P13	0.4320	1.7589	0.1705	1.2823
P14	-0.0015	1.1365	0.6893	2.1167
P15	3.8673	5.4765	2.9515	6.1920
Total	0.1638	1.5511	-0.5040	3.6379

* Señal combinada ERC de esfuerzos

Tabla XXIII. Estadísticas Bland Altman

Acelerómetro vs. Termistor

La tasa respiratoria medida a partir de la información proporcionada por el sensor de aceleración oscila entre +3.2659 r.p.m. y -2.9384 r.p.m. respecto de la tasa obtenida mediante la cánula nasal, con un 95% de confianza. La diferencia entre las tasas respiratorias calculadas con ambos métodos tiene una media de 0.1638 r.p.m. y una desviación estándar de 0.15511 r.p.m.

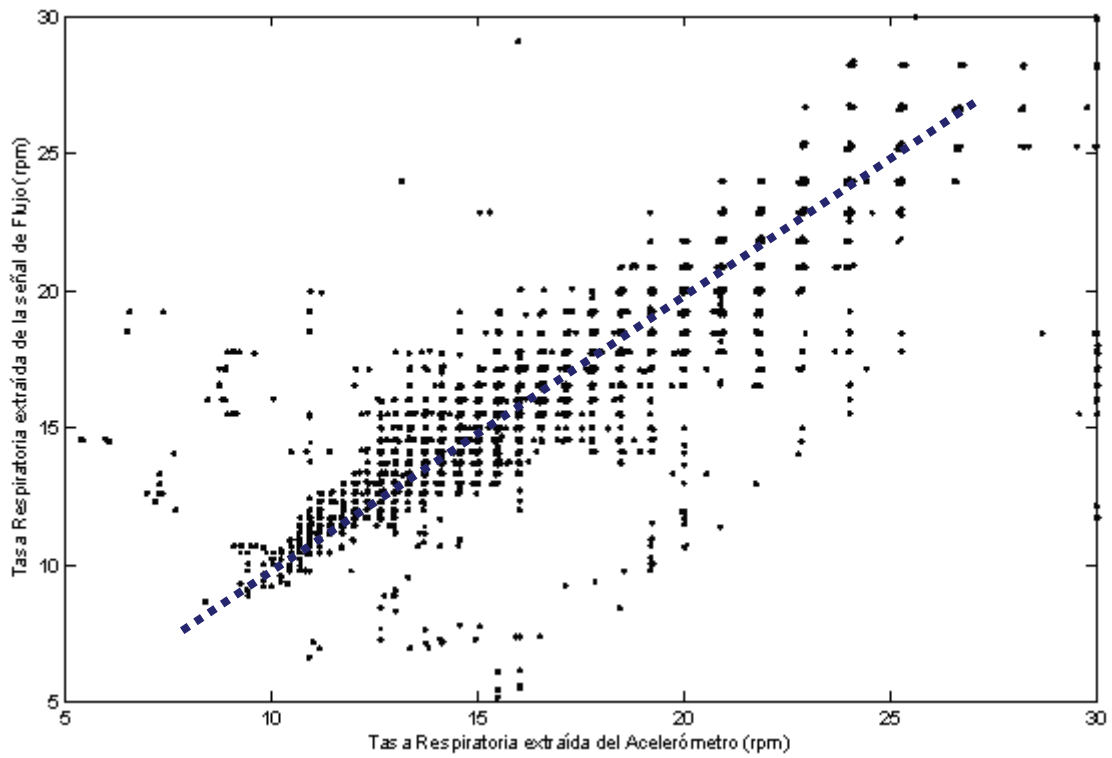


Figura 50. Diagrama Bland-Altman que representa la tasa respiratoria medida con el sensor de aceleración vs. el mismo parámetro valorado con el termistor.

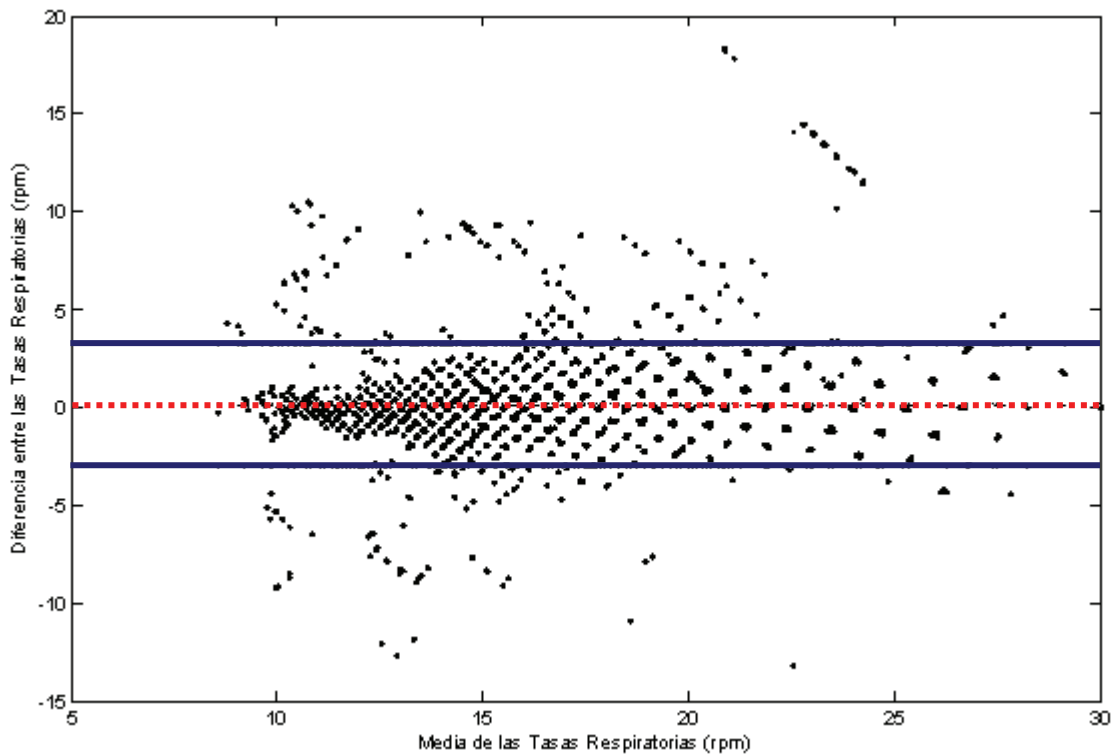


Figura 51. Diagrama Bland-Altman que representa la media de la tasa respiratoria medida con el acelerómetro y el termistor frente a la diferencia entre las tasas respiratorias calculadas con ambos sensores.

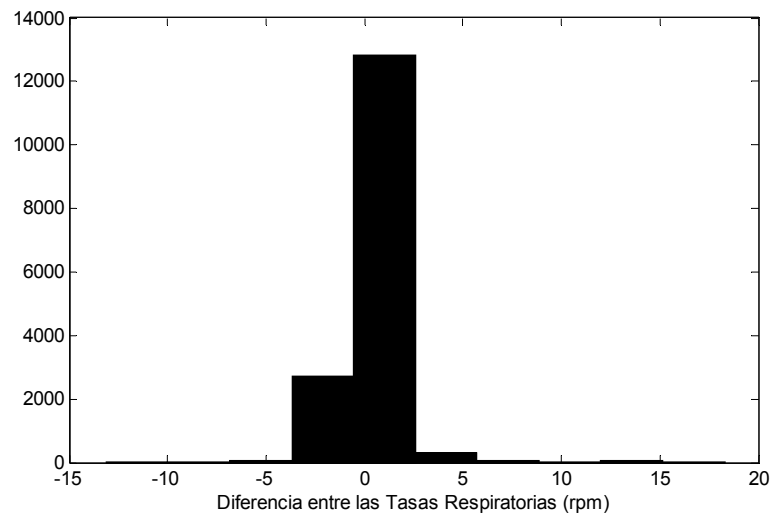


Figura 52. Histogramas con la distribución de las diferencias entre las tasas respiratorias calculadas con el acelerómetro y el sensor de flujo.

Acelerómetro vs. Galgas

La tasa respiratoria medida a partir de la información proporcionada por el sensor de aceleración oscila entre +6.7719 r.p.m. y -7.7799 r.p.m. respecto de la tasa obtenida mediante las galgas de esfuerzos, con un 95% de confianza.

La diferencia entre las tasas respiratorias calculadas con ambos métodos tiene una media de -0.5040 r.p.m. y una desviación estándar de 3.6379 r.p.m.

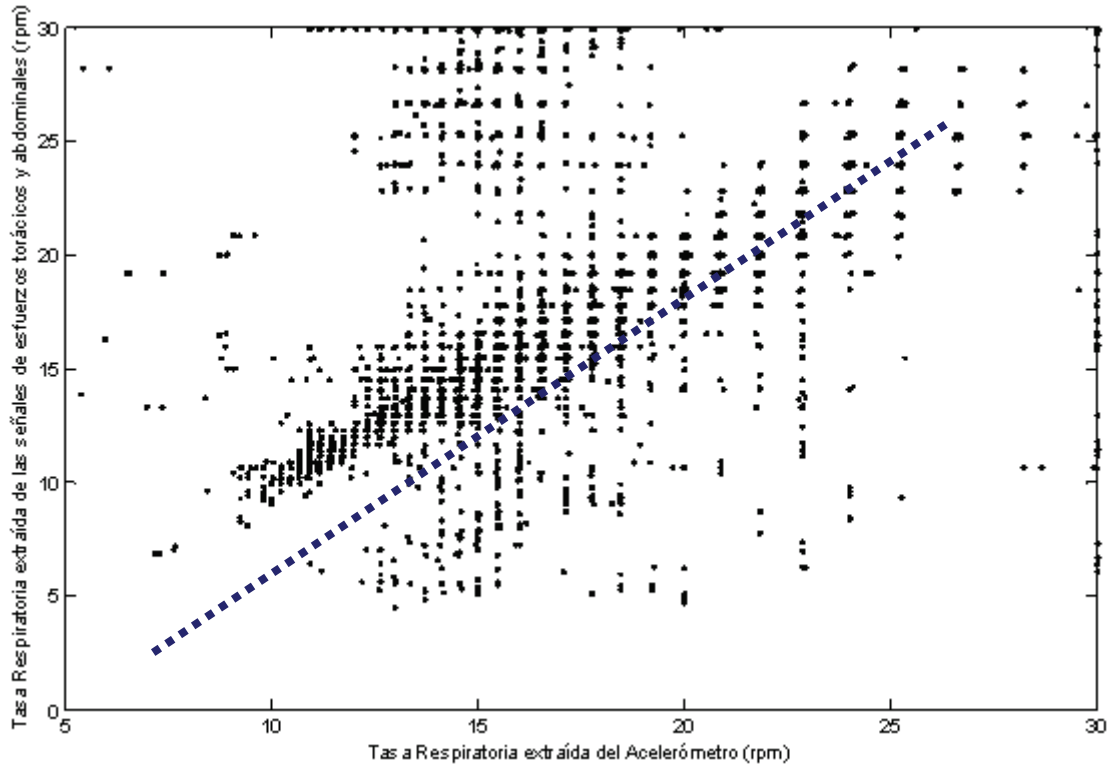


Figura 53. Diagrama Bland-Altman que representa la tasa respiratoria medida con el acelerómetro vs. el mismo parámetro medido con las galgas de esfuerzos

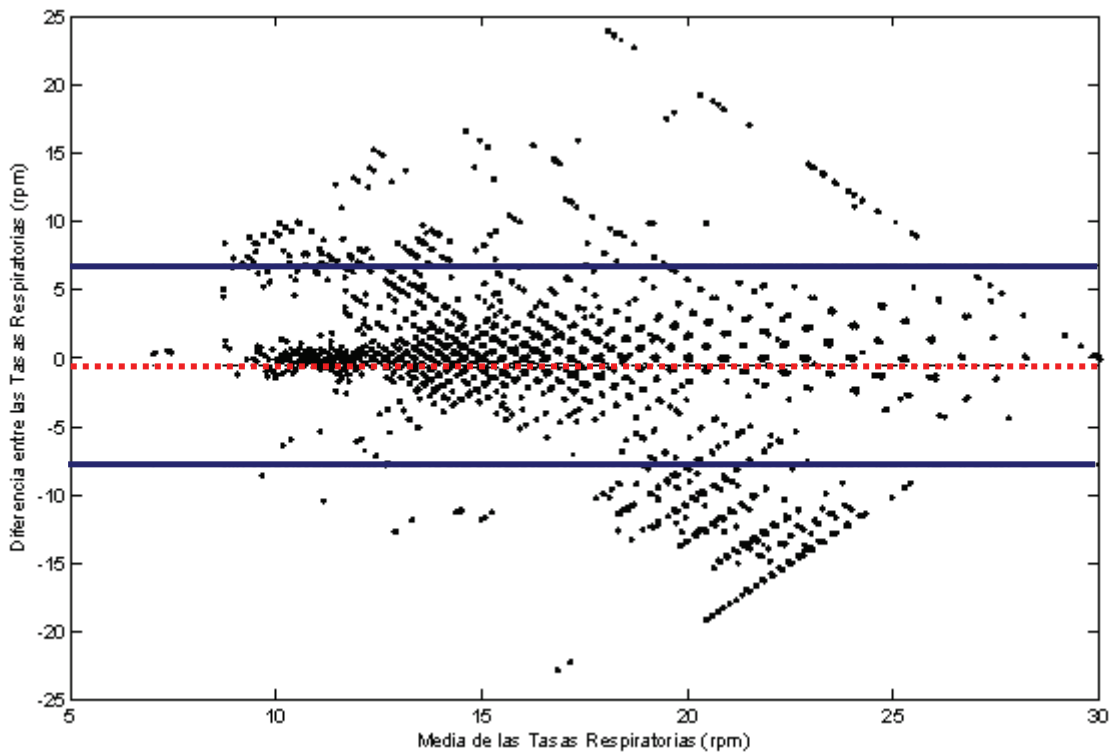


Figura 54. Diagrama Bland-Altman que representa la tasa respiratoria medida con el acelerómetro vs. el mismo parámetro medido con los sensores de esfuerzos torácicos y abdominales

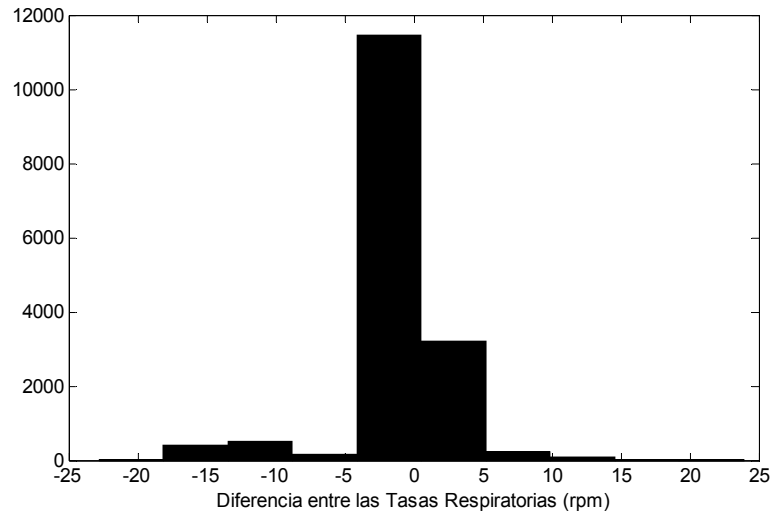


Figura 55. Histogramas con la distribución de las diferencias entre las tasas respiratorias calculadas con el acelerómetro y los sensores de esfuerzos.

4.2.2 Estudio de la relación S/N y su vinculación a factores fisiológicos

La relación Señal/Ruido (SNR) para la señal respiratoria se calculará a partir de la Densidad Espectral de Potencia de la señal de partida correspondiente.

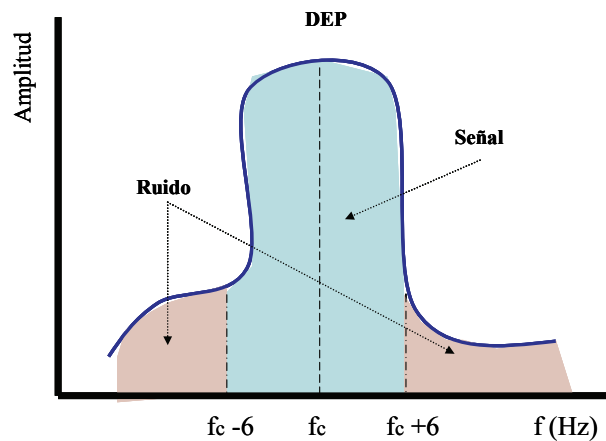


Figura 56. Espectro de Potencia y conceptos en la valoración de la relación SNR.

La tasa respiratoria media se determina a partir del punto máximo de la DEP (f_c). Se define como Potencia de la Señal a la potencia en la banda con centro en el máximo espectral y desviación ± 6 respiraciones por minuto ($\Delta f = f_c \pm 6$), como se aprecia en la Figura 56.

Toda la potencia fuera de esta banda, es denominada Potencia del Ruido, teniendo en cuenta que la tasa respiratoria mínima es de 0.1 respiraciones por minuto y la máxima de 30 respiraciones por minuto.

Se realizará un análisis estadístico empleando los tradicionales tests de correlación y varianza del parámetro SNR con los distintos índices morfológicos y de género de los sujetos: Edad, BMI, Altura, Peso y Diámetro del Cuello.

Para cada sujeto se ha calculado la relación señal ruido (SNR) correspondiente a cada registro, y se ha calculado la media de los distintos intervalos registrados. Los datos se muestran en la Tabla XXIV, donde se incluyen igualmente la relación SNR media y la desviación estándar para todos los sujetos.

Sujeto	Media [(SNR)*fs]
P01	15,1424
P02	35,8392
P03	3,3537
P04	42,7791
P05	20,0647
P06	0,3277
P07	1,5410
P08	13,3508
P09	1,9136
P10	-8,3024
P11	21,6879
P12	4,5100
P13	-7,0635
P14	6,3936
P15	4,0188
Media	10,3704
STD	14,6272

Tabla XXIV. Valor medio de la relación SNR para uno de los sujetos sometidos a estudio, normalizado por la frecuencia de muestreo.

A continuación se realiza un análisis de correlación del parámetro SNR con los distintos índices morfológicos y de género indicados en la Tabla XXI.

4.2.2.1 *Correlación y análisis de regresión simple y múltiple*

La Tabla XXV muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal simple para describir la relación entre SNR y cada una de las 5 variables independientes estudiadas. Los valores de los estadísticos R-cuadrado indican que los modelos aislados explican porcentajes inferiores al 7% de la variabilidad en el parámetro SNR. Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es mayor o igual a 0.01 en todos los casos, no existe relación estadísticamente significativa entre el parámetro SNR y cada uno de los índices morfológicos y de género por separado, para un nivel de confianza del 90% o superior.

La Tabla XXVI muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre SNR y las 5 variables independientes estudiadas. La ecuación del modelo ajustado es:

$$\begin{aligned} \text{SNR} = & -146,519 + 1,10426 * \text{Altura} + 1,00018 * \text{BMI} - 0,698341 * \\ & + \text{Cuello} + 0,320645 * \text{Edad} - 0,475121 * \text{Peso} \end{aligned} \quad (4.2.5)$$

Parámetro	Correlación entre la SNR en la respiración del acelerómetro y las distintas variables fisiológicas	
	R ²	p-valor
Edad	1,0701	0,7137
Peso	1,9870	0,6163
Altura	4,6188	0,4418
BMI	5,8163	0,3865
Cuello	6,4710	0,3602

Tabla XXV. Correlación estadística entre los parámetros morfológicos y la relación SNR medida en la banda respiratoria de la señal del acelerómetro.

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es mayor o igual a 0.1, no existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 90% o superior.

Parámetro	Estimación	Error estándar	Estadístico	
			T	P-Valor
CONSTANTE	-146,519	947,791	-0,15459	0,8806
Altura	1,10426	5,52518	0,19986	0,8460
BMI	1,00018	12,3912	0,0807166	0,9374
Cuello	-0,698341	0,774068	-0,90217	0,3905
Edad	0,320645	0,558449	0,57417	0,5799
Peso	-0,475121	4,26957	-0,111281	0,9138

Tabla XXVI. Análisis de regresión múltiple con SNR como variable dependiente.

La Tabla XXVII refleja los resultados del análisis de las varianzas. El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 16,0329% de la variabilidad en SNR. El estadístico R-cuadrado ajustado, que es más conveniente para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 0,0%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 16,7168. El error absoluto medio (MAE) de 10,0783 es el valor medio de los residuos. El estadístico Durbin-Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es superior a 0.05, no hay indicio de autocorrelación serial en los residuos.

Análisis de Varianza					
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
Modelo	480,234	5	96,0468	0,34	0,8739
Residuo	2515,07	9	279,452		
Total (Corr.)	2995,3	14			

Estadístico de Durbin-Watson = 1,57768 (P=0,2115)

Autocorrelación residual en Lag 1 = 0,153379

R²=0,160329

Error absoluto medio (MAE) =10,0783

Tabla XXVII. Análisis de la varianza.

El p-valor más alto en las variables independientes es 0,9374, perteneciendo a BMI y todos los p-valores son superiores a 0,10. Ello indica que aparentemente no existe relación estadísticamente significativa para un nivel de confianza del 90% o superior, entre la relación SNR y el resto de índices. Este estudio no se repetirá en la componente cardiaca y roncadora, y deberá ser corroborado con una muestra de población lo suficientemente representativa en cuanto a morfologías y géneros.

4.2.3 Aplicación a la ayuda a la detección del Síndrome de Apnea del Sueño

La detección de apneas a través del análisis de los sonidos y vibraciones traqueales es una aplicación básica que ya ha sido empleada con buen resultado tanto en adultos como en niños. La detección de eventos de apnea es un derivado normal de la estimación de la tasa respiratoria, calculada mediante el método propuesto en los puntos anteriores. Como se ha definido en este texto, una apnea es comúnmente reconocida por un cese temporal en la respiración, típicamente de al menos 10 segundos de duración. Pausas más largas pueden causar una caída en la cantidad de oxígeno en la sangre arterial, y por tanto pueden potencialmente causar daños permanentes a ciertos órganos, o en el caso extremo, la muerte.

A lo largo de los últimos años se han presentado diversos esquemas para la detección del SAHS y la estimación de la tasa respiratoria, empleando para ello diferentes métodos y medidas [170][171]. En la mayoría de los casos estas aproximaciones han estado basadas en un detector de máximos para el cálculo de la tasa respiratoria y por el empleo de umbrales fijos o adaptativos para el cálculo del número de eventos marcados por un descenso de la tasa respiratoria por debajo del umbral. Es objeto de este punto aplicar una variante de estas estrategias a la señal respiratoria proporcionada por el acelerómetro, calculando el número de eventos de apnea y el instante en el que se producen, y proporcionando por tanto información añadida para la valoración de los resultados por parte de los profesionales médicos competentes.

4.2.3.1 Modelado de la señal respiratoria

En la Figura 57 puede apreciarse una señal respiratoria típica, incluyendo una fase de respiración normal, con apnea y respiración con artefactos de movimiento. La respiración normal se caracteriza por la presencia de ciertos ritmos, y la presencia de un cierto nivel energético en la señal. La Apnea puede clasificarse con facilidad por la ausencia de energía y por la carencia de ritmo. La detección de artefactos en cambio puede ser más difícil.

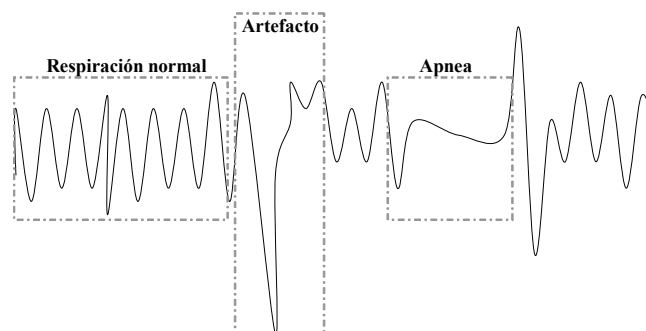


Figura 57. Una señal respiratoria típica con presencia de distintos fenómenos respiratorios

Los artefactos causados por movimientos se caracterizan por un rápido aumento en la amplitud de la señal seguida de una variación súbita del ritmo, mientras que los artefactos asociados con el ritmo cardíaco presentan habitualmente la misma energía que la señal respiratoria normal pero con un cambio abrupto en la tasa respiratoria.

Hasta la fecha, los investigadores se han centrado con insistencia en la búsqueda de algoritmos efectivos que permitan detectar fiablemente la apnea, con objeto de aplicarlos a la señal proporcionada por sensores para la medida directa de la respiración.

Se aplicará una variación de un algoritmo que combina el modelado de segundo orden autorregresivo de la señal respiratoria con un esquema de detección de paso por umbral, examinando su efectividad en un conjunto de señales respiratorias recogidas mediante el sistema basado en el sensor de aceleración en pacientes sometidos a tests polisomnográficos en la Unidad del Sueño del Centro Hospitalario ‘Puerta del Mar’ de Cádiz. Los resultados serán comparados con los obtenidos a partir de las señales respiratorias proporcionadas por el ‘Estándar de Oro’: flujo aéreo oronasal y esfuerzos torácico-abdominales.

La señal respiratoria puede modelarse a partir de un modelo autorregresivo de segundo orden, con la siguiente expresión:

$$x(n) = b_1 x(n-1) + b_2 x(n-2) + e(n) \quad (4.2.6)$$

donde $e(n)$ es la predicción del error y $\{b_1, b_2\}$ son los coeficientes del modelo AR, determinados a partir de una optimización de mínimos cuadrados (método de Burg). $e(n)$ tiene todas las características de un ruido blanco.

4.2.3.2 Parámetros para el análisis

A partir de los coeficientes obtenidos del modelado autorregresivo de segundo orden, es posible determinar la frecuencia dominante ($Frec_{AR}$) y la magnitud regular (Mag_{AR}) de la señal, según las expresiones siguientes:

$$Mag_{AR} = \sqrt{|a_1|^2 + |a_2|^2} \quad (4.2.7)$$

$$Frec_{AR} = \frac{f_s}{2\pi} \arctan\left(\frac{a_2}{a_1}\right) \quad (4.2.8)$$

donde f_s es la frecuencia de muestreo y a_1 y a_2 son las partes reales e imaginaria respectivamente de las raíces complejas conjugadas (véase Figura 58) del polinomio auxiliar construido con los coeficientes del modelo AR calculado $\{b_1, b_2\}$.

Para el análisis se empleó una frecuencia de muestreo de 8 Hz, obtenida en la señal de acelerometría por submuestreo de la señal original desde una tasa inicial de 8 KHz. Se seleccionó esta tasa con objeto de facilitar la comparativa con las señales de flujo y esfuerzos, programadas en el test de PSG a 8 muestras por segundo.

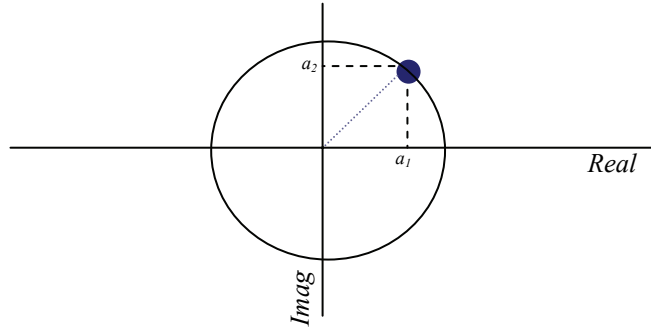


Figura 58. Raíces reales conjugadas del polinomio auxiliar construido con los coeficientes del modelo autorregresivo de segundo orden

Además de los parámetros anteriores, que proporcionan una primera aproximación de la tasa respiratoria basada en un modelo autorregresivo de segundo orden, se calcula la energía de la señal de cada segmento respiratorio $x(n)$, para un subconjunto de N muestras a partir de la expresión siguiente:

$$Energía = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^2 \tag{4.2.9}$$

La frecuencia respiratoria (FR) puede además determinarse a partir de 2 enfoques, basados en esquemas de detección de cruces por cero el primero y en la autocorrelación de la señal respiratoria el segundo. Se ha optado finalmente por el primero, que permite la definición de un umbral energético adaptativo basado en el cuadrado de la energía de la señal respiratoria. Este umbral es modificado con cierta frecuencia con objeto de superar la presencia de artefactos.

4.2.3.3 Detección automática de eventos de apnea

El algoritmo de base [172] cuya variante se aplica al presente estudio emplea el modelo autorregresivo (AR) y los conceptos detallados en el punto anterior para extraer la frecuencia dominante y su magnitud de cada segmento de señal respiratoria estudiado. Posteriormente estos parámetros se combinan con la energía y con la frecuencia respiratoria estimada mediante un detector de cruces por umbral para clasificar apropiadamente el estado respiratorio (Figura 59).



Figura 59. Parámetros de entrada y salida para el algoritmo de detección de eventos de apnea en la señal de acelerometría

El algoritmo clasificatorio se muestra en la Figura 60, donde se plasman de manera algorítmica las reglas empleadas por un experto durante el screening manual de los datos.

La señal resultante del procesamiento descrito, se segmenta en unidades respiratorias de 10 segundos de duración. Los umbrales energéticos $U_{energía}^{LO}$ y $U_{energía}^{HI}$ se obtienen automáticamente a partir de un 25% y un 75% respectivamente de la energía de la señal. La frecuencia respiratoria normal mínima para un ser humano se sitúa entre 0.1-0.3 Hz (F_{MIN}). El nivel basal empleado para calcular la frecuencia respiratoria se obtiene a partir de la raíz cuadrada de la energía de la señal. El número de cruces por este nivel basal permite detectar la tasa respiratoria.

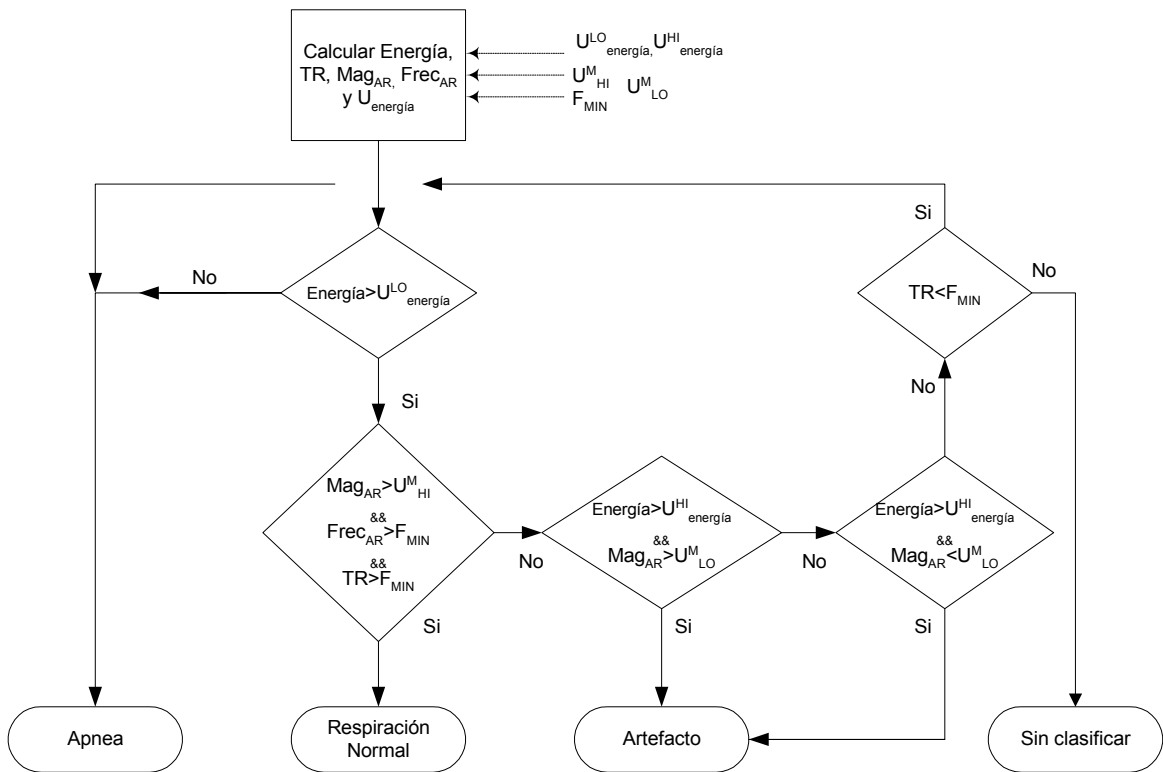


Figura 60. Algoritmo de detección de eventos de apnea en la señal de acelerometría.

Los estados detectados se resumen a continuación:

1. Un evento de apnea puede caracterizarse por un descenso energético por debajo cierto umbral o por el descenso de la tasa respiratoria por debajo de un nivel crítico.
2. La respiración normal se determina por la presencia de ritmos respiratorios regulares con un nivel energético moderado.
3. Los artefactos exhiben ritmos irregulares, tasas respiratorias muy elevadas o un contenido energético por encima de cierto umbral.

Mag_{AR} permite estimar la fiabilidad y precisión de la tasa respiratoria, tomando valores entre 0 (ritmos irregulares) y 1 (ritmos regulares, respiración normal). F_{MIN} se emplea como condición de seguridad, garantizando que la TR calculada se encuentre en un rango razonable (por encima de 0.1 Hz).

4.2.3.4 Resultados

Se presentan en este punto los resultados de aplicar el algoritmo propuesto para la detección de eventos apnéicos. Se examina la efectividad del algoritmo en un conjunto de señales respiratorias recogidas mediante el sistema basado en el sensor de aceleración en pacientes sometidos a tests polisomnográficos en la Unidad del Sueño del Centro Hospitalario ‘Puerta del Mar’ de Cádiz. Los resultados serán comparados con los obtenidos a partir de las señales respiratorias proporcionadas por el ‘Estándar de Oro’: flujo aéreo oronasal y esfuerzos torácico-abdominales.

El algoritmo está basado en el concepto de energía de la señal. La Figura 61 muestra la energía de la señal respiratoria extraída del acelerómetro para el registro completo de un sujeto.

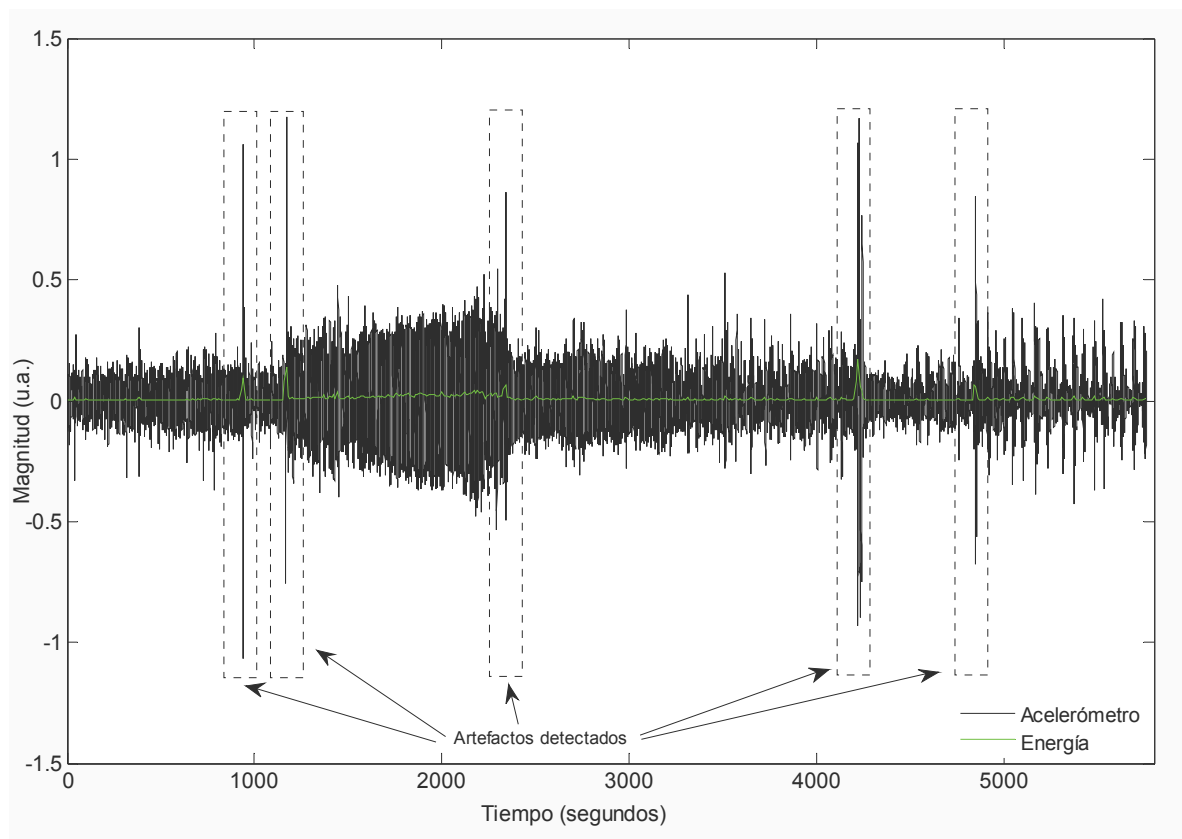


Figura 61. Energía de la señal respiratoria extraída del acelerómetro para el registro completo de un sujeto.

En la Figura 62, Figura 63, Figura 64, Figura 65, Figura 66 y en la Figura 67 se ilustran las señales registradas y sincronizadas para distintos episodios característicos de anomalías respiratorias.

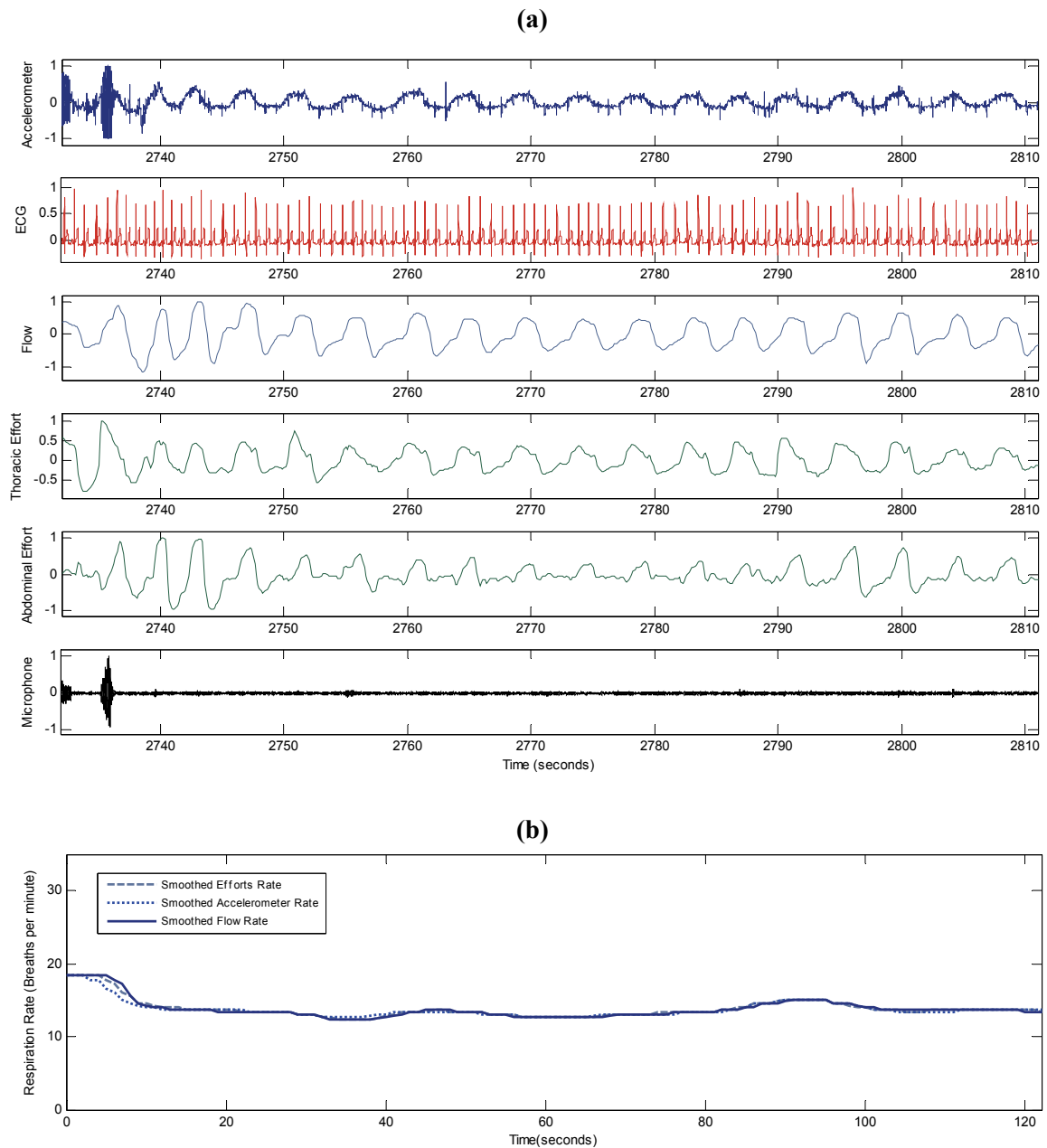


Figura 62. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Hypopnea Obstructiva. Paciente 26, Episodio nº27. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto.

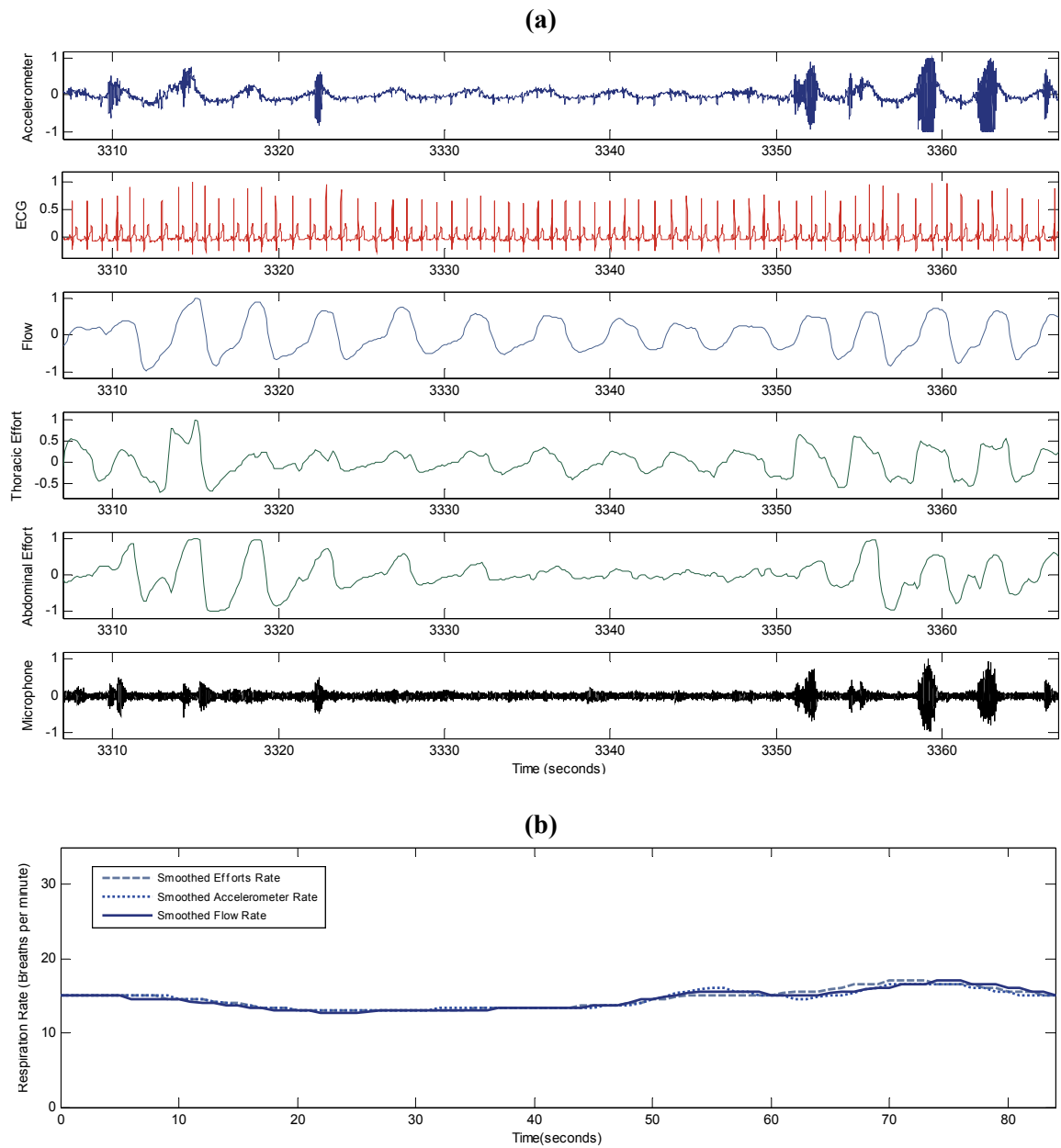


Figura 63. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Hypopnea Central. Paciente 26, Episodio nº35. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto.

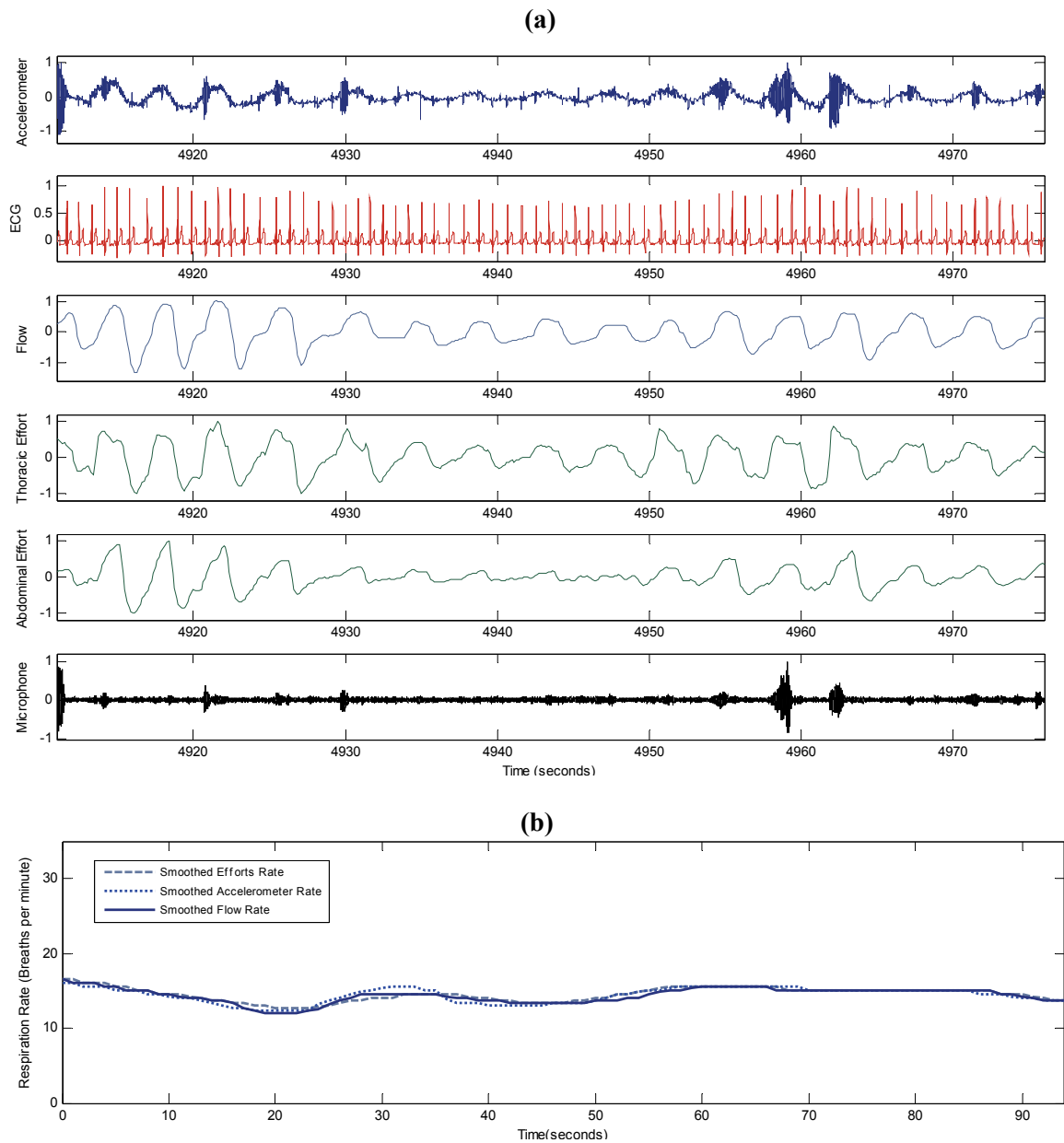


Figura 64. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Hypopnea Mixta. Paciente 26, Episodio nº62. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto.

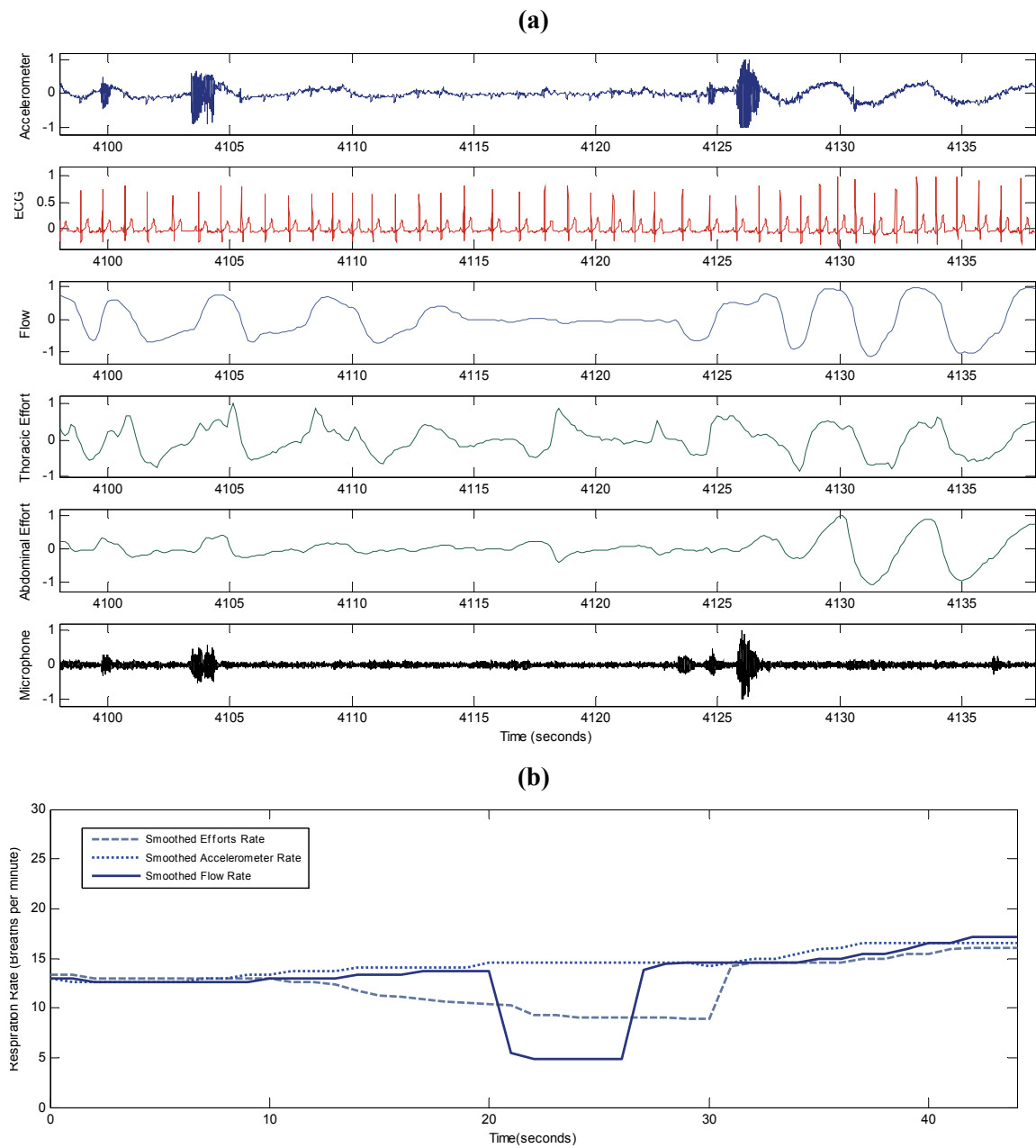


Figura 65. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Apnea Obstructiva. Paciente 26, Episodio n°51. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto

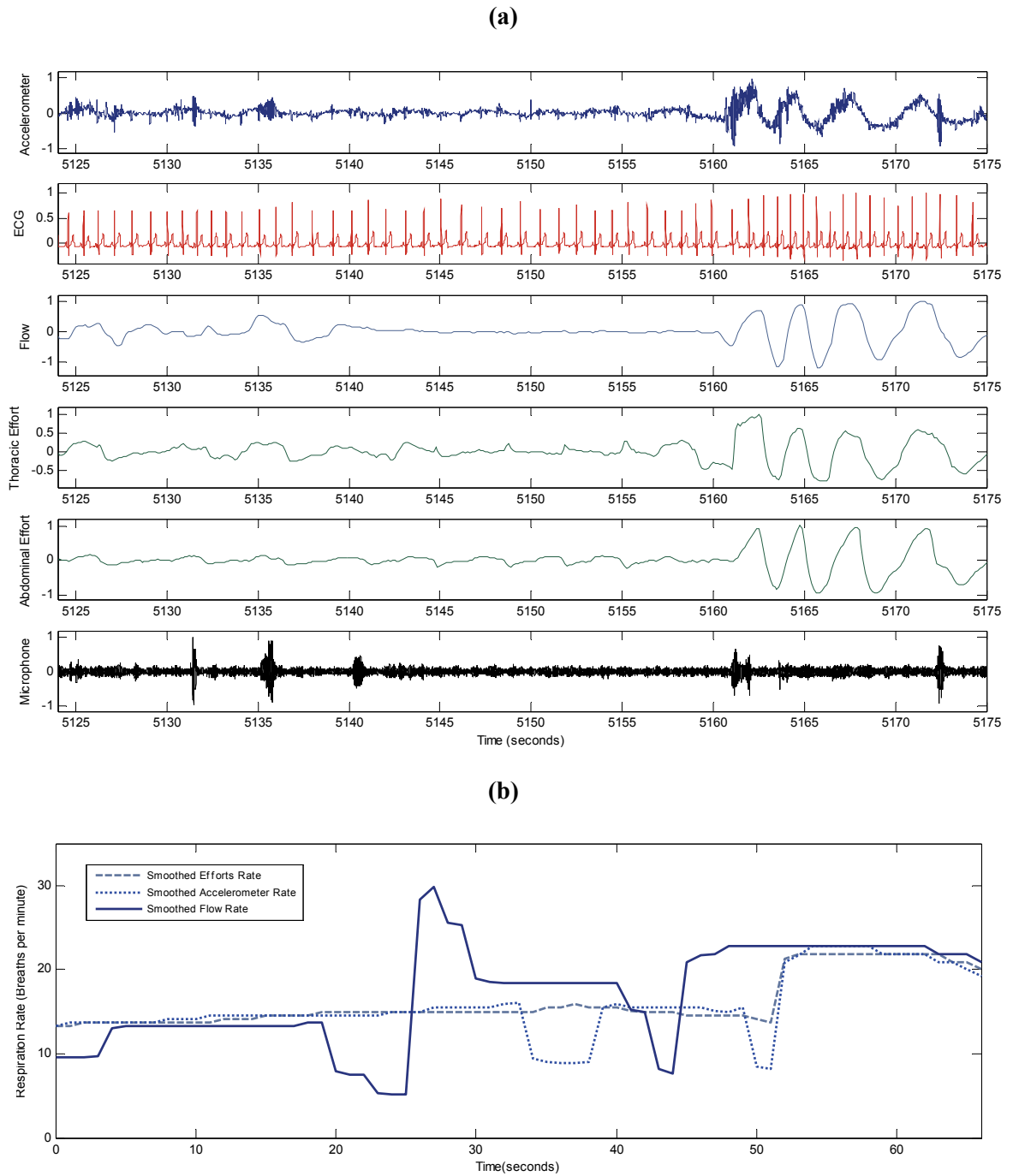


Figura 66. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Apnea Mixta. Paciente 26, Episodio nº65. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto

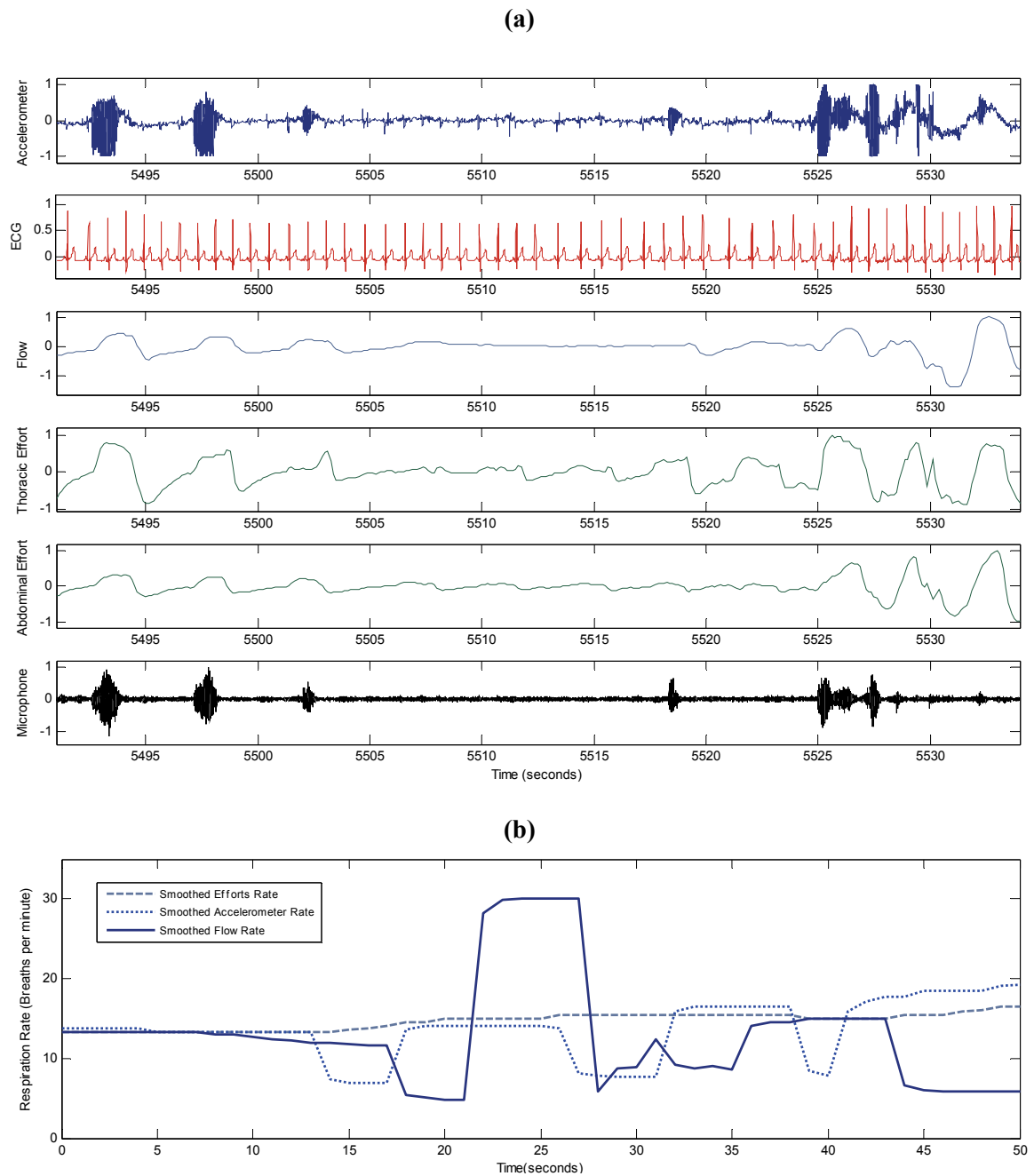


Figura 67. (a) Señal de acelerometría y señales polisomnográficas en un episodio de Apnea Central. Paciente 26, Episodio nº72. (b) Resultado del cálculo de la tasa respiratoria obtenida para la señal a partir del procesamiento propuesto.

Los resultados de la aplicación del algoritmo de clasificación a la señal respiratoria extraída del acelerómetro para los sujetos sometidos a estudio, se muestran en la Tabla XXVIII, donde se comparan los resultados con los obtenidos tras la aplicación del algoritmo a la señales respiratorias flujo aéreo oronasal revisada manualmente por los expertos de la unidad del sueño hospitalaria.

De los resultados se concluye que se detectaron con éxito un 85.6% de los eventos de apneas. Un 14% de los eventos de apnea no pudo ser detectado.

En el capítulo de eventos sin clasificar, el sistema propuesto obtuvo un porcentaje del 3,8% de eventos sin clasificar sobre el total de eventos analizados (incluyendo segmentos clasificados con respiración normal).

Para finalizar, el acelerómetro registró un 6,28% de artefactos, frente al 2,11% de anomalías caracterizadas a partir del termistor.

REVISIÓN MANUAL		ALGORITMO PROPUESTO	
Apneas detectadas	146	Apneas detectadas	125
		Apneas no detectadas	21
		Seg. sin clasificar	176
Artefactos	98	Artefactos	291

Tabla XXVIII. Resultados obtenidos mediante el algoritmo de clasificación y el screening manual realizado por un especialista.

4.3 Estudio de la componente cardiaca en el acelerómetro

4.3.1 Introducción

El estudio de la información relativa a la componente cardiaca contenida en el sensor de aceleración es de especial relevancia por su vinculación al diagnóstico del SAHS y a otros trastornos cardiorrespiratorios. La variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC) es el parámetro más empleado al respecto en el estado del arte, y será el que focalice este estudio.

Tradicionalmente, la variabilidad de la frecuencia cardiaca se ha obtenido de la serie temporal RR del ECG. No se ha abordado hasta donde se conoce, la obtención de la señal de VFC a partir de la señal de aceleración captada por un sensor en la superficie de la piel.

En este punto se mostrarán los resultados de la aplicación de los métodos actuales y tradicionales de procesamiento de la señal cardiaca, y por analogía, los de la aplicación de sus variantes propuestas a la señal procedente del acelerómetro, con objeto de extraer de éste la máxima información útil.

Se detallan las técnicas y los algoritmos aplicados para cada uno de los dos estudios fundamentales desempeñados en relación a la actividad cardiaca:

- 1) Estudio de los parámetros extraídos de la señal de variabilidad cardiaca: análisis estadístico
- 2) Aplicación específica de la variabilidad a la apnea del sueño mediante el algoritmo aportado

Todas las técnicas anteriores se aplican a las señales captadas en pacientes registrados con el procedimiento tradicional (electrodos ECG de la PSG) y a las señales procedentes del sensor de aceleración. El fin último es la comprobación de la validez del procedimiento presentado como método alternativo, como herramienta de cálculo de los distintos parámetros relacionados con la variabilidad cardiaca, fundamentales para el diagnóstico del SAHS.

El análisis y los resultados relativos al procesamiento de la componente cardiaca, se presentan con la estructura que sigue:

- 1) Captación de la señal cardiaca y requisitos en la etapa de captación
- 2) Preprocesado
- 3) Métodos de detección de crestas R y sus análogos en la señal de acelerometría
- 4) Postprocesado:
 - Eliminación de artefactos, componentes ectópicas, y procesos específicos de filtrado
 - Eliminación de la tendencia, para extraer la componente estacionaria, por medio de la Teoría de la Regularización
 - Remuestreo de la señal VFC no uniformemente muestreada
- 5) Procesado de la señal de variabilidad y extracción de características

- Mediante métodos de análisis en el dominio del tiempo: análisis estadístico
- Mediante métodos de análisis en el dominio de la frecuencia: análisis estadístico
- Mediante métodos de análisis no lineales: análisis estadístico

4.3.2 Procesado de la señal ECG

4.3.2.1 Captación de la señal cardíaca

Requisitos en la etapa de captación

La primera consideración a tener en cuenta en el cálculo de la variabilidad cardíaca es la obtención del registro de la propia señal electrocardiográfica. Los procedimientos más habituales para su obtención están basados en el empleo de electrocardiógrafos o grabadoras Holter. La frecuencia de muestreo que emplean estos dispositivos oscila entre los 100 Hz y 1 KHz, siendo éste un factor que condiciona de forma evidente la precisión en la determinación de la posición de los latidos, y en consecuencia de la serie RR que conduce a la VFC.

El problema de la elección de una frecuencia de muestreo óptima para la determinación de la secuencia RR no está aclarado suficientemente en la literatura y es evidente que esta frecuencia afecta a los índices que se deducen del análisis de la variabilidad. Para localizar las crestas R de la señal cardíaca, se han publicado [174] algunos estándares voluntarios, satisfactorios en términos de relación señal/ruido, rechazo a modo común, ancho de banda,...

Del estudio de la literatura se deduce que emplear frecuencias de muestreo por debajo de 200 Hz conduce a resultados que pueden distorsionar los parámetros obtenidos a partir de la VFC, tanto los derivados del empleo de técnicas en el dominio temporal como los que resultan del estudio en el dominio de la frecuencia, especialmente en las frecuencias altas [175] (aparición de jitter en la estimación de los puntos R, que alteran el espectro considerablemente,...). Por el contrario, el muestreo a una tasa muy superior no añade información útil aparente [176].

La frecuencia de muestreo debe ser en consecuencia seleccionada apropiadamente [177]. Suele establecerse como rango óptimo el comprendido entre las frecuencias de 250–500 Hz. Si no se dispone de instrumentos capaces de alcanzar estas tasas, será necesario recurrir a técnicas de interpolación (e.g. parabólica o cúbica) para afinar en la localización de las crestas R [111]. Algunas fuentes señalan que con una interpolación adecuada, incluso señales muestreadas a 100 Hz pueden ser válidas [175].

La señal electrocardiográfica registrada en el Hospital presenta una tasa de muestreo ordinaria de 256 muestras. Excepcionalmente, algunos registros se adquieren a 128 muestras por segundo. En ambos casos se ha interpolado a una tasa superior de 1024 muestras por segundos, mediante interpolación cúbica por splines. Esta técnica es sin duda la de uso más extendido, y sus bases se detallan matemáticamente en [180].

La serie RR

Una observación de los sucesivos latidos en un electrocardiograma superficial conduce a aseverar que:

- La morfología del ECG varía latido a latido
- La separación temporal entre latidos varía

La segunda observación sirve de base para el estudio de la variabilidad el ritmo cardíaco. Es conocido desde hace mucho [173][174] que el corazón no se comporta como un oscilador periódico sino que su ritmo está modulado. Cualquier persona sabe que al realizar un ejercicio su ritmo cardíaco se acelera y que durante períodos de reposo el ritmo es bajo. No tan conocido es el hecho que el ritmo cardíaco varía latido a latido.

En la Figura 68 se ilustra el proceso general, que será detallado en esta sección, para la generación de una serie RR válida.



Figura 68. Procesado general de la señal ECG y de la señal de aceleración para la obtención de la serie RR libre de errores

La medida de la serie RR no es más que la serie temporal que indica el intervalo entre QRS sucesivos obtenidos a partir de un registro electrocardiográfico y es el punto de partida para todo análisis de la variabilidad del ritmo cardíaco (Figura 69).

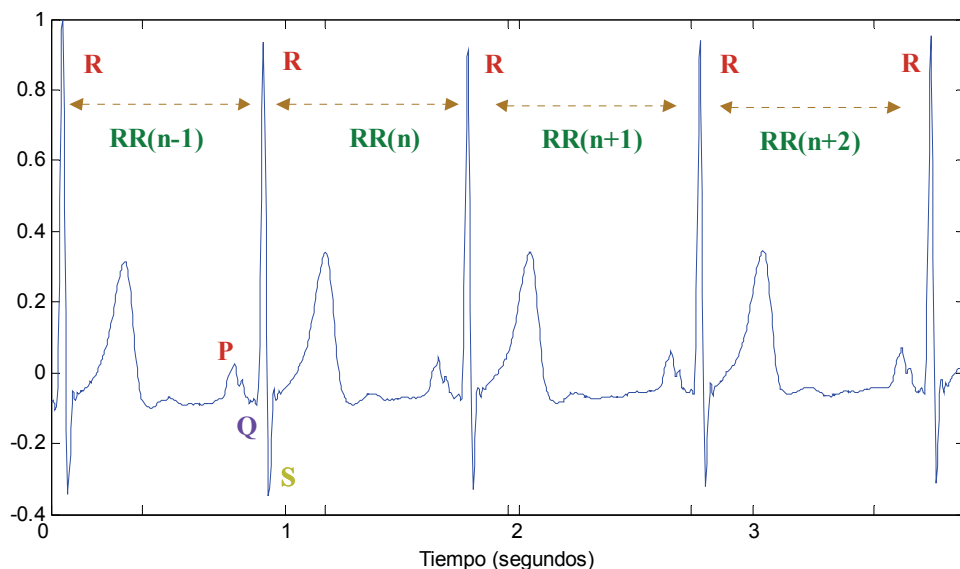


Figura 69. La Serie RR (k) construida a partir de un registro electrocardiográfico recogido en la Unidad del Sueño

4.3.2.2 Preprocesado

Tras la captación de la señal cardíaca, es preciso aplicar un preprocesado específico con objeto de preparar la señal para la posterior etapa de detección. Este preprocesado, cuyas etapas se identifican en la Figura 69, se detalla a continuación.

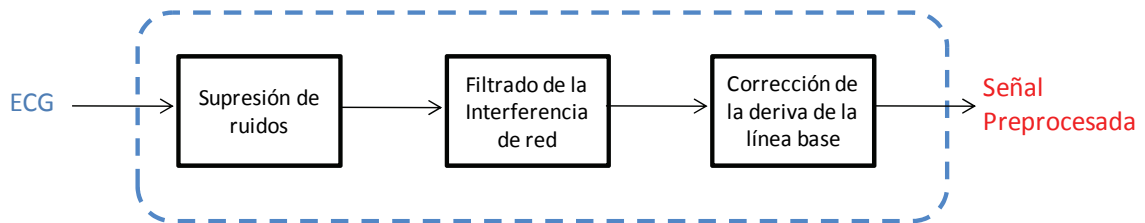


Figura 70. Preprocesado de la señal electrocardiográfica

Ruidos en la etapa de amplificación

Debido al bajo nivel de la señal electrocardiográfica, es preciso amplificarla. Es por ello por lo que se hace necesario considerar distintos factores que pueden dar lugar a señales de ruido que interfieren con la señal deseada:

- Ruido provocado por el contacto entre el electrodo y la piel del paciente
- Acoplamiento con el paciente, y entre los conductores y el equipo
- Cargas electrostáticas
- Fuente de alimentación, rizado,...
- Ruido generado por los propios componentes
- Ruido generado por EMG

Todos estos aspectos son puntos a destacar en el desarrollo de la etapa de amplificación. En la actualidad, los modernos sistemas electrónicos empleados previenen y corrigen si es necesario los efectos de estos ruidos, mediante guardas, blindajes y etapas de filtrado analógico.

Interferencia de red

En ocasiones, en la señal electrocardiográfica registrada en la unidad del sueño aparece la superposición de una interferencia debido a la señal de la red, como se muestra en la Figura 71-izda.

Para reducir su efecto, se emplean una serie de técnicas basadas principalmente en el diseño de filtros digitales. Por ejemplo, se pueden utilizar filtros rechazo de banda centrados a la frecuencia de la interferencia (50 Hz) y con un ancho de banda lo suficientemente estrecho como para no afectar al resto de componentes de la señal. En efecto, en la Figura 71-dcha se puede observar un fragmento del espectro de la señal anterior con un pico situado aproximadamente a la frecuencia de dicha interferencia.

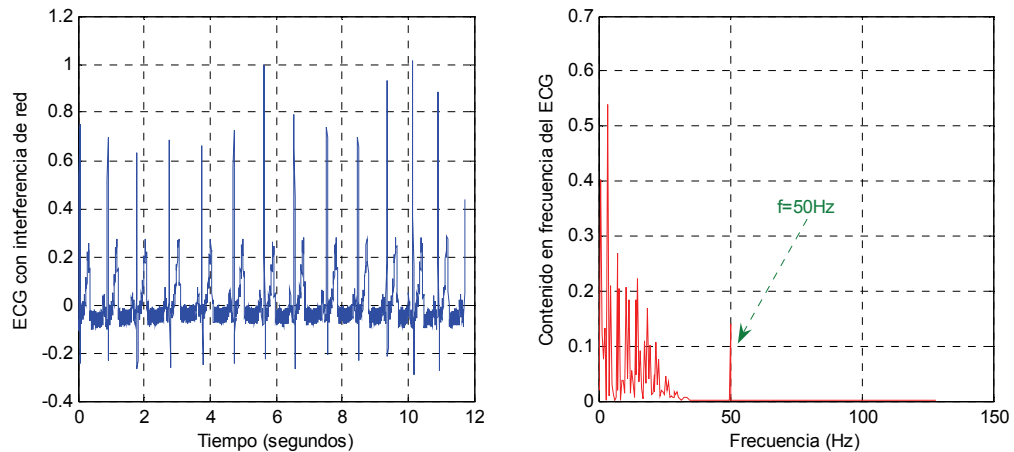


Figura 71. Electrocardiograma con interferencia de red. Respuesta temporal (izda.), y respuesta en frecuencia (dcha.).

La solución anterior es generalmente muy costosa desde un punto de vista computacional. En [179] se describe un método para reducir la interferencia de red en el dominio del tiempo utilizando un filtro Notch con los parámetros adecuados. El filtrado Notch presenta algunos inconvenientes. La frecuencia de red oscila en torno a 50 Hz por lo que puede que no se consiga eliminar con un filtrado tan selectivo (pueden permanecer armónicos). Para ello se emplean filtros adaptativos más complejos, como el descrito en [181].

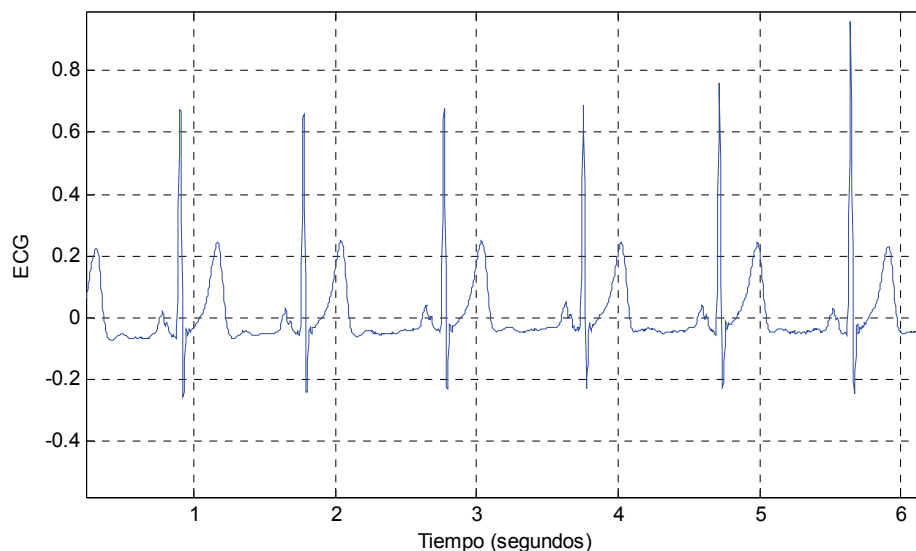


Figura 72. Señal electrocardiográfica procedente de los registros de la Unidad del Sueño.

Las señales recogidas con el equipo de Polisomnografía en la Unidad del Sueño del Centro Hospitalario están sometidas a un filtrado hardware y software para la eliminación del ruido interferente eléctrico (Figura 72). No es necesario por tanto el filtrado previo de la señal obtenida.

Deriva de línea base

Es común en la práctica que puedan producirse variaciones de la línea base de la señal ECG a causa de múltiples factores:

- Cambios en la impedancia de los electrodos.
- Movimiento del paciente durante la adquisición.
- Artefactos respiratorios, que inducen a cambios en la amplitud de la señal cardiaca.

La valoración y la corrección de la línea basal constituyen un paso fundamental en el análisis del ECG. Para la estimación de la deriva de la línea base de una señal ECG, han sido desarrollados gran variedad de filtros y técnicas de corrección. Debido a la variabilidad de la frecuencia de esta fuente interferente, situada en el rango de 0 a 0.5Hz, ninguno de estos métodos proporciona una solución universal al problema, debido a la dificultad que se deriva de la necesidad de no distorsionar los complejos PQRST, pero algunos operan de forma eficiente facilitando la posterior detección QRS [182].

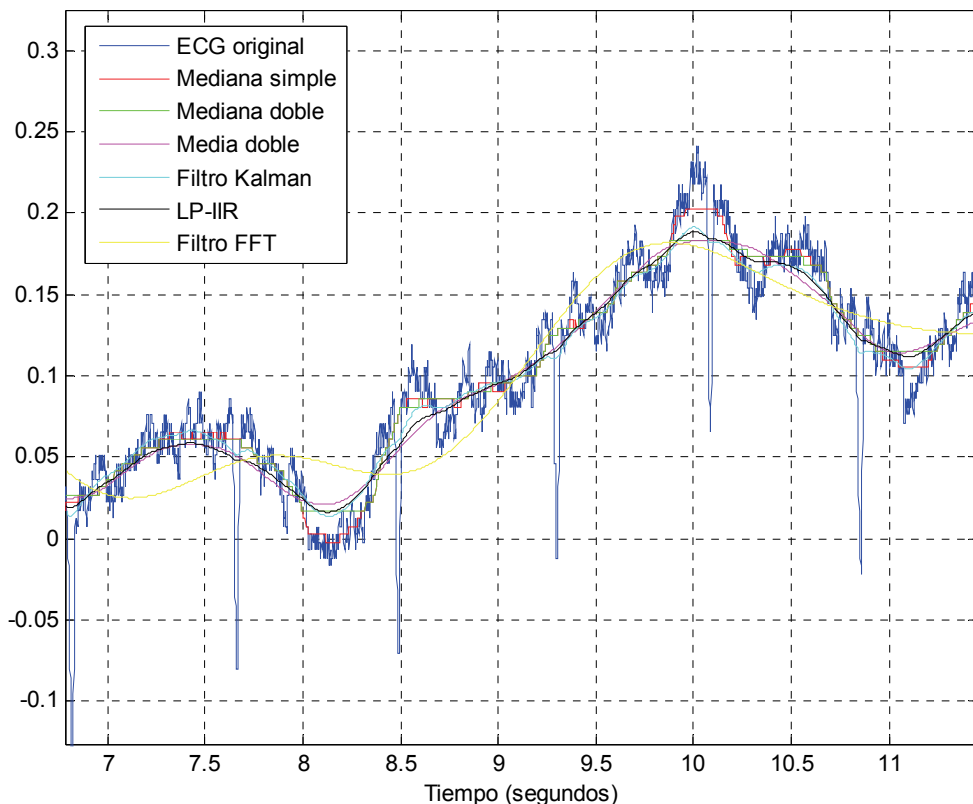


Figura 73. Resultados de la aplicación de los principales métodos de eliminación de la deriva basal a una señal ECG.

En la literatura pueden encontrarse métodos basados en el empleo de filtros clásicos, filtros adaptativos, aproximación mediante funciones y/o filtros variantes en el tiempo, materializados en filtros LP de primer orden (zero-phase), filtros BP usando filtrado FFT, filtros de media móvil o mediana en una o dos etapas, filtros de Kalman de primer orden, filtros HP de fase lineal, filtrado mediante interpolación cúbica,...

Algunas de estas técnicas producen distorsiones lineales que afectan en mayor medida a los segmentos ST. En [183], y tras un estudio comparativo entre distintos métodos de reducción de las variaciones de la línea base de una señal electrocardiográfica, se concluye que para interferencias de baja frecuencia el método que ofrece mejores resultados es el basado en splines cúbicos, y para interferencias de alta frecuencia el filtrado adaptativo.

En la Figura 73 se representan los resultados de la aplicación de los principales métodos a una señal ECG con deriva en la basal. Por eficiencia computacional, se ha optado por la aplicación de un filtrado FFT con frecuencia superior de corte de 0.67 Hz (se cumplen las recomendaciones AHA para el filtrado de señales ECG fijadas en [184]) para eliminar la componente basal de la señal electrocardiográfica.

Los resultados de la aplicación de este filtrado a un segmento de señal ECG procedente de un paciente sometido a una PSG, se muestran en la Figura 74.

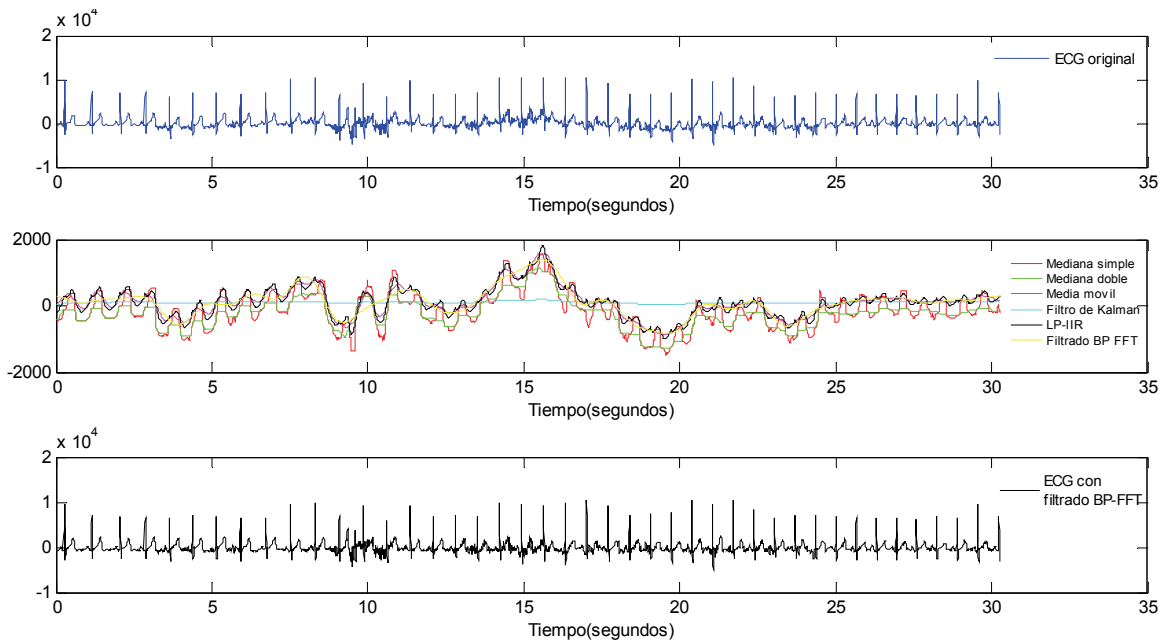


Figura 74. Aplicación de los distintos criterios detallados para la eliminación de la línea basal electrocardiográfica a un registro real de la Unidad del Sueño Hospitalaria.

4.3.2.3 Detección de crestas R

En el caso de la señal electrocardiográfica, el detector de QRS es el punto crítico en la medida de la serie RR y se basa en la misma descripción del complejo para detectarlo: el complejo QRS es una onda de gran amplitud y con transiciones bruscas.

El complejo QRS puede emplearse como base para la determinación automatizada de la tasa cardíaca, o como herramienta para la clasificación del ciclo cardíaco, y a menudo se emplea en algoritmos de compresión de datos del ECG. Por ello, la detección QRS supone el paso fundamental en todos los métodos de análisis automatizados del ECG, constituyendo un tema amplio de investigación durante más de 30 años. La evolución de los algoritmos claramente refleja los grandes avances en la tecnología. Mientras que en los primeros años la carga computacional determinó la complejidad y por lo tanto la eficiencia de los algoritmos, hoy día la eficiencia de la detección es el objetivo principal de desarrollo. La carga computacional se hace menos importante, siendo la única excepción de esta tendencia probablemente el desarrollo de algoritmos de detección QRS para dispositivos alimentados por baterías, como ocurre en este estudio.

En la década de los 90, multitud de algoritmos han sido propuestos para la detección QRS:

- Algoritmos que emplean redes neuronales [186][187][188] [189].
- Algoritmos genéticos [190].
- Transformadas Wavelet y bancos de filtros [191][192][193].
- Heurísticos, basados en transformaciones no lineales [194][195][196].

Para la extracción de los puntos R de la señal ECG, y la construcción de la serie RR se han estudiado diferentes alternativas, aunque finalmente se ha optado por el algoritmo clásico de Pan-Tompkins. Los detalles pueden encontrarse en [197].

En la Figura 75 se aprecian los resultados parciales y totales de la aplicación de las diferentes etapas de filtrado a un segmento de 5 minutos de la señal electrocardiográfica, para un paciente internado en la Unidad del Sueño Hospitalaria. Se representa la señal de entrada y la salida de cada una de las 5 etapas de filtrado que componen la técnica.

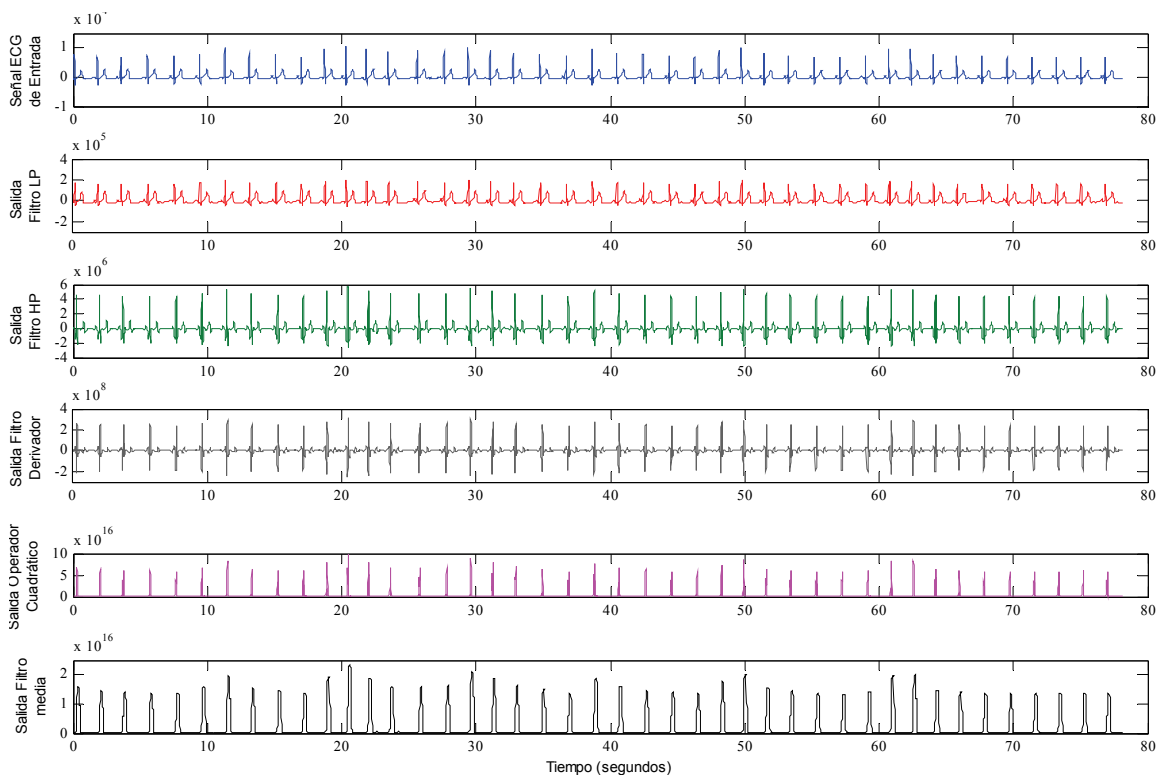


Figura 75. Algoritmo de Pan-Tompkins: etapas de filtrado aplicadas a un segmento de un ECG

4.3.3 Procesado de la señal cardiaca en el acelerómetro

4.3.3.1 Captación de la señal cardiaca

Requisitos propuestos en la etapa de captación

Aunque de naturaleza diferente a la señal eléctrica del ECG, la proporcionada por el sensor de aceleración está claramente sometida a los mismos condicionantes al respecto de la tasa de muestreo. Las señales se adquirieron originalmente con una tasa de 8192 muestras por segundo. Ello supone que los condicionantes anteriores están superados. Por eficiencia de cómputo se optó por submuestrear la señal a 1024 muestras por segundo.

La serie RR

Como se ha detallado con anterioridad, se plantea el objetivo de la reconstrucción de la serie RR a partir de los intervalos entre puntos situados en la misma posición relativa en las vibraciones originadas por el bombeo sanguíneo en la posición de ubicación del acelerómetro. Será necesario superar la dispersión temporal de las vibraciones en comparación con la onda R. Para ello, los algoritmos basados en la detección de las crestas R, han sido reformulados para la localización de los puntos de interés en la señal acelerométrica.

4.3.3.2 Preprocesado

Se propone el preprocesado ilustrado en la Figura 76 para la señal captada por el sensor de aceleración. Se expone a continuación la justificación de la estructura diferencial respecto del preprocesado aplicado a la señal ECG.

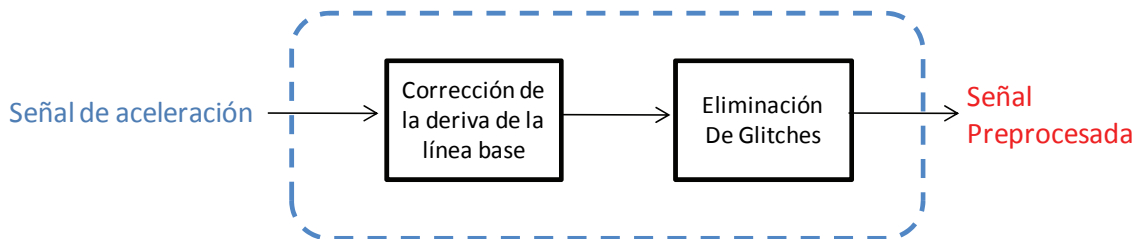


Figura 76. Etapas de preprocesado de la señal de aceleración

Ruidos en la etapa de amplificación

Aunque la naturaleza de la señal captada por el sensor de aceleración es en origen mecánica y no eléctrica, la salida del transductor puede verse ocasionalmente afectada por una o más de estas componentes interferentes. El sensor empleado en este estudio, de tipo TEDS, contiene los elementos necesarios para la corrección de estos efectos.

Interferencia de red

Al igual que ocurre en el caso del ECG, para las señales recogidas por el sensor de aceleración, no es necesario ningún filtrado previo para la eliminación de componentes interferentes de red.

Deriva de línea base

La eliminación de la deriva basal en el **acelerómetro** es una tarea crucial, ya que está conformada básicamente por la **componente respiratoria**. La eliminación de esta componente base de grandes registros, puede resultar complicada debido a que el espectro del ruido a menudo se solapa con el espectro de la señal cardiaca [185].

Se ha seleccionado el filtro FFT con frecuencia de corte $f_c=0.67$ Hz detallado en el punto anterior. La justificación para el empleo de este filtrado se sostiene en dos pilares:

1. La distorsión que produce no altera la localización de las crestas, y por tanto no alteran las series RR, objetivo ultimo del procesado de la señal cardiaca en nuestro caso.
2. Eficiencia computacional en el calculo de la FFT frente a filtros adaptativos o convencionales de alto orden.

La Figura 77 muestra los resultados equivalentes para un segmento de la señal de acelerometría. Se aprecia claramente como la deriva (componente respiratoria) desaparece con la aplicación del procedimiento de filtrado.

El filtrado en frecuencia (fft, ifft) en la banda $[0,0.67]$ Hz, aunque lógicamente no permitirá la reconstrucción de los complejos QRS a partir de la señal de aceleración (estos no existen en la señal vibratoria registrada), y puesto que este estudio está enfocado al calculo de la variabilidad cardiaca, posibilitará la detección de las crestas R (latidos).

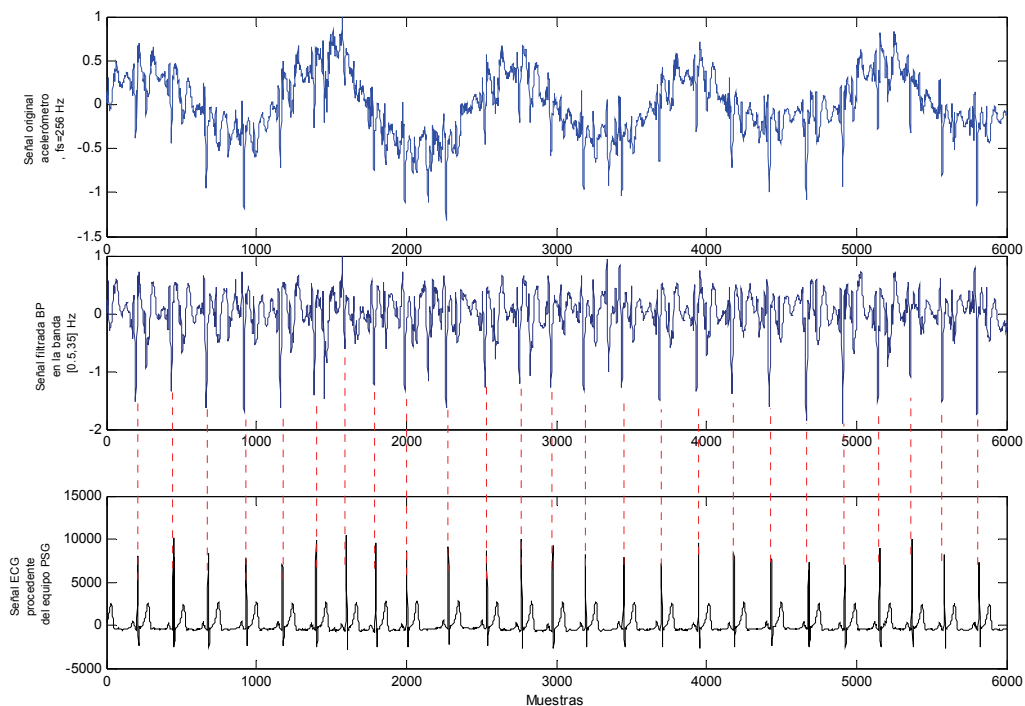


Figura 77. Filtrado FFT con $f_c=0.67$ Hz aplicado con objeto de eliminar la componente basal de la señal cardiaca contenida en el acelerómetro.

Glitches

En la señal de aceleración, se aplicará con última etapa de preprocesado, es necesaria una técnica de eliminación de glitches o sonidos erróneos contenidos en la señal original. Se empleará la revisada en la sección anterior.

4.3.3.3 Detección de latidos

La reconstrucción íntegra del complejo QRS a partir de la señal de aceleración, al contrario de lo que ocurre con la señal electrocardiográfica, es netamente imposible. En cambio, la determinación de las crestas equivalentes a los puntos R de la señal ECG se presenta como una tarea factible y novedosa, de la que no se encuentran referencias en la literatura. La señal percibida en el sensor tiene una naturaleza vibratoria muy parecida a la de la fonocardiografía, por lo que la detección de las crestas en esta señal vibratoria, equivalentes a los máximos R presentes en el ECG pero con un retraso del orden de 15ms, exige disponer de algoritmos exactos para estimar su posición. Esto resulta difícil debido a la dispersión temporal de las vibraciones sonidos en comparación con la onda R.

Se han estudiado alternativas basadas en la determinación del punto de máxima energía aunque finalmente se ha optado por adaptar el algoritmo clásico de Pan-Tompkins, de gran utilidad en la detección en plataformas en tiempo real.

El método de Pan y Tompkins para la detección de estos complejos comprende dos etapas fundamentalmente. La primera de ellas se refiere al filtrado de la señal de entrada, cuya aplicación a la señal de acelerometría ha mostrado ser altamente efectiva. La otra es la etapa de detección de los picos de la señal filtrada. Evidentemente se emplea únicamente una variante de la parte que afecta a la determinación de las crestas R.

El método desarrollado por Pan y Tompkins utiliza, en lo relativo al filtrado en frecuencia, las siguientes etapas:

- Un filtro pasa banda (realizado con un filtro pasa bajos con frecuencia de corte en 20Hz y un filtro pasa altos con frecuencia de corte en 8Hz), para reducir el ruido y las señales interferentes fuera de la banda de frecuencias de interés.
- Un derivador que enfatiza las pendientes de la onda R en el caso del ECG o su equivalente de naturaleza vibratoria en el caso del acelerómetro.
- Un bloque que eleva al cuadrado a la señal de salida del derivador, para aumentar aún más las altas frecuencias de la señal de interés.
- Un filtro de media móvil.

En la Figura 78 se ilustra el algoritmo programado en Simulink® para la detección.

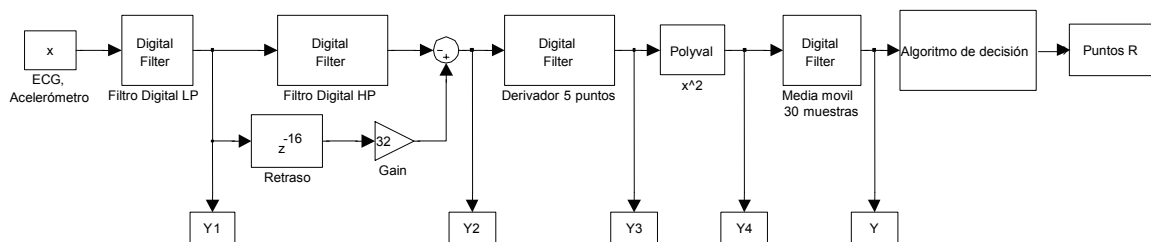


Figura 78. Modelado *Simulink* para el algoritmo de Pan y Tompkins

Una vez procesada la señal del acelerómetro mediante el mencionado algoritmo se procede a la detección de los máximos equivalentes a las crestas R. La detección de picos consta de las siguientes etapas:

- Búsqueda del primer punto de la señal filtrada que supere el umbral de detección. En caso de que no se encuentre dicho punto dentro de un tiempo equivalente a dos veces el periodo cardiaco promedio, se realiza una re-búsqueda, utilizando un umbral mínimo.
- Búsqueda del máximo absoluto en una ventana de la señal filtrada establecida a partir del punto donde se supera el umbral.
- Determinación del pico R en la señal de ECG o del máximo energético en el caso de la señal vibratoria. Una vez detectado el máximo en la señal filtrada, se la afecta por los retardos introducidos por los filtros, para obtener así el punto correspondiente al pico R de la señal cardiaca original, y al equivalente mecánico, que se produce con un retraso del orden de 15ms respecto del anterior.
- Actualización del salto. Se realiza después de cada detección de un latido y se calcula el salto como el 39% de la raíz cuadrada de un intervalo RR.
- Actualización del umbral. Se realiza después de cada detección de pico. La actualización del umbral mínimo se realiza una vez cada 80 pulsaciones como la suma del 75% del umbral mínimo estimado y el 25% del umbral mínimo anterior.

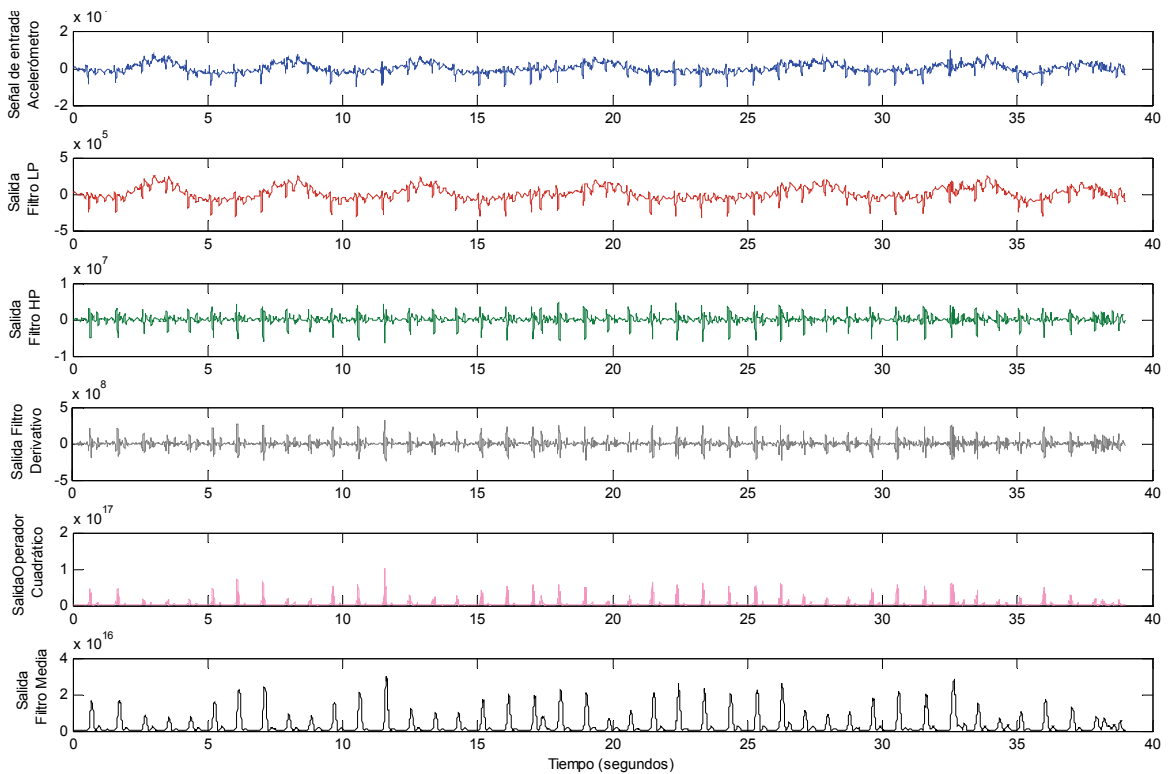


Figura 79. Algoritmo de Pan-Tompkins: etapas de filtrado aplicadas a una señal de acelerometría

En la Figura 79 se aprecian los resultados parciales y totales de la aplicación de las diferentes etapas de filtrado a un segmento de 5 minutos de la señal proporcionada por el sensor de aceleración para uno de los pacientes. Se representa la señal de entrada y la salida de cada una de las 5 etapas de filtrado que componen la técnica. Se aprecia claramente como quedan acentuados los intervalos de mayor energía de la señal, que se corresponden con los latidos a identificar. Ello hace factible la posterior identificación mediante un algoritmo basado en umbrales adaptativos.

La Figura 80 se ilustra el proceso de detección en la señal de acelerometría, mediante el empleo la técnica de Pan-Tompkins y las correspondientes etapas de preprocesado detalladas, para una *época* registrada correspondiente al sujeto P04.

La Tabla XXIX recoge de forma comparativa las estadísticas relativas a la eficiencia en la detección de crestas. *MAN* hace referencia al número de latidos calculados de forma manual mediante el recorrido visual de cada registro de la señal ECG. *AUTO*, para cada sensor, se refiere al número de latidos calculado mediante los algoritmos de detección y corrección descritos y aplicados. *%ERR* describe el porcentaje de error en la detección, inducido a partir de los dos datos anteriores. Es de resaltar que tasas de error en la detección de pulsos en el acelerómetro superiores al 15% han supuesto la invalidación del registro correspondiente para su posterior análisis (segmentos marcados en color rojo).

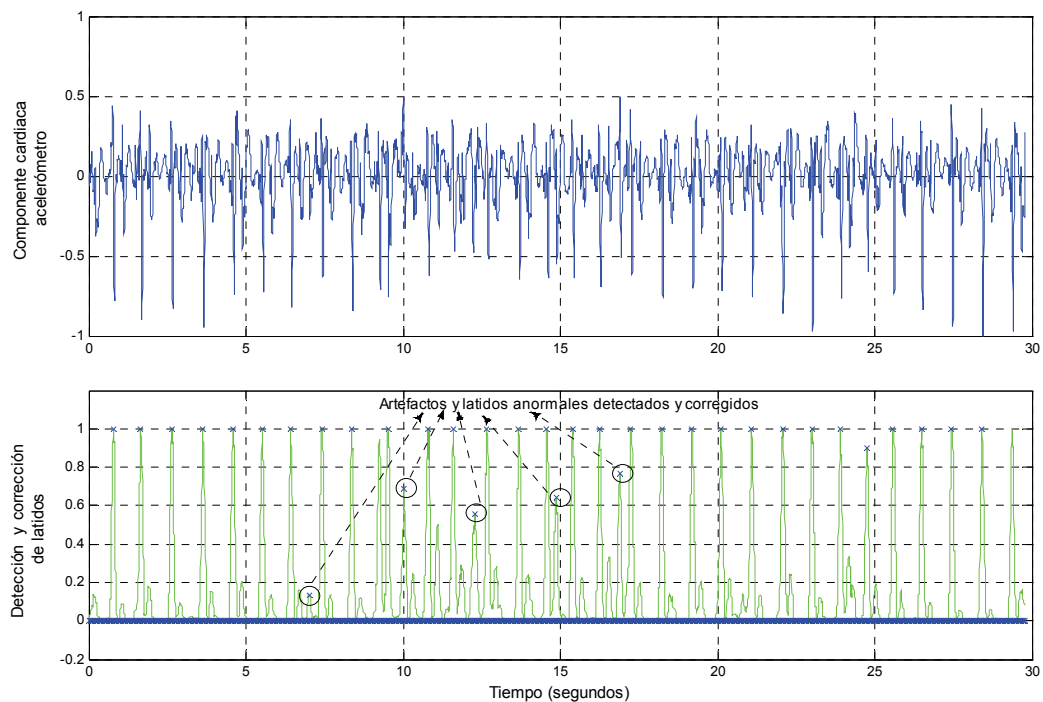


Figura 80. Detección de crestas R en la señal de acelerometría, y detección/corrección de artefactos y latidos anómalos.

Segmento	ECG			Acelerómetro		
	MAN	AUTO	%ERR	MAN	AUTO	%ERR
1	336	336	0,0%	339	337	0,6%
2	345	345	0,0%	343	340	0,9%
3	344	344	0,0%	338	327	3,3%
4	340	340	0,0%	386	142	63,2%
5	337	337	0,0%	333	328	1,5%
6	338	335	0,9%	335	328	2,1%
7	344	344	0,0%	344	342	0,6%
8	354	354	0,0%	353	330	6,5%
9	357	357	0,0%	351	345	1,7%
10	344	344	0,0%	338	2	99,4%
11	339	334	1,5%	806	2	99,8%
12	336	329	2,1%	374	24	93,6%
13	317	315	0,6%	311	298	4,2%
14	323	320	0,9%	322	307	4,7%
15	328	326	0,6%	314	293	6,7%
16	327	316	3,4%	321	310	3,4%
17	336	332	1,2%	427	2	99,5%
18	343	342	0,3%	371	244	34,2%
19	337	327	3,0%	320	294	8,1%
20	488	446	8,6%	488	446	8,6%
21	514	467	9,1%	514	467	9,1%
22	524	472	9,9%	524	472	9,9%
23	729	708	2,9%	729	708	2,9%
24	430	387	10,0%	430	387	10,0%
25	413	363	12,1%	413	363	12,1%
26	619	581	6,1%	619	581	6,1%
27	1292	1251	3,2%	1292	1251	3,2%
28	93	91	2,2%	93	91	2,2%
29	360	346	3,9%	360	346	3,9%
30	278	258	7,2%	278	258	7,2%

Tabla XXIX. Datos Estadísticos relativos a la eficiencia en la detección de crestas R mediante los algoritmos propuestos aplicados a las señales ECG y Acelerometría

4.3.4 Postprocesado

Errores en la detección pueden dar lugar a una combinación de falsos positivos y negativos que pueden deteriorar completamente la información que se desea medir. Se hace por tanto necesario establecer ciertos mecanismos de filtrado que reduzcan influencia de los errores lastrados desde el algoritmo de detección en la señal de variabilidad cardíaca. **En el caso de la señal de aceleración, esta etapa es crítica.**

Hay consenso en la literatura acerca de este asunto. El ruido y los artefactos por movimientos deberían ser eliminados. Sin embargo, no existe unanimidad en referencia a la inclusión o eliminación de latidos ectópicos. Si se incluyen los latidos ectópicos, las estadísticas básicas y la periodicidad de la señal pueden verse alteradas. En cambio si se excluyen, se introducen discontinuidades en el registro, lo que induce efectos en el espectro.

Se revisan a continuación las técnicas empleadas para el filtrado y eliminación de artefactos, ruido y latidos ectópicos. Toda la literatura es referente a los complejos QRS derivados de la señal eléctrica ECG, y no se han encontrado referencias que aborden la corrección de errores en series que provienen de una señal de origen mecánico o vibratorio. No obstante, como se demostrará, los algoritmos de filtrado son aplicables a la serie RR (se empleará en adelante la misma notación que para la señal eléctrica) generada a partir de la señal de acelerometría registrada. Se detallan igualmente las etapas de eliminación de la tendencia y el remuestreo para generar una serie de latidos normales (NN) uniformemente muestreada. La Figura 81 detalla las etapas de procesado que serán tratadas a continuación de forma individual.

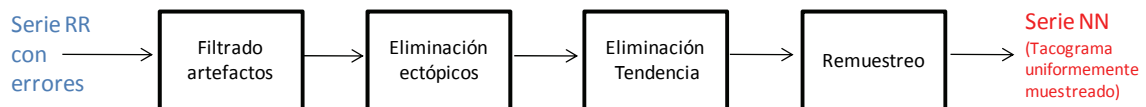


Figura 81. Etapas de postprocesado de la serie RR resultante del proceso de detección

4.3.4.1 *Filtrado de artefactos*

Ninguno de los algoritmos de detección y clasificación de latidos implementados en los analizadores Holter y en los sistemas de monitorización de pacientes disponibles en el mercado, es capaz de realizar una correcta detección y clasificación de latidos, y en consecuencia es capaz de generar una señal de VFC válida para el posterior análisis. Entre los errores más comunes cometidos por este tipo de sistemas están:

- Pérdida de latidos debido a complejos QRS de baja amplitud.
- Latidos extra correspondientes a ondas T anormalmente altas.
- Clasificación como latidos normales de otro tipo de latidos (ectópicos supraventriculares, por ejemplo).
- Perdida o incorrecta clasificación de latidos normales debido a la presencia de ruido.

Algunos trabajos previos indican que para el análisis espectral de la FC se recomienda la revisión manual de los registros [198]. Por el contrario, determinados índices en el dominio del tiempo se muestran más robustos. Descartada la continua revisión manual de los registros, parece evidente que es necesario algún tipo de postprocesado sobre la señal de frecuencia cardíaca instantánea obtenida por el sistema de detección. Se trata de aplicar una clasificación de latidos que elimine en lo posible los errores cometidos haciendo innecesaria la revisión manual de la señal de las señales por parte del médico. De entre los métodos usados actualmente destacan los filtros de Malik [199][200][201] y Sapovnikov, siendo estos últimos los seleccionados para su aplicación.

Filtros de Sapovnikov

En [202] se incide en el análisis de los filtros de Sapovnikov concluyendo el autor que el descrito en la Figura 82 es el que mejores resultados ofrece, indicando que este algoritmo ha sido probado sobre un grupo de 3 registros conteniendo cerca de 1000 artefactos, consiguiendo detectar correctamente la mayoría de ellos (en torno a un 92 %). Será este el algoritmo empleado para el filtrado de ruidos y artefactos en la señal VFC.

<p>Filtro 8 desde $i=2$ hasta n</p> <p style="padding-left: 40px;">$FC(i)$ es aceptada si</p> <p style="padding-left: 80px;">$abs(FC(i) - Mi) < U$</p> <p style="text-align: center;">ó</p> <p style="padding-left: 80px;">$abs(FC(i) - FC(L)) < U < U$</p>
--

Figura 82. Filtro '8' de Sapovnikov.

4.3.4.2 *Latidos ectópicos*

Los latidos ectópicos pueden ser de causa fisiológica y su efecto básico sobre la señal de variabilidad se plasma en la respuesta en frecuencia de ésta. Sin importar su causa, es necesario eliminarlos o corregirlos con anterioridad al análisis de la señal Variabilidad del Ritmo Cardíaco o los resultados obtenidos no tendrán validez para el análisis clínico.

En el caso de la señal de acelerometría es posible encontrar sonidos o vibraciones secundarias al latido fundamental. Son artefactos reflejos de las contracciones ectópicas, y su tratamiento se aborda mediante las mismas técnicas.

Debido a determinadas patologías o trastornos en la conducción del estímulo, la morfología de los latidos puede afectarse, así como su posición temporal. Estos ritmos cardíacos anormales son los que se conocen como arritmias y no pueden incluirse dentro de los estudios de VFC. En el proceso de captación aparecen otros factores que conducen a resultados erróneos en el análisis, y entre ellos se encuentran: la pérdida de señal por soltarse un electrodo, elevados niveles de ruido que dificultan la correcta detección de los puntos de interés, errores propios de los detectores o espigas de marcapasos. Todos estos falsos latidos o ritmos anormales, que conducen a resultados erróneos en los análisis de la VFC, son los que se conocen como latidos ectópicos.

Reportados en la literatura se encuentran algoritmos para la corrección de latidos ectópicos [203][204]. Por lo general trabajan sobre la señal ECG y corrigen la posición temporal del latido afectando los dos intervalos RR asociados él. La detección de la posición de los latidos ectópicos se puede realizar basándose en la morfología de los latidos (clasificación del complejo QRS en normal o anormal) o en la duración del intervalo RR [205][206].

Puesto que para la señal de aceleración no se dispone del complejo QRS, será esta última opción la empleada. Además tiene la ventaja de necesitar menor capacidad de almacenamiento y es la más utilizada en los análisis de la VFC en los que solamente se requiere la información contenida en la posición de los latidos y no es su morfología.

Algoritmo

Las diferentes estrategias de filtrado [207] de ectópicos convergen en la realización de uno o más de las siguientes acciones:

- **Borrado.** Eliminan los intervalos RR anterior y posterior asociados a cada latido ectópico.

- **Interpolación lineal.** Interpolan linealmente el intervalo de tiempo entre el último y siguiente latido normal.
- **Interpolación con splines cúbicos.** Interpolan con splines cúbicos el intervalo de tiempo entre el último y siguiente latido normal.
- **Interpolación predictiva no lineal.** Crean una secuencia de latidos formada por M_1 intervalos RR anteriores a los del latido ectópico, B intervalos y M_2 intervalos posteriores a los del latido ectópico. Los valores de los M_1 y M_2 intervalos son conocidos y los de los B intervalos serán determinados por el algoritmo. Estos algoritmos se comportan muy bien cuando la cantidad de ectópicos es reducida, pero a medida que estos aumentan baja mucho su desempeño. Ésto está dado en gran medida porque al aumentar la cantidad de ectópicos se hace más difícil encontrar B intervalos adecuados para la corrección. No se recomienda para el acelerómetro.
- **Modelo IPFM:** Basándose en el método de recuperación de la VFC mediante filtrado paso bajo y el modelo IPFM corrigen la posición del latido ectópico. Este algoritmo tiene un alto costo computacional (iterativo).

En base a lo anterior, se ha desarrollado para su aplicación a los registros de acelerometría un algoritmo basado en la eliminación de los latidos anteriores y posteriores a un ectópico detectado, procediendo posteriormente a una interpolación lineal de un nuevo latido añadido.

4.3.4.3 *Latidos no detectados*

En contraposición al punto anterior, es posible que el algoritmo de detección de crestas no detecte correctamente alguno de los latidos que se producen durante el experimento. Este hecho se manifiesta en una distancia anormalmente alta entre puntos R. En este estudio se ha optado por proceder mediante interpolación lineal para añadir un latido si se cumple:

$$RR_i > 1.6 RR_{i-1} \quad (4.3.1)$$

4.3.4.4 *Eliminación de la tendencia, para extraer la componente estacionaria, por medio de la Teoría de la Regularización*

Una vez que se ha determinado (de forma independiente a su origen (ECG o acelerómetro)) la serie temporal RR, se puede comprobar que en la mayoría de las ocasiones, por su naturaleza no estacionaria, incluye una componente basal interferente a baja frecuencia, que distorsiona los resultados del análisis de la señal tanto en el tiempo como en la frecuencia. En la literatura inglesa, esta componente se conoce como “Trend” (‘Tendencia’) y al proceso que consiste en su eliminación, ‘Detrending’. La traducción al castellano no es trivial, por lo que mantendremos en este texto el uso del anglicismo.

El proceso de “detrending” está basado normalmente en modelos polinómicos de primer o más alto orden. En este estudio se empleará el procedimiento conocido como “Smoothness priors”, y detallado en [208]. Se ha seleccionado por su eficiencia, por su fácil implantación (Figura 83), y por el hecho de que su respuesta en frecuencia es ajustable por medio de un único parámetro (*lambda*).

```

1. T = length(z);
2. lambda = 10;
3. I = speye(T);
4. D2 = spdiags(ones(T-2,1)*[1 -2 1],[0:2],T-2,T);
5. z_stat = (I-inv(I+lambda^2*D2'*D2))*z;

```

Figura 83. Código Matlab para la operación de ‘detrending’ [209].

4.3.4.5 Remuestreo de la señal VFC no uniformemente muestreada

Como resultado de las anteriores etapas, se dispondrá en este punto de una serie temporal estacionaria, que denominaremos FC no equiespaciada, formada por una serie de pares de valores de la forma:

$$FC^{NEQ} = (T(i); F(i)); i = 1, \dots, N \quad (4.3.2)$$

siendo N el número de latidos del registro analizado. Sobre esta serie se pueden realizar distintas medidas en el dominio temporal así como medidas tendentes a analizar el posible comportamiento no lineal o caótico de la FC del paciente. El problema surge al tratar de analizar la señal de FC en el dominio de la frecuencia. En la actualidad, la gran mayoría de investigadores optan por realizar algún tipo de interpolación tendente a obtener una señal de FC muestreada a una frecuencia fija. Sobre esa señal se podrían aplicar las técnicas habituales para la obtención del espectro (FFT, técnicas autorregresivas o distribuciones tiempo-frecuencia).

Berger et al [209] tras un extenso estudio sobre la necesidad de interpolación, concluyen que el espectro más fiable es el obtenido con la señal equiespaciada, debido a que éste es el que aparece menos contaminado por la aparición de distintos armónicos no deseables. Aunque existen métodos como el de Lomb basado en técnicas de mínimos cuadrados aplicados en el dominio frecuencial, para el cálculo de la respuesta en frecuencia para series no equiespaciadas, nos centraremos en los métodos interpoladores, básicamente por su eficiencia computacional frente a ésta última alternativa.

Analizando las distintas alternativas de filtrado (interpolación lineal, cúbica y de Berger), se observa que la interpolación cúbica y la de Berger provocan una menor atenuación que la interpolación lineal.

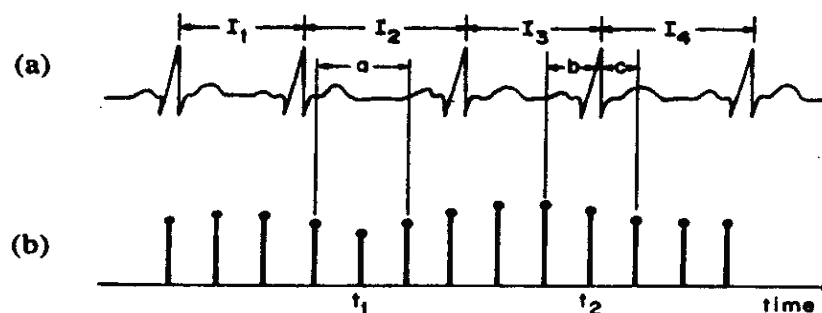


Figura 84. Algoritmo de Berger et al (a) Segmento de una señal ECG (b) Muestras de la tasa cardíaca y su correspondencia en la señal ECG en (a), calculadas mediante el algoritmo de Berger.

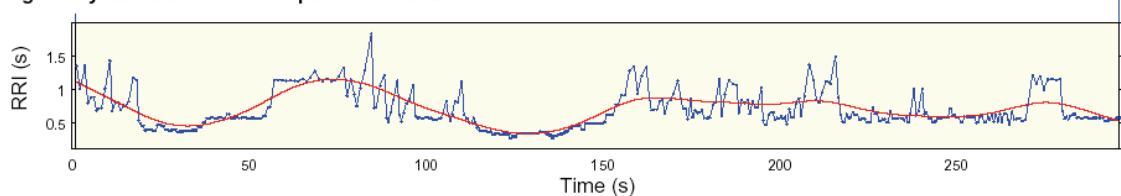
Por ello, se ha optado por el empleo del método de interpolación de Berger (Figura 84), previo al cálculo del espectro. Cuando se traten de analizar parámetros en el dominio temporal o estudiar conceptos relacionados con la teoría del Caos, se prescindirá de algoritmos interpoladores.

4.3.4.6 Construcción de la serie

El proceso de detección de latidos, y su posterior filtrado para la corrección de latidos anómalos, falsos negativos, artefactos,... incluyendo la eliminación de la tendencia, y la interpolación mediante el método descrito y conocido como Algoritmo de Berger, conduce a la generación de un tacograma o secuencia NN ('Normal to Normal') equiespaciada.

La Figura 85 muestra el tacograma de uno de los registros estudiados (300 segundos), comparando los resultados obtenidos a partir del procesamiento aplicado a la señal electrocardiográfica, y los resultantes del tratamiento de la señal procedente del sensor de aceleración.

Tacograma y Línea de tendencia para la señal ECG



Tacograma y Línea de tendencia para la señal de acelerometría

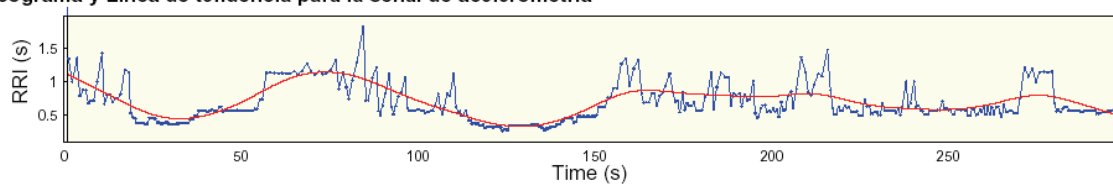


Figura 85. Tacogramas extraídos a partir de la señal ECG (figura superior) y de la señal de aceleración (figura inferior) para un registro de 10 épocas

4.3.5 Restricciones en la duración de las series RR

Tradicionalmente el análisis de la variabilidad cardiaca se realiza tanto sobre segmentos de ECG de corta duración como sobre registros de 24 horas. El primer caso, denominado análisis a corto plazo o de series cortas, tiene la ventaja de operar sobre un conjunto reducido de datos. En el segundo caso, denominado análisis a largo plazo o de series largas, se parte de un registro holter de 24 horas.

En el caso de la series cortas, y de acuerdo a la Task Force of The European Society of Cardiology y a The North American Society of Pacing and Electrophysiology, y con objeto de asegurar la estacionariedad, deberán analizarse intervalos de 5 minutos [111].

En el empleo de técnicas en el dominio de la frecuencia, es conveniente el estudio de series cortas. Para asegurar la fiabilidad de la medida de las componentes de alta frecuencia de la VFC, se requiere al menos 1 minuto de registro, mientras que para la banda baja (LF), se requieren 2 minutos. Para estandarizar los diferentes estudios de series cortas, [111] define un período de 5 minutos.

En el caso de empleo de parámetros estadísticos temporales, se prescriben series de larga duración, de al menos 18 horas incluyendo una noche completa. Todo ello a excepción de los parámetros AVNN, SDNN, FC media, STDFC, RMSSD, NN50 y pNN50, que resisten el estudio segmentado de series cortas.

4.3.6 Métodos lineales de análisis de la señal VFC

La Figura 86 ilustra todas y cada una de las etapas para el procesamiento de la señal de variabilidad cardiaca. Se revisarán a continuación los principales métodos y parámetros de análisis de la señal de variabilidad empleados, en el dominio temporal y espectral y se realizará una aproximación a los métodos basados en técnicas geométricas y no lineales.

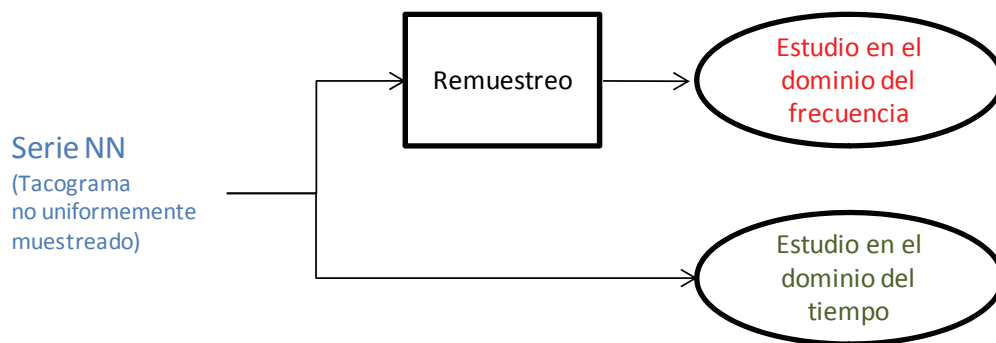


Figura 86. Diagrama de flujo descriptivo para la obtención de una señal válida de variabilidad cardiaca, de acuerdo al tipo de estudio deseado

De acuerdo a lo detallado en este capítulo, detectados los intervalos NN (RR libres de intervalos anormales), se realiza el cálculo de los parámetros establecidos para el análisis y la representación gráfica de las relaciones entre las diferentes medidas calculadas en los diferentes dominios y ámbitos de estudio. El estudio de la variabilidad del RR se realiza por diferentes métodos, teniendo en cuenta mediciones en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia, y técnicas de orientación geométrica y no lineal.

4.3.6.1 Análisis en el dominio temporal

Para el análisis a largo plazo se suelen utilizar medidas realizadas directamente en el dominio del tiempo por diversas razones. En primer lugar su facilidad de implementación es grande y su coste computacional reducido. Además, existe un amplio corpus de bibliografía sobre la utilidad clínica de diversos parámetros temporales.

Puesto que en los ensayos objeto de estudio en este trabajo no alcanzan la duración de 18 horas prescrita en [111] y [210] para análisis de larga duración, en los que registros nocturnos y diurnos son necesarios, limitaremos el estudio de acuerdo a lo detallado anteriormente al cálculo de los parámetros estadísticos AVNN, SDNN, Tasa Cardiaca media (TC media), STDTTC, RMSSD, NN50 y pNN50 (Tabla XXX), de utilidad práctica contrastada en series cortas en el diagnóstico de SAHS [211] ya que están identificados con las variaciones de alta frecuencia en la serie VFC.

Parámetro	Unidades	Descripción
AVNN (RR medio)	ms	Media de los intervalos NN
SDNN	ms	Desviación estándar de los intervalos NN
TC media / HR media	min ⁻¹	Media de la Tasa cardiaca
STDTC	min ⁻¹	Desviación estándar de la Tasa Cardiaca
RMSSD	ms	Raíz cuadrada de la media de los cuadrados de las diferencias entre intervalos NN adyacentes.
NN50	-	Número de intervalos NN adyacentes separados por más de 50 milisegundos.
pNN50	%	Porcentaje de las diferencias entre intervalos NN adyacentes es superior a 50 milisegundos.

Tabla XXX. Parámetros temporales estadísticos empleados en la series nocturnas registradas

La Figura 87 ilustra de forma comparativa el resultado del cálculo de estos parámetros para uno de los segmentos registrados y para los dos sensores analizados.

Parámetros Temporales ECG

Variable	Uds	Valor
RR* medio	(s)	0.610
STD	(s)	0.157
HR* medio	(1/min)	114.02
STD	(1/min)	28.50
RMSSD	(ms)	153.4
NN50	()	170
pNN50	(%)	35.1

Parámetros Temporales Acelerómetro

Variable	Uds	Valor
RR* medio	(s)	0.610
STD	(s)	0.157
HR* medio	(1/min)	113.98
STD	(1/min)	28.44
RMSSD	(ms)	153.1
NN50	()	170
pNN50	(%)	35.0

Figura 87. Parámetros temporales estadísticos extraídos a partir de la señal ECG (a) y de la señal de aceleración (b) para un registro de 10 épocas.

Resultados del análisis estadístico en el dominio temporal

Los índices procedentes del estudio de la señal de variabilidad cardiaca en el dominio temporal fueron calculados para la señal electrocardiográfica y para la señal de aceleración. Las tablas contenidas en el Anexo II (Tabla AII-I y AII-II) recogen los resultados de estos cálculos para los segmentos analizados.

En la Figura 88-a y en la Figura 89-a se muestran los diagramas de dispersión (scatter plot) de los distintos índices temporales, y las correspondientes rectas de regresión (rectas de trazo discontinuo y color rojo) para el ajuste lineal de los datos procedentes de los sensores sometidos a análisis comparativo. Se muestran igualmente los coeficientes de correlación y las ecuaciones de las correspondientes rectas de ajuste. Como se aprecia se encontró una buena correlación entre los parámetros evaluados mediante la señal ECG y los mismos parámetros calculados a partir del sensor de aceleración.

En la Figura 88-b y en la Figura 89-b se ilustran igualmente los diagramas de Bland Altman representando los valores promedio de las medidas frente a las diferencias entre las mismas. Se marcan los intervalos de confianza del 95%.

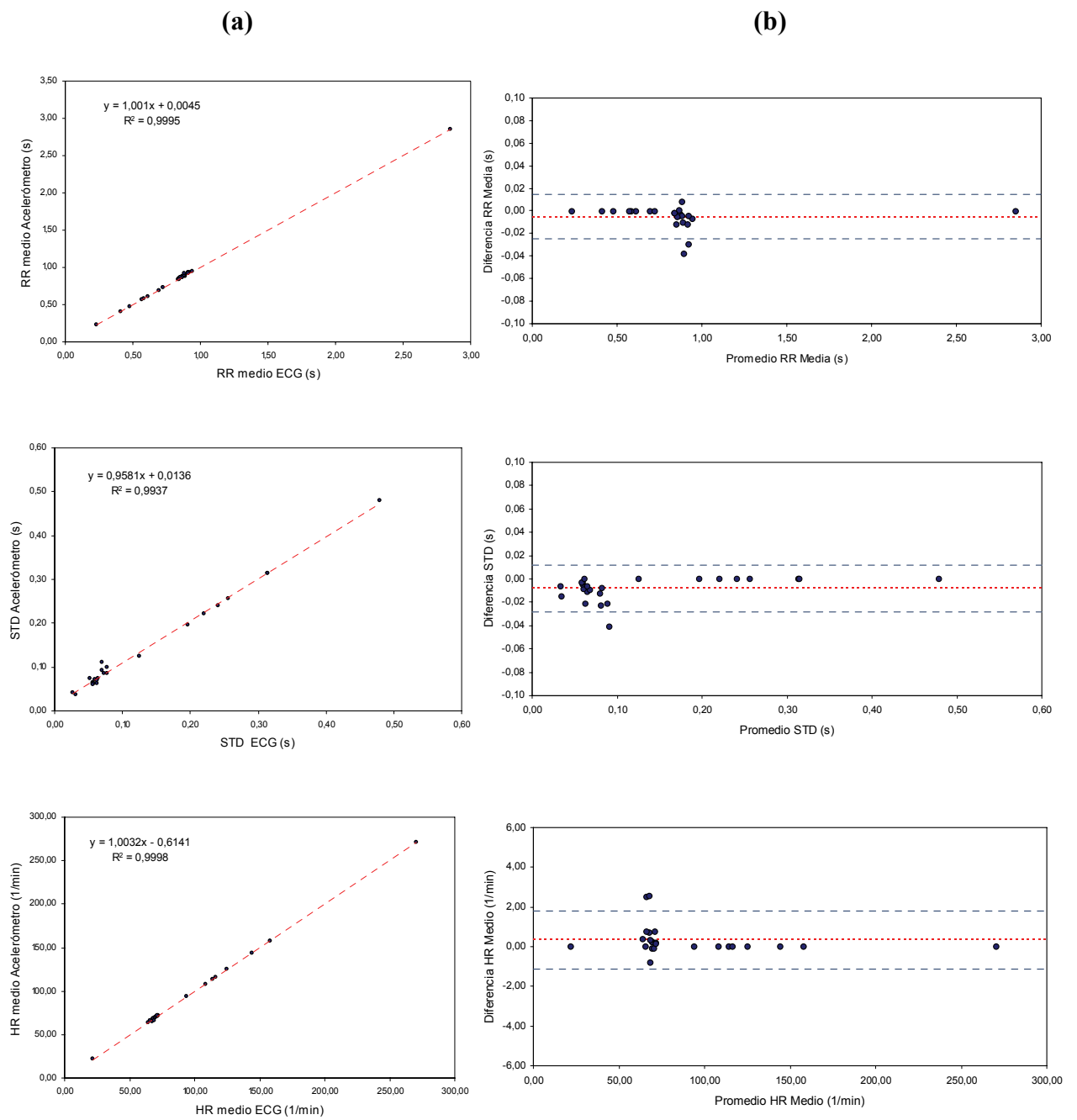


Figura 88. Regresión lineal (a) y Diagramas de Bland Altman (b) comparativos ECG-Acelerómetro para los parámetros temporales estadísticos RRMedio, STD(RR) y FC Media

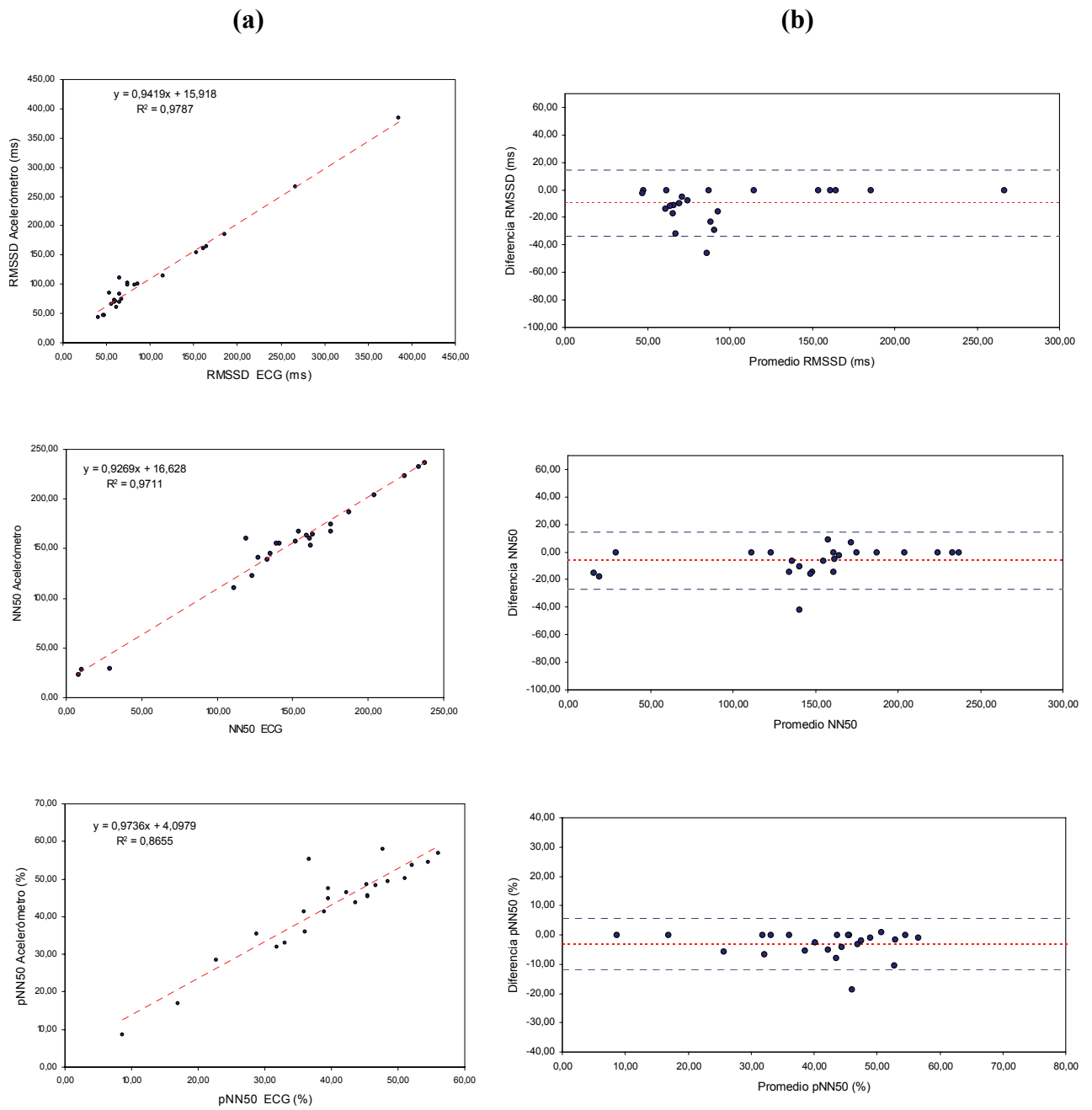


Figura 89. Regresión lineal (a) y Diagramas de Bland Altman (b) comparativos ECG-Acelerómetro para los parámetros temporales estadísticos RMSSD, NN50 y pNN50.

4.3.6.2 Análisis en el dominio de la frecuencia

En los registros de corta duración se diferencian tres componentes espectrales (Tabla XXXI). La correlación fisiológica de las frecuencias muy bajas (VLF), aún no está definida. Los componentes de baja frecuencia (LF) y de alta frecuencia (HF), se han asociado con la modulación del sistema nervioso autónomo; se relaciona el LF con la modulación del simpático y parasimpático y el HF de una forma más específica con parasimpático [212].

En los registros de larga duración aparece, además, un componente de ultra-baja frecuencia (ULF) que se encuentra en frecuencias menores de 0.004 Hz. Este componente tampoco tiene hasta el momento una correlación fisiológica definida.

La medición de los componentes VLF, LF y HF se hace usualmente en valores absolutos (milisegundos). Los componentes LF y HF también pueden medirse en unidades normalizadas que representan el valor relativo de cada componente en proporción a la potencia total menos el componente VLF.

VARIABLE	UDS	DESCRIPCIÓN	RANGO DE FRECUENCIA
Potencia total 5 minutos	ms ²	Varianza de los intervalos R-R	
VLF	ms ²	Potencia en el rango VLF	<0.04 Hz
LF	ms ²	Potencia en el rango LF	0.04-0.15 Hz
LF normalizadas	nu	Potencia LF en unidades normalizadas LF/(Potencia total - VLF) x 100	0.04-0.15 Hz
HF	ms ²	Potencia en el rango HF	0.15-0.4 Hz
HF normalizada	nu	Potencia HF en unidades normalizadas HF/(Potencia total - VLF) x 100	0.15-0.4 Hz
LF/HF		Relación LF (ms ²) / HF (ms ²)	

ms = milisegundo; nu = unidades normalizadas.

Tabla XXXI. Parámetros frecuenciales empleados en la series nocturnas registradas.

Los componentes LF y HF en unidades normalizadas se relacionan más con el comportamiento controlado y balanceado de los dos brazos del SNA. Sin embargo, las unidades normalizadas deben ser siempre relacionadas con las absolutas a la hora de hacer interpretaciones.

Es importante anotar que la VFC mide las fluctuaciones de los impulsos autonómicos al corazón. La actividad vagal es el mayor contribuyente del componente HF pero hay desacuerdo en relación con el componente LF. Algunos estudios sugieren que este último, cuando se expresa en unidades normalizadas, es un marcador cuantitativo de la modulación simpática; otros estudios ven el componente LF como un reflejo de la actividad simpática y vagal. A consecuencia de lo anterior algunos investigadores consideran la relación LF/HF como una imagen del balance simpático-vagal o el reflejo de modulaciones simpáticas. Se requiere un mayor número de estudios para la interpretación fisiológica de los componentes de más baja frecuencia en el análisis de la VFC (VLF y ULF).

El análisis de la variabilidad cardiaca en el **dominio de la frecuencia** se desarrolla frecuentemente mediante el empleo de dos técnicas claramente diferenciada (la técnica (Lomb-Scargle de estimación del periodograma no será aplicada en este texto). Ello permite cuantificar la amplitud de las oscilaciones (potencia espectral) de distintas frecuencias que componen la señal original.

Ambas aproximaciones conducen al cálculo de una componente de baja frecuencia (LF) y otra de alta frecuencia (HF), y se define la relación LF/HF. En la primera de las estrategias, se emplea la transformada rápida de Fourier para el análisis espectral de la señal VFC. La Figura 90 ilustra los resultados del cálculo de los parámetros comunes del sistema autonómico cardiaco a partir del empleo de la Transformada de Fourier. Se comparan para un registro de 300s los resultados obtenidos partiendo de las señales de cada un de los sensores analizados.

En la segunda estrategia, se emplea la transformada rápida de Fourier para el análisis espectral de la señal VFC. La Figura 91 ilustra los resultados del cálculo de los parámetros comunes del sistema autonómico cardiaco a partir del empleo de una técnica autorregresiva (AR). Se comparan para un registro de 300s los resultados obtenidos partiendo de las señales de cada uno de los sensores analizados.

Se aprecia como el método AR conduce a la obtención de un espectro notoriamente más *limpio* que el resultante de la aplicación de la técnica de Fourier. En cambio, la estrategia AR modela el espectro empleando un polinomio de grado bajo, que no permite reproducir detalles (señal o ruido) con concreción. Aunque numerosas publicaciones expresan gran interés por el espectro AR, no es posible conocer a partir de un simple espectro obtenido mediante esta técnica, si el orden seleccionado fue apropiado para capturar las componentes frecuenciales de interés de la señal de entrada. Es por ello por lo que es siempre recomendable el análisis comparativo de los resultados obtenidos mediante técnicas espectrales AR respecto de los mismos resultados obtenidas a partir de la FFT.

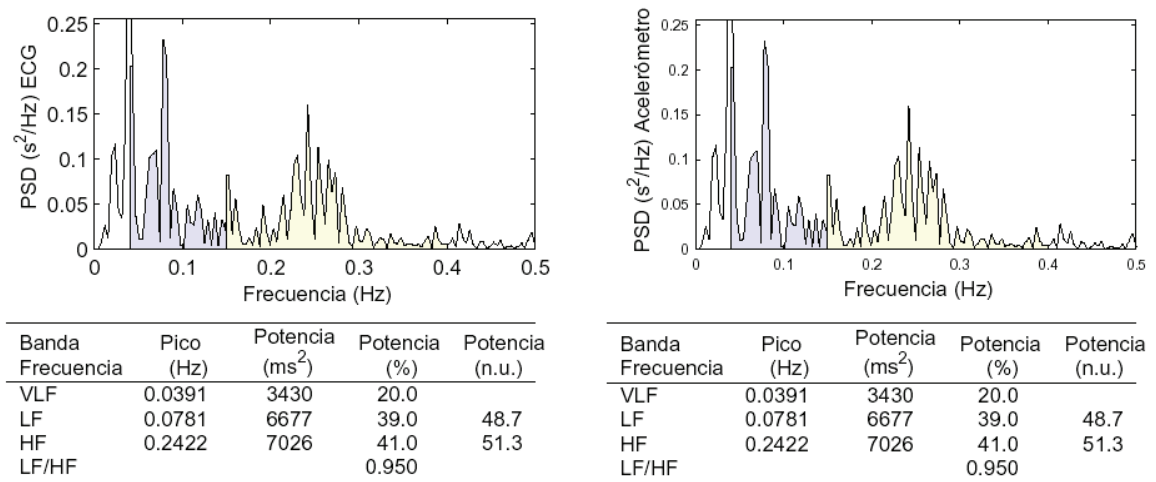


Figura 90. Análisis frecuencial y resultados del cálculo de los parámetros típicos del sistema autonómico cardiaco mediante técnicas no Autorregresivas (DFT), a partir de la señal ECG (a) y de la señal de aceleración (b) para un registro de 10 épocas.

En cualquier caso, ninguna de las técnicas frecuenciales permite conocer con exactitud si la señal analizada presenta contaminación. Es frecuente apreciar frecuencias identificables con artefactos de medida generados por los componentes mecánicos de los sistemas de adquisición, por interferencias de red o por otras fuentes interferentes comunes.

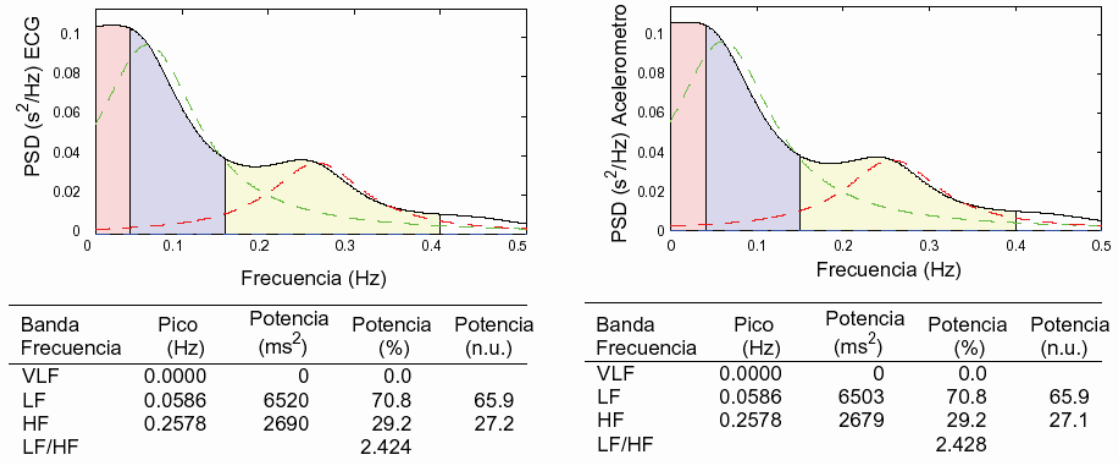


Figura 91. Análisis frecuencial y resultados del cálculo de los parámetros típicos del sistema autónomo cardíaco mediante técnicas Autorregresivas (AR), a partir de la señal ECG (a) y de la señal de aceleración (b) para un registro de 10 épocas.

Resultados del análisis estadístico en el dominio frecuencial

En el dominio de la frecuencia, se calcularon los índices procedentes del estudio de la señal de variabilidad cardíaca tanto para la señal electrocardiográfica como para la señal de aceleración. Las Tablas AIII contenidas en el Anexo III incluyen los resultados de los cálculos.

Las Tablas AIII-II y AIII-III recogen los resultados de estos cálculos para cada segmento de señal analizado, empleando técnicas no autorregresivas (basadas en la DFT en la señal de variabilidad obtenida a partir del ECG (Tabla AIII-I) y de la señal de acelerometría (Tabla AIII-II). Se muestran en las tablas: la frecuencia de los máximos espectrales en cada banda, expresados en Hz, las potencias absolutas en cada banda, expresadas en ms², y las potencias relativas expresadas en %.

Las Tablas AIII-III y AIII-IV recogen los mismos parámetros calculados mediante métodos autorregresivos (AR).

La Tabla AIII-V recoge los resultados de los cálculos de potencias normalizadas en las bandas LF y HF y el ratio LF/HF para cada segmento de señal analizado, empleando técnicas no autorregresivas (DFT) en la señal de variabilidad obtenida a partir del ECG y de la señal de acelerometría.

La Tabla AIII-VI recoge los mismos parámetros calculados mediante métodos autorregresivos (AR).

Los diagramas de dispersión de los parámetros normalizados característicos del análisis frecuencial de la señal VFC se ilustran en la Figura 92-a y en la Figura 93-a. Las

correspondientes rectas de regresión están trazadas de forma discontinua en color rojo. Se muestran igualmente los coeficientes de correlación y las ecuaciones de las correspondientes rectas de ajuste. De nuevo, y como puede apreciarse fácilmente, encontró una buena correlación entre los parámetros evaluados mediante la señal ECG y los mismos parámetros calculados a partir del sensor de aceleración.

En la Figura 92-b se representan los diagramas de Bland Altman con los valores promedio de las medidas frente a las diferencias entre las mismas. Se marcan los intervalos de confianza del 95% (rectas de trazo discontinuo y color azul) y en torno al valor promedio calculado (rectas de trazo discontinuo y color rojo).

En las Figura 93-b se muestran los mismos datos pero calculados a partir del procesamiento de la señal VFC por métodos autorregresivos.

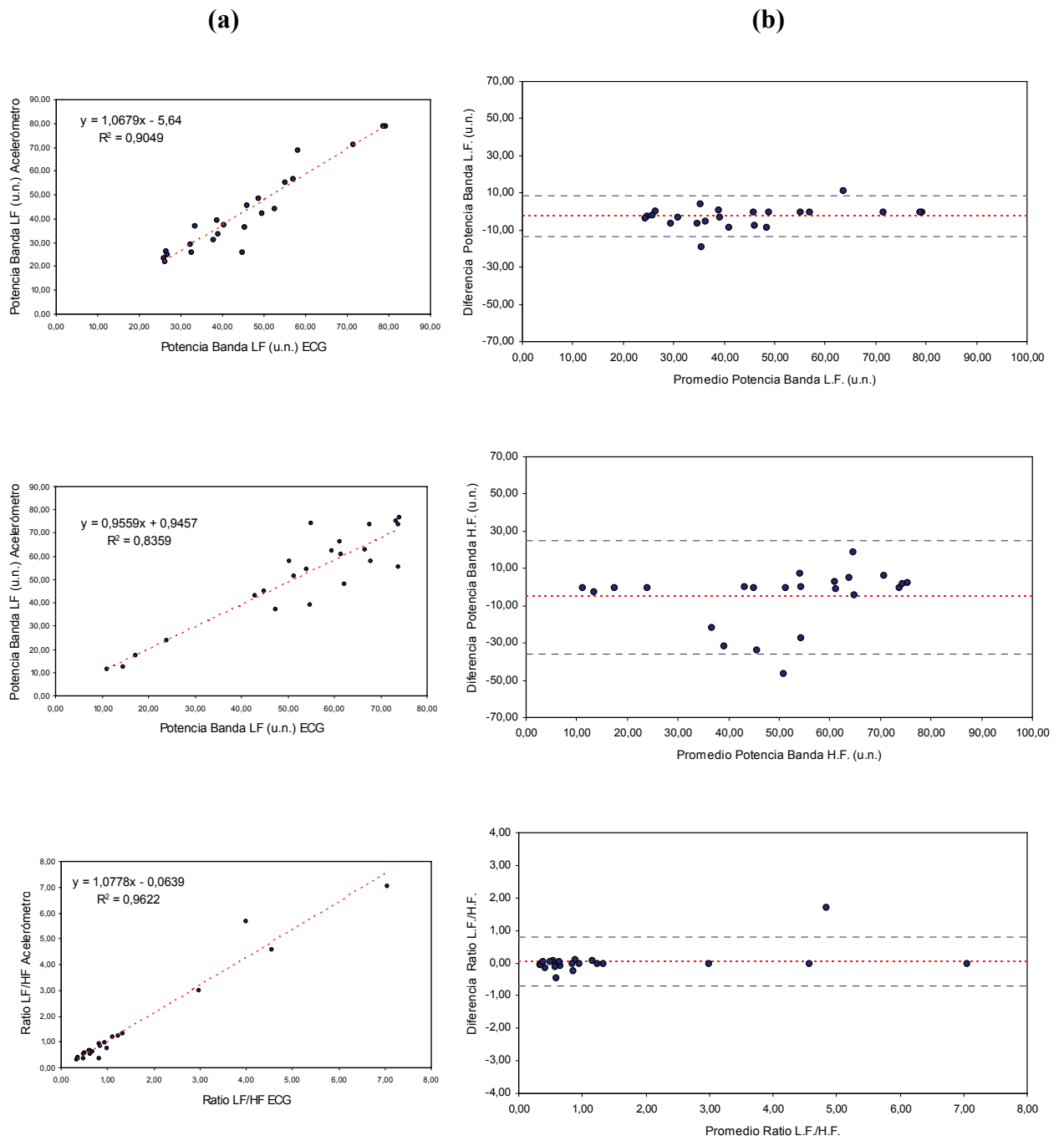


Figura 92. Regresión lineal (a) y Diagramas de Bland Altman (b) comparativos ECG-Acelerómetro para los parámetros frecuencias Potencia Normalizada LF, Potencia Normalizadas HF y Ratio LF/HF, obtenidos por procesamiento no autorregresivo (DFT)

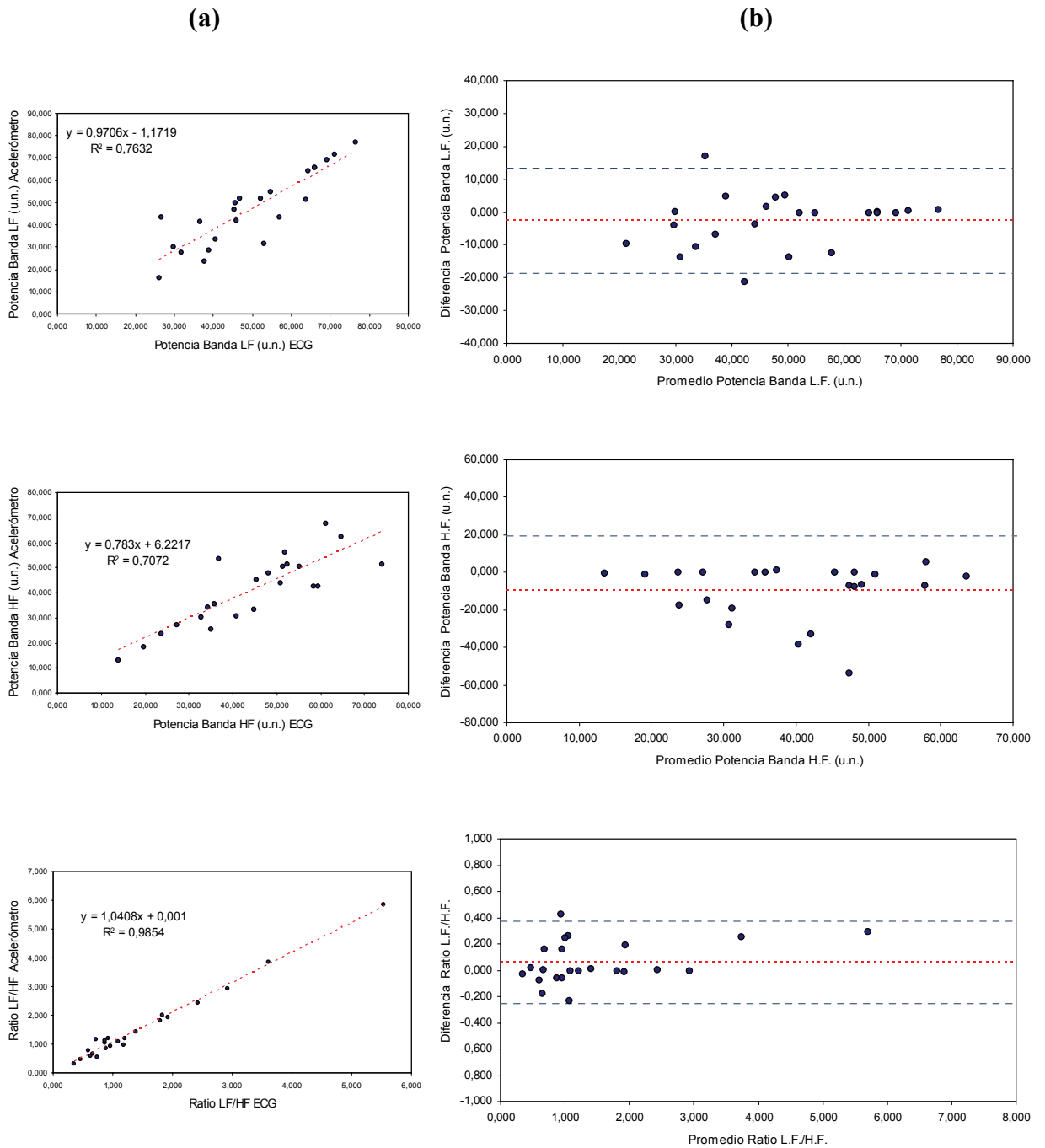


Figura 93. Regresión lineal (a) y Diagramas de Bland Altman (b) comparativos ECG-Acelerómetro para los parámetros frecuencias Potencia Normalizada LF, Potencia Normalizadas HF y Ratio LF/HF, obtenidos por procesamiento autorregresivo (AR)

4.3.7 Análisis no lineal de la señal VFC

4.3.7.1 Métodos geométricos: Poincaré

Además de los métodos temporales y espectrales, en ocasiones se emplean estrategias conocidas como métodos geométricos. Para el estudio mediante métodos geométricos, la serie de intervalos RR es convertida a patrones geométricos a partir de los cuales se calculan ciertos índices.

El **diagrama de Poincaré** revela patrones geométricos de la dinámica de frecuencia cardíaca resultante de los procesos no lineales. Dicho diagrama es un gráfico en el cual cada intervalo RR[n+1] se diagrama como una función del intervalo previo RR[n].

En la Figura 94 se aprecia un diagrama típico de Poincaré para una serie RR. Se señalan los subconjuntos de latidos ectópicos, pos-ectópicos y normales.

Entre los índices calculados destacan:

- **SD1:** Dispersión (desviación estándar) de los puntos perpendiculares al eje correspondiente a la línea identidad.
- **SD2:** Dispersión (desviación estándar) de los puntos alineados al eje correspondiente a la línea identidad.

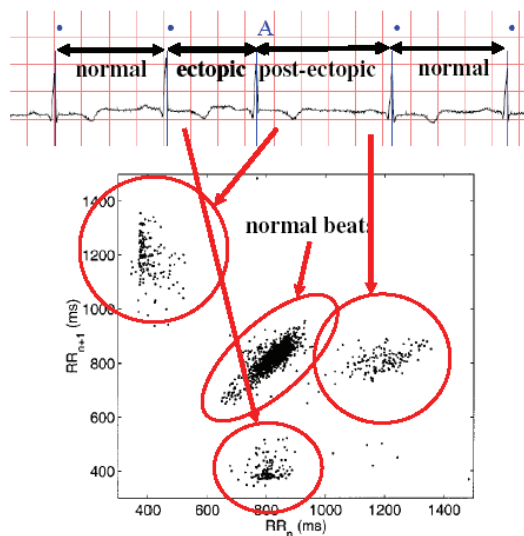


Figura 94. Diagrama de Poincaré de una serie RR

Como se aprecia, los diagramas de Poincaré constituyen una potente y simple herramienta de visualización, capaz de identificar artefactos o latidos ectópicos de una manera intuitiva. No se profundizará en el estudio de ésta técnica, pero se calcularán los parámetros SD1 y SD2 calculados a partir del acelerómetro y de la señal electrocardiográfica, con objeto de validar los resultados obtenidos con el sistema propuesto.

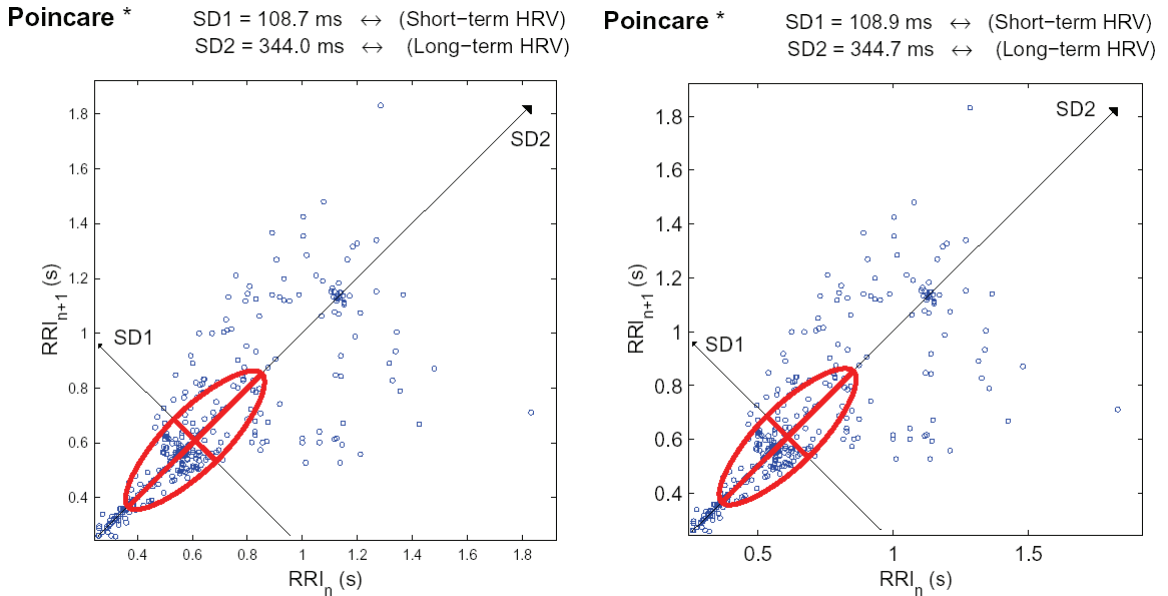


Figura 95. Diagramas de Poincaré y parámetros típicos calculados a partir de la señal ECG (a) y de la señal de aceleración (b)

El análisis no lineal realizado consiste, fundamentalmente, en el cálculo y análisis de parámetros correspondientes al diagrama de Poincaré. En este estudio se presentan dos de éstos parámetros, correspondientes a la desviación estándar de la distancia de cada uno de sus puntos con respecto a dos rectas fundamentales. En la Figura 95-a se muestra, para una señal real, los gráficos de Poincaré obtenidos del procesamiento de la señal de aceleración correspondiente a uno de los registros analizados. En la Figura 95-b se muestra como para la señal ECG real se aplicaron los mismos algoritmos de detección y se calcularon los parámetros antes mencionados.

4.3.7.2 Resultados del análisis estadístico de los índices de Poincaré

Por último, la Tabla XXXII recoge los resultados de los cálculos de los parámetros de Poincaré SD1 y SD2 para cada segmento de señal analizado a partir del ECG y de la señal de acelerometría.

Los diagramas de dispersión de los parámetros SD1 y SD2 se ilustran en la Figura 128-a. Las rectas de regresión aparecen con trazo discontinuo en color rojo. Se muestran igualmente los coeficientes de correlación y las ecuaciones de las correspondientes rectas de ajuste. La correlación entre los parámetros evaluados mediante la señal ECG y los mismos parámetros calculados a partir del sensor de aceleración es manifiestamente alta.

En las Figura 96-b se representan los diagramas de Bland Altman para ambos parámetros. Están localizados los intervalos de confianza del 95% y en torno al valor promedio calculado.

Segmento	ECG		Acelerómetro	
	SD1 Poincaré	SD2 Poincaré	SD1 Poincaré	SD2 Poincaré
1	41,74	77,28	55,55	91,38
2	41,58	76,19	49,18	84,06
3	42,47	82,94	50,54	82,98
5	46,48	86,78	58,76	92,05
6	47,72	79,78	53,33	85,91
7	46,06	70,72	49,40	74,61
8	37,96	75,93	60,49	98,90
9	39,51	75,38	46,56	76,14
13	60,85	101,19	70,68	106,10
14	58,88	114,76	69,94	146,59
15	52,44	153,18	72,92	126,06
16	53,04	96,82	69,46	107,97
19	45,86	120,39	78,26	149,57
20	110,99	344,13	110,99	344,13
21	113,63	290,89	113,63	290,89
22	116,27	319,58	116,27	319,58
23	43,91	172,17	43,91	172,17
24	131,62	423,43	131,62	423,43
25	246,00	369,93	246,00	369,93
26	92,74	261,82	92,74	261,82
27	33,71	80,87	33,71	80,87
28	307,81	599,28	307,81	599,28
29	33,11	41,43	34,12	30,21
30	29,16	29,58	30,00	30,23

Tabla XXXII. Parámetros SD1 y SD2 calculados a partir de los diagramas de Poincaré para cada sensor y para cada uno de los segmentos analizados

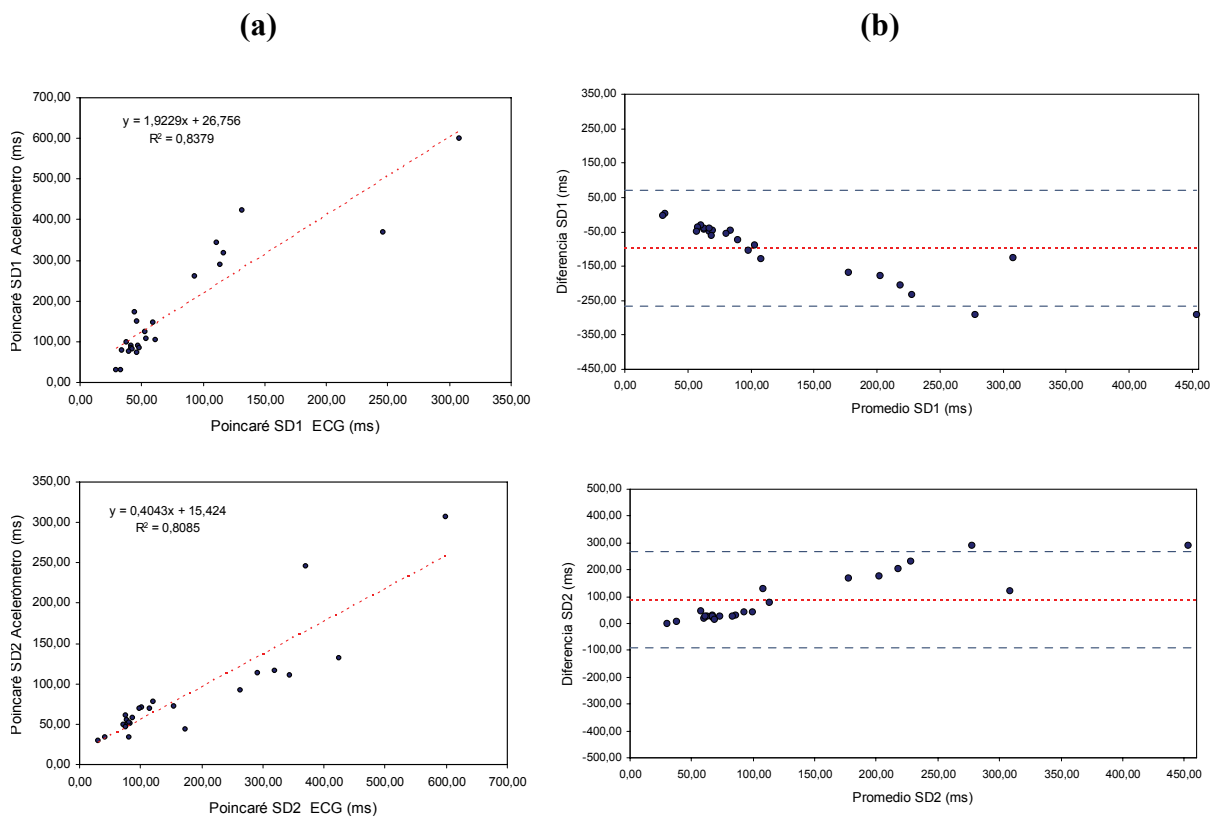


Figura 96. Regresión lineal y Diagramas de Bland Altman comparativos ECG-Acelerómetro para los parámetros no lineales SD1 y SD2.

4.3.8 Método propuesto para la detección del SAHS mediante el análisis espectral de la señal de variabilidad

La variabilidad cardiaca se ha manifestado como una herramienta de gran utilidad en el reconocimiento y detección de pacientes con altas probabilidades de padecer el síndrome de apnea del sueño.

No obstante puede suponer un medio para la diferenciación de episodios de apnea central y obstructiva. Mientras los eventos de apnea obstructiva están acompañados por microdespertares (arousals), los eventos de apnea central se caracterizan por la ausencia de estos en la mayor parte de las ocasiones. Ello se traduce en que en eventos de apnea central, no es necesaria la activación del sistema nervioso simpático. En el caso de los eventos obstructivos, la presión torácica fluctúa fuertemente hasta valores fuertemente negativos (por los esfuerzos respiratorios provocados por la estimulación de los músculos torácicos por el centro respiratorio). Esta manifestación no se produce en los eventos centrales, en los que parece que no se proporcionan estímulos respiratorios.

Se explora en este punto la aplicación de una técnica de análisis espectral para detectar el padecimiento del Síndrome de Apnea del Sueño, a partir de la señal de variabilidad cardiaca.

4.3.8.1 Algoritmo

El criterio aplicado está basado en el estudio particular de la señal VFC en la banda respiratoria [0.01-0.05Hz], correspondiente al rango respiratorio de 20 a 100 segundos en el que tienen cabida los episodios de disfunciones respiratorias causadas por apneas.

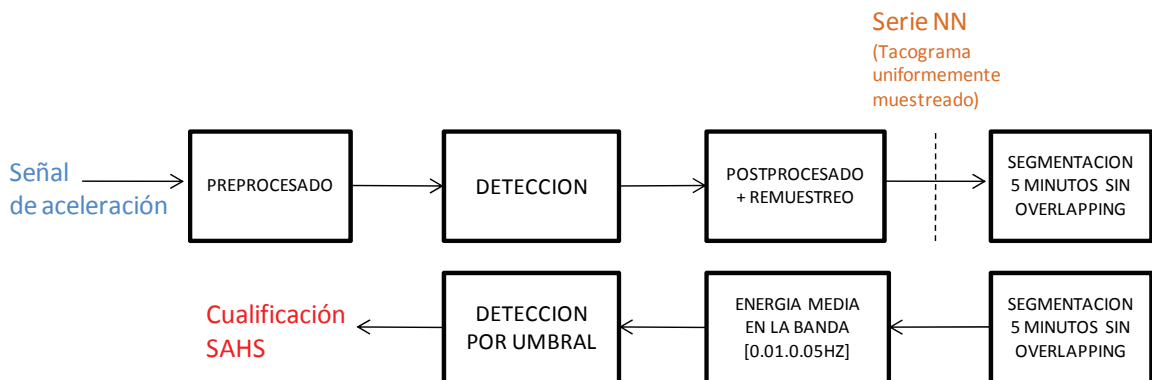


Figura 97. Diagrama de flujo descriptivo del procedimiento para la detección de SAS a partir de la señal de variabilidad cardiaca.

El parámetro calculado para cada sujeto es la Energía media en esta banda, de acuerdo al algoritmo ilustrado en la Figura 97.

De acuerdo a lo descrito en los puntos anteriores, se obtiene la señal de variabilidad cardiaca filtrada y muestreada. Es de destacar que la frecuencia de interpolación de Berger empleada es de 4 Hz.

La señal de VFC se segmenta en intervalos de 5 minutos, para los que se calcula la energía media en la banda frecuencial de interés. Para el cálculo de la energía media se han empleado técnicas no paramétricas, basadas en el empleo de la transformada de Fourier (DFT). La variabilidad cardiaca durante eventos apneicos crece por encima de los niveles característicos de un estado fisiológico normal (Figura 98). Es por ello por lo que el parámetro energético en el rango identificativo de estas disfunciones respiratorias, es propuesto como índice identificador del trastorno. El promedio de la energía media calculada para cada uno de los segmentos es determinado para cada paciente. Es promedio es la variable de entrada a la etapa de decisión por umbral.

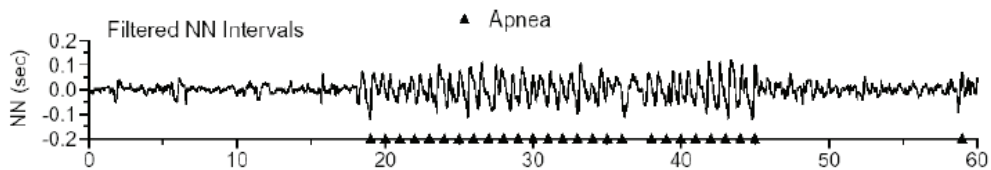


Figura 98. Excitación de la señal de variabilidad cardiaca en presencia de un evento de apnea

Resultados de la aplicación del método propuesto

Para este estudio se han empleado dos grupos de sujetos, clasificados según su padecimiento o no del síndrome de apnea del sueño. El Grupo A está constituido por sujetos sanos respecto del SAHS, mientras que el grupo B, esta conformado con sujetos diagnosticados con SAHS, con un índice de apnea/hypopnea mayor de 5.

Grupo A, de Sujetos Sano		
Sujeto	Energía media en la banda de apneas	Energía media ± SD
1	0.0665	0.1239 ± 0.0518
2	0.1511	
3	0.0969	
4	0.1811	
Grupo B, de Sujetos Enfermos		
Sujeto	Energía media en la banda de apneas	Energía media ± SD
4	0.1861	0.5737 ± 0.5727
5	0.1995	
6	0.6211	
7	0.2758	
9	1.9055	
10	0.7332	
11	0.3172	
12	0.3511	

Tabla XXXIII. Energías medias calculadas totales para los grupos de estudio.

La Tabla XXXIII ilustra los resultados de la aplicación de algoritmo de detección del SAHS a partir del análisis frecuencial mediante técnicas no paramétricas de la señal de variabilidad cardiaca en la banda [0.01-0.05 Hz]. Esta banda frecuencial se ha seleccionado porque es el rango afectado en la señal de variabilidad por los diferentes episodios apneicos [213].

Se aprecia claramente en la Figura 99 la existencia de diferencias estadísticamente significativas entre los 2 grupos de estudio. Los sujetos sanos presentan un patrón de variabilidad cardiaca con un promedio energético bajo en la banda de interés (Figura 101), mientras que los pacientes diagnosticados con SAHS, muestran una energía media superior (0.5737 ± 0.5727 de enfermos frente a 0.1239 ± 0.0518 para sujetos sanos) (Figura 100). Los sujetos 2 y 3, con un índice AIH muy cercano a 5, se sitúan muy próximos a la eventual frontera de decisión.

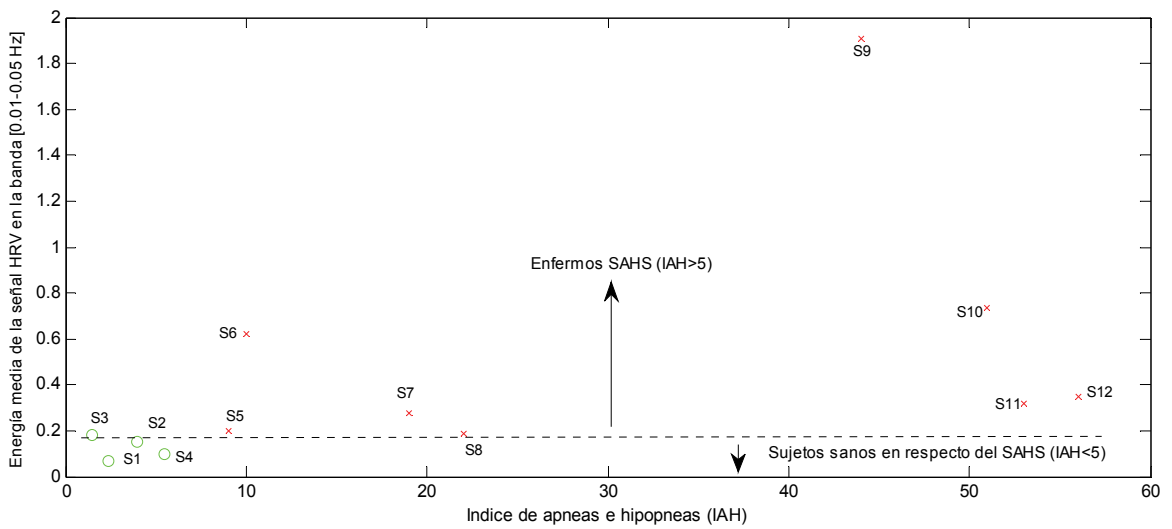


Figura 99. Energía media de la señal VFC para cada sujeto del experimento

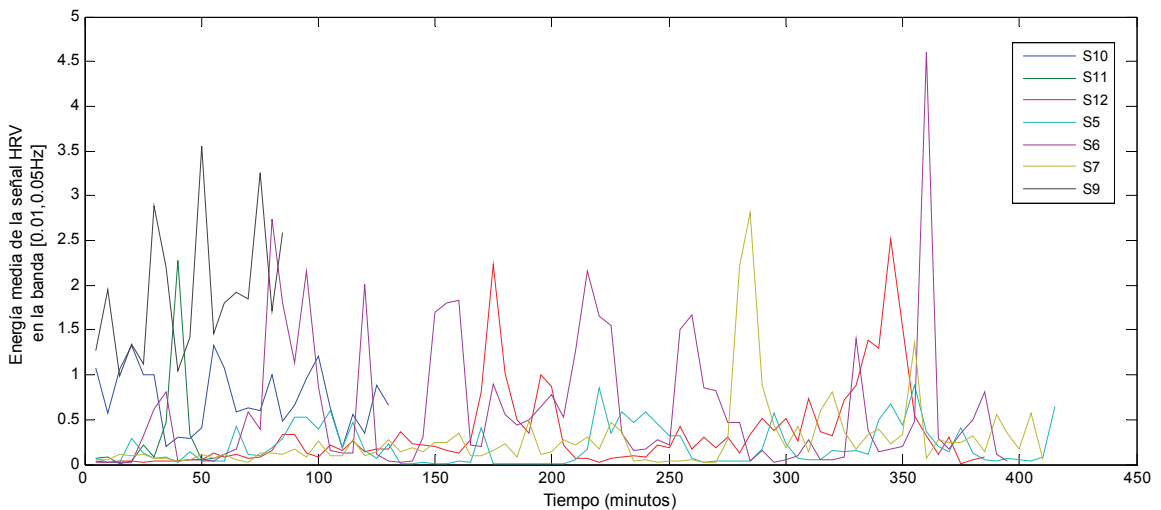


Figura 100. Energía media de la señal VFC cada 5 minutos para cada sujeto del grupo de sujetos con SAHS.

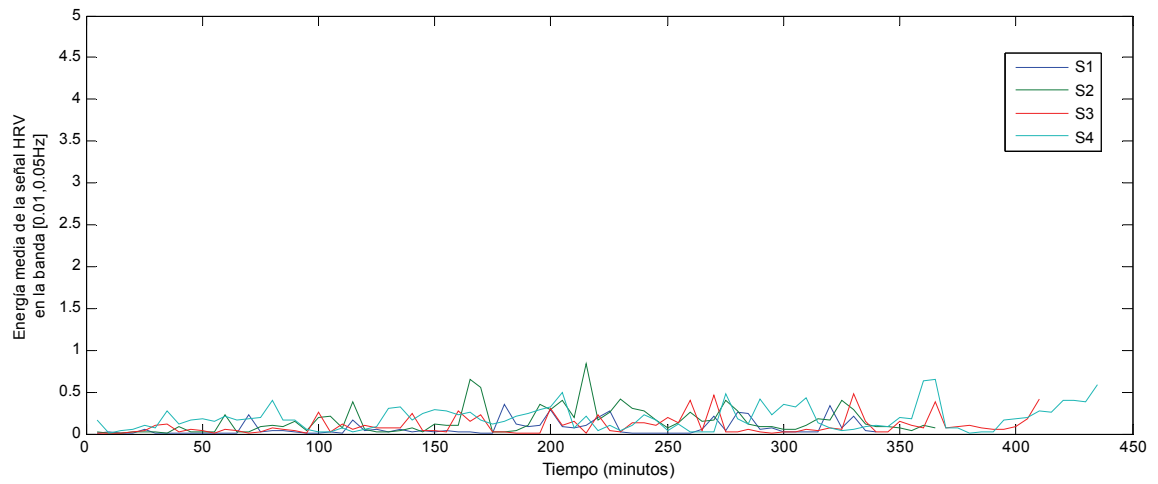


Figura 101. Energía media de la señal VFC cada 5 minutos para cada sujeto del grupo de sujetos sin SAHS.

4.4 Estudio de la componente *ronquido* en el acelerómetro

4.4.1 Introducción

Como se ha detallado en el Capítulo III, la valoración objetiva del ronquido no es todavía un elemento rutinario en los estudios polisomnográficos, registrándose este a través de un micrófono de baja resolución, aportando poco datos para el estudio espectral del análisis de las características del mismo. Hasta la fecha y hasta dónde sabemos, no hay estudios que validen la medición del ronquido por un técnico en polisomnografías o un ordenador. Existen, como se ha detallado, técnicas basadas en el ronquido para la detección del SAHS, pero sus resultados son discretos en comparación con otras estrategias más consolidadas. En cualquier caso, todos los enfoques hasta la fecha comparten como núcleo común en la detección del SAHS el empleo del pitch asociado a cada ronquido. Por ello, este trabajo se centra en la validación del acelerómetro como elemento capaz de registrar el ronquido conservando indemne su propiedad fundamental en la detección del SAHS. Se dedica este punto a exponer la técnica empleada al acelerómetro para la detección del Pitch.

Se presentan en este punto los resultados de aplicar la técnica descrita para la determinación del parámetro pitch asociado a cada ronquido. Se pretende otorgar validez a los resultados que proporcionan mediante el empleo de un sensor de aceleración el valor de este parámetro con independencia del uso de un micrófono.

La estructura propuesta para el tratamiento de la señal del ronquido contenida en el acelerómetro y su comparación con la registrada por el micrófono es la siguiente:

- 1) Determinación del Pitch del ronquido, de acuerdo al procesado ilustrado en la Figura 102.
- 2) Análisis estadístico comparativo de los resultados.

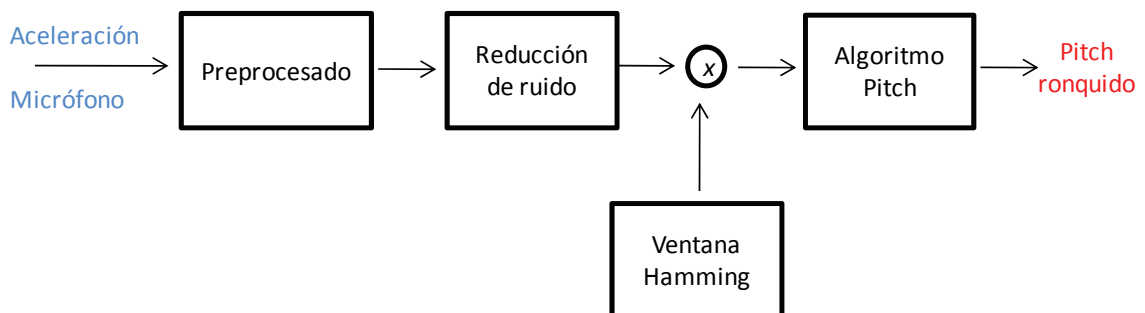


Figura 102. Procesado para la extracción del Pitch asociado al ronquido

4.4.2 Preprocesado

Las señales procedentes del acelerómetro y del micrófono se someten a idénticas etapas de preprocesado, incluyendo decimación, eliminación de la componente de continua, normalización y prefiltrado (Figura 103).

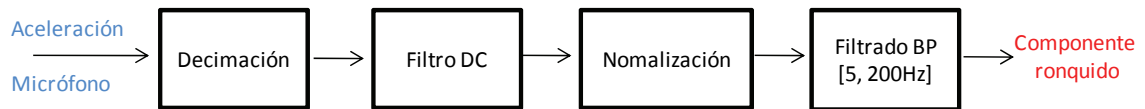


Figura 103. Preprocesado común para las señales procedentes del micrófono y el sensor de aceleración

4.4.2.1 Decimación

La frecuencia de muestreo original de 8192 muestras por segundo, se reduce mediante un proceso de decimación como el descrito en el Capítulo III, a 1024 muestras por segundo, suficientes para el análisis objeto de este estudio. En el proceso de decimación de la señal original, independientemente de su origen, se emplea, un filtro LP FIR de orden 30.

4.4.2.2 Componente de continua, normalización y prefiltrado

El preprocesado de la señal de aceleración, posterior a la decimación hasta la tasa de 1024 muestras por segundo, comprende las etapas de eliminación de la componente continua, la normalización de la señal y el filtrado paso-banda (BP) para separar la componente roncadora de las componentes cardíaca y respiratoria y reducir el efecto de los formantes de alto orden.

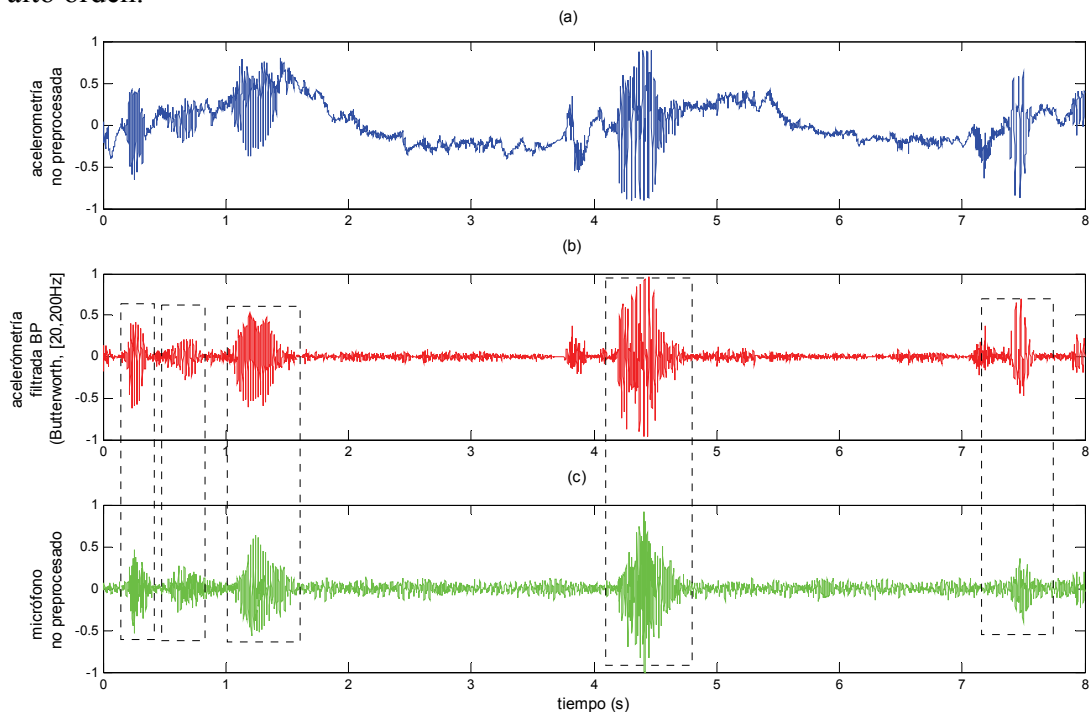


Figura 104. (a) Señal de acelerometría registrada, (b) Señal registrada por el sensor de aceleración, sin componente de continua, normalizada y filtrada mediante un filtro Butterworth BP con banda de paso entre 20 y 200Hz, (c) Señal original registrada por el micrófono de experimentación

4.4.3 Reducción de ruido: Sustracción espectral

Los métodos clásicos para la reducción de ruido de fondo utilizan mecanismos de atenuación espectral y están basados en las hipótesis siguientes:

- El ruido es aleatorio en el dominio tiempo
- El espectro de las señales de audio se compone básicamente de elementos que corresponden a tono fundamental y a los parciales de las notas que se van interpretando;
- Debido a la naturaleza aleatoria del ruido, contiene energía en todo el espectro de frecuencias (ruido de banda ancha)
- La señal de audio original $x(m)$ está corrompida por un ruido aditivo $d(m)$ incorrelado con $x(m)$, dando una señal degradada conocida $y(m)$
- El ruido se considera estacionario, al menos en los bloques en que se subdivide la señal para su tratamiento, y es posible estimar su densidad espectral de potencia o cantidades directamente relacionadas con ella

El modelo adoptado está identificado en estas condiciones por la expresión siguiente, donde la señal $x(n)$ no es observable y el ruido $d(n)$ puede ser parcialmente observable.

$$y(n) = x(n) + d(n) \quad (4.4.1)$$

Se plantea el objetivo de realizar una estimación \hat{x} de la señal original x basada en un subconjunto de observaciones y . Teniendo en cuenta la hipótesis sobre la composición de señales de audio, tonos fundamentales y armónicos, el contexto de análisis ideal es el que corresponde al dominio de Fourier. Teniendo en cuenta además la no estacionariedad de la señal, la herramienta idónea será alguna variante de la STFT. La técnica de eliminación de ruido consiste en modificar el espectro de la señal degradada en cada bloque de tiempo.

Haciendo uso de la transformada de Fourier de ventana, se obtiene el espectro de los datos observados $Y(\omega)$, donde ω designa la frecuencia. Una vez obtenidas las componentes espectrales, la estimación del espectro de la señal restaurada se hace modificando el espectro de la señal corrompida, utilizando una función f que se describirá más adelante, que se encarga de realizar la atenuación o modificación espectral.

$$\hat{X}(\omega) = f(Y(\omega)) \quad (4.4.2)$$

La modificación de la señal degradada con esta técnica se conoce con el nombre de atenuación espectral a corto plazo (STSA, Short Time Spectral Attenuation). Cuando la función f es lineal, el proceso es equivalente a la aplicación de una ganancia real y no negativa $H(\omega)$ a cada segmento de frecuencia del espectro de ventana observado con el fin de estimar el espectro $\hat{X}(\omega)$ de la señal original subyacente:

$$\hat{X}(\omega) = H(\omega)Y(\omega) \quad (4.4.3)$$

La fórmula específica para H (o equivalentemente para la función f) se conoce en la literatura como regla de supresión y depende en general de los espectros de potencia de la

señal y del ruido. El algoritmo de atenuación espectral para eliminar el ruido de fondo se describe esquemáticamente en la Figura 134.

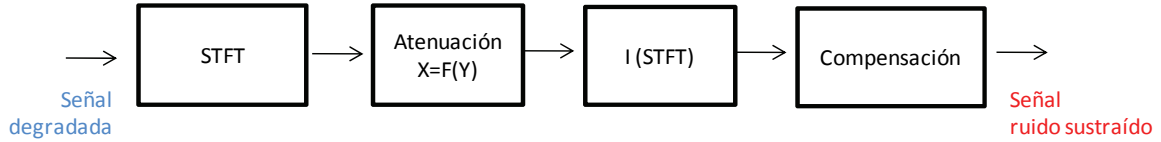


Figura 105. Etapas en la técnica de atenuación espectral.

En primer lugar, la señal de audio se subdivide en bloques, aplicando una ventana de Hamming o de Hanning para determinar la transformada de Fourier discreta del bloque. Se adopta un nivel de solapamiento suficiente para garantizar que el proceso no introduce distorsiones generadas al modificar el espectro entre dos bloques sucesivos. Seguidamente se aplica al espectro obtenido la función f obteniendo una nueva versión del espectro X , del que se determina la transformada inversa con ayuda de un ventaneado posterior. Ya en el dominio temporal, se hace uso de una función de compensación en razón de la pérdida de ganancia por efecto del ventaneado. Todas estas operaciones se realizan en cada bloque, de forma que finalmente se debe insertar el resultado en el emplazamiento conveniente, de forma análoga a como se hace en la práctica de la STFT estándar.

Para la supresión del ruido acústico en este estudio se aplicó un algoritmo que realiza la operación de sustracción espectral de una manera eficiente. En [214] se realiza una segmentación de la señal mediante ventanas de Hamming convenientemente solapadas para determinar el espectro que corresponde a cada bloque. Este espectro se modifica mediante un filtro H y, finalmente, se obtiene la señal limpia calculando la transformada inversa e insertando cada bloque temporal en la posición adecuada.

El filtro de sustracción espectral H se determina reemplazando $|D(\omega)|$ por una cantidad que se puede medir fácilmente: el valor medio de dicha magnitud $m(\omega)$ obtenido durante segmentos de inactividad de la señal subyacente:

$$\begin{aligned} \mu(\omega) &= E[|D(\omega)|] \\ H(\omega) &= 1 - \frac{\mu(\omega)}{|Y(\omega)|} \\ X(\omega) &= [Y(\omega) - \mu(\omega)]e^{j\theta_Y} \end{aligned} \tag{4.4.4}$$

siendo θ_Y la fase del espectro de la señal degradada.

$$e(\omega) = \widehat{X}(\omega) - X(\omega) = D(\omega) - \mu(\omega)e^{j\theta_Y} \tag{4.4.5}$$

El error espectral se puede moderar sustituyendo $|Y(\omega)|$ por promedios locales:

$$|\overline{Y(\omega)}| = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} |Y_k(\omega)| \tag{4.4.6}$$

dónde el subíndice k hace referencia a un bloque dado de señal. Para cada frecuencia ω para la que se cumpla la expresión siguiente, la salida del filtro se hace nula:

$$\frac{\mu(\omega)}{|Y(\omega)|} < 1 \tag{4.4.7}$$

De este modo, la nueva versión del filtro viene dada por:

$$H(\omega) = \begin{cases} 1 - \frac{\mu(\omega)}{|Y(\omega)|}, & 1 - \frac{\mu(\omega)}{|Y(\omega)|} > 0 \\ 0 & \text{resto} \end{cases} \tag{4.4.8}$$

En ausencia de señal subyacente, el error $e(\omega)$ genera un ruido residual cuya presencia es necesario moderar. Para ello se tiene en cuenta que en un bloque dado este ruido fluctúa en amplitud aleatoriamente y se puede suprimir reemplazando su valor corriente por un valor mínimo obtenido de bloques de análisis adyacentes.

Finalmente, una vez detectados los bloques de inactividad de la señal subyacente, se debe suprimir la señal en ellos. Para detectar dicha ausencia se calcula T :

$$T = 20 \log_{10} \left[\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \left| \frac{\widehat{X}(\omega)}{\mu(\omega)} \right| d\omega \right] \tag{4.4.9}$$

y se clasifica un bloque como sin actividad si $T < T_0$ dB. La salida del filtro de atenuación espectral se escribe finalmente:

$$X(\omega) = \begin{cases} \widehat{X}(\omega) & T \geq T_0 \\ cY(\omega) & T < T_0 \end{cases} \tag{4.4.10}$$

El algoritmo se puede resumir en las etapas ilustradas en la Figura 106.

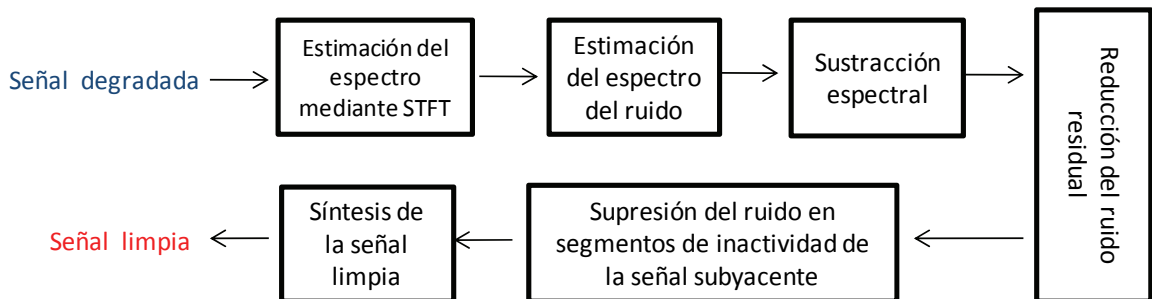


Figura 106. Algoritmia para la técnica de atenuación espectral

La Figura 107 muestra el resultado de aplicar a un segmento de las señales captadas tanto por el acelerómetro como por el micrófono, el criterio de Boll de para la sustracción espacial en la reducción de ruidos.

El contenido frecuencial de un evento de ronquido se representa en la Figura 108. Se emplea la técnica del espectrograma para visualizar las similitudes espectrales de las señales registradas con los dos sistemas sometidos a estudio. En la Figura 109 se representa la densidad espectral de potencia, estimada mediante el método autorregresivo Yule Walker, para el evento representado en la Figura 108.

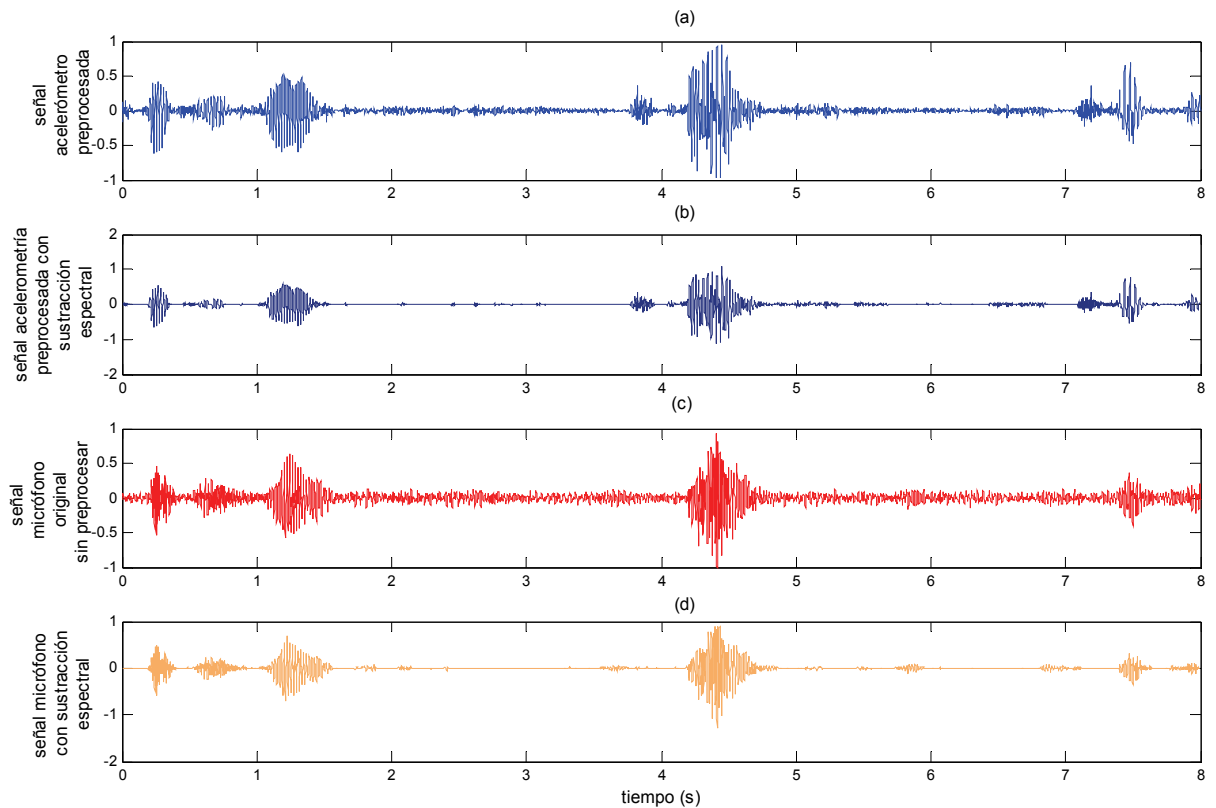


Figura 107. (a) Señal de acelerometría preprocesada sin componente de continua, normalizada y filtrada mediante un filtro Butterworth BP con banda de paso entre 5 y 200 Hz, (b) Señal registrada por el sensor de aceleración, preprocesada y con reducción de ruido mediante sustracción espectral, (c) Señal original registrada por el micrófono de experimentación, (d) Señal original registrada por el micrófono de experimentación, con reducción de ruido mediante sustracción espectral.

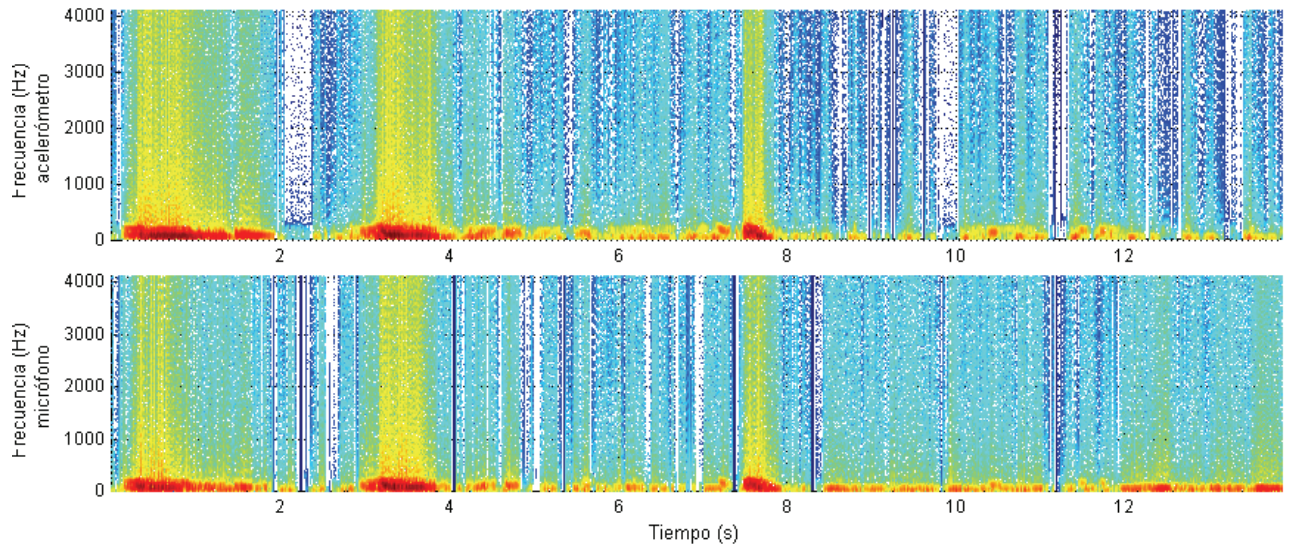


Figura 108. Espectrogramas de las señales de acelerometría y micrófono, preprocesadas con reducción de ruido, correspondientes a diversos eventos continuados.

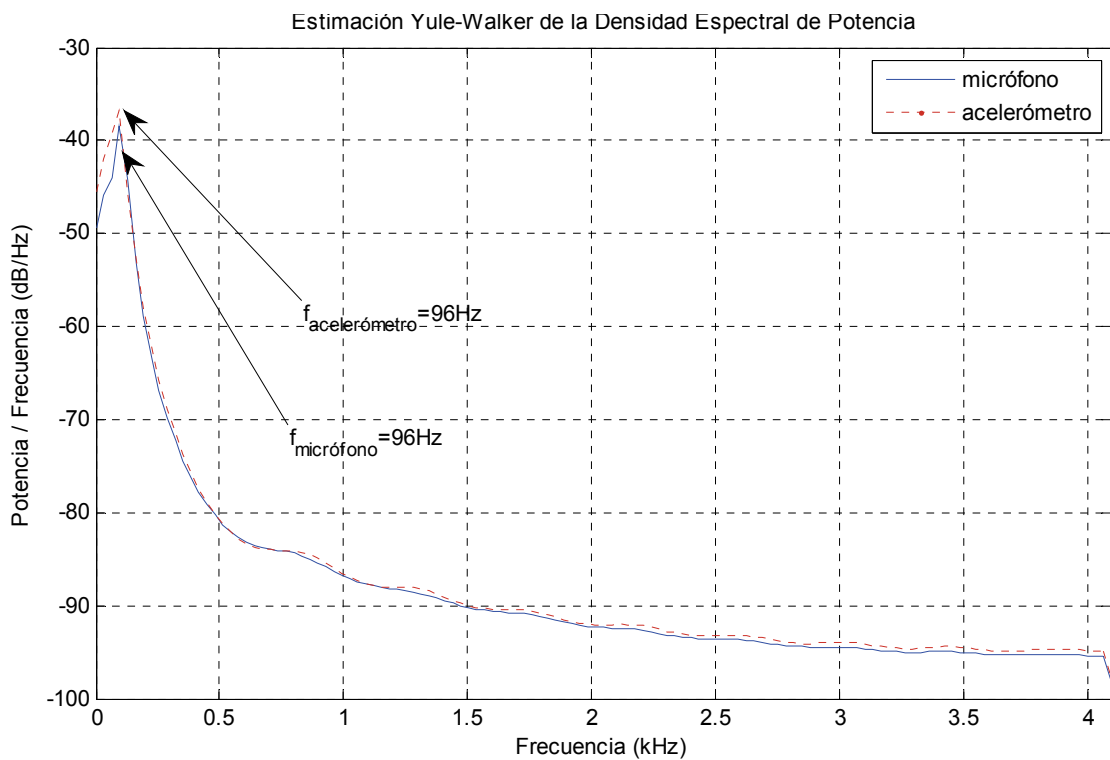


Figura 109. Densidad Espectral de Potencia estimada mediante el criterio autorregresivo Yule Walker, para las señales de acelerometría y micrófono, preprocesadas con reducción de ruido, correspondientes a diversos eventos continuados.

4.4.4 Enventanado

La naturaleza no estacionaria del ronquido da origen al análisis localizado de la señal, que obligará al uso de tramas de voz de duración de *ms*. El mecanismo que permite, dada una señal de ronquido, realizar un análisis localizado mediante el uso de tramas consecutivas se denomina enventanado de la señal. Con cada ventana de la señal se deberán realizarse los cálculos de autocorrelación, que permitan obtener la información relevante del pitch esta señal.

En el dominio de la frecuencia el enventanado produce una convolución del espectro de la señal con el espectro de la ventana. Para minimizar este efecto convolutivo sería deseable ventanas con lóbulo principal estrecho y lóbulos secundarios pequeños. En el límite sería una delta, pero esto no tendría efecto de ventana temporal. Si el lóbulo principal es ancho se produce un suavizado espectral, lo que implica una menor resolución de detalles en el espectro. Si los lóbulos secundarios son importantes, inducirán un espectro lobulado, lo que conduce a la necesidad de una señal de compromiso.

En la práctica el suavizado espectral es un efecto menos importante que el lobulado espectral, por lo que predomina la elección de ventanas con lóbulos secundarios bajos. Esta es la razón por la que se ha seleccionado para el estudio la ventana de Hamming.

En la selección del tamaño (N) de la ventana, deben tenerse en cuenta las siguientes consideraciones:

- N debe ser suficientemente grande para que haya varios periodos dentro de la ventana.
- N debe ser suficientemente pequeño para que no existan variaciones del “pitch” dentro de la Ventana.
- Compromiso: emplear un N variable que incluya 2 períodos.

En base a estas consideraciones se seleccionó N=100ms, con un solapamiento (*overlapping*) de 20ms.

4.4.5 Determinación del Pitch del ronquido

La identificación de sujetos mediante el Pitch del ronquido se ha propuesto recientemente como método para el screening de pacientes susceptibles de padecer SAHS [215]. Este parámetro presenta algunas ventajas notables sobre otros parámetros extraíbles de la señal del ronquido, tales como la intensidad sonora. Entre otras propiedades, el Pitch permite diferenciar el ronquido de otros sonidos biológicos

Los algoritmos de detección del Pitch pueden clasificarse dependiente del dominio en el que operan: tiempo, frecuencia o ambos.

- Un grupo de métodos de detección emplea la detección y localización de alguna característica temporal (técnica Zero-Crossing [216][217]) Otros métodos en el dominio del tiempo emplean funciones para detectar similitudes entre la señal y

una versión retrasada de la misma (técnica por Autocorrelación [218] o AMDF (Average Magnitude Difference Function [219])).

- Otra familia de métodos opera en el dominio de la frecuencia, localizando picos sinusoidales en la respuesta en frecuencia de la señal a procesar (técnica Cepstrum [220][221][222]).
- Otros métodos por último emplean combinaciones en el tiempo y la frecuencia para detectar el Pitch. El inventariado de la señal en estos casos se hace necesario para evitar la contaminación espectral. Dependiendo de la ventana empleada, un número mínimo de periodos de la señal deberá analizarse para realizar una detección precisa de los máximos frecuenciales [223]. También suelen aplicarse en los métodos frecuenciales, etapas de preprocesamiento que faciliten la localización de los diferentes armónicos. La predicción lineal y la saturación de máximos espectrales son algunas técnicas empleadas.

De entre todos los detectores del Pitch, se ha seleccionado para este estudio el más clásico, basado en la operación en el dominio temporal y conocido como método de Autocorrelación (AC), con la variante Centre Clipping. En la Figura 110 puede apreciarse el esquema de detección.

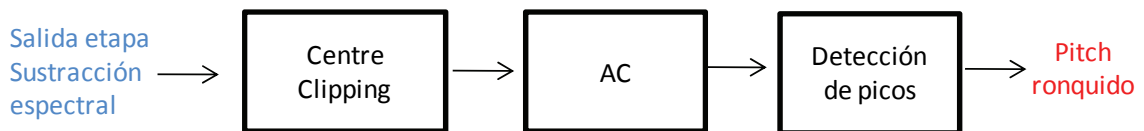


Figura 110. Esquema de detección del Pitch basado en AC con Centre Clipping

Se detallan a continuación los bloques de procesado basados en las técnicas de Centre-Clipping, AC y detección de picos.

4.4.5.1 Método AC

La señal obtenida a partir del proceso de Centre-Clipping, se somete al cálculo de la función de autocorrelación (AC).

El máximo principal en la función de autocorrelación corresponde al retraso $m=0$. La localización del siguiente máximo proporciona una estimación del periodo y su magnitud cuantifica la periodicidad de la señal. Para señales analógicas, la frecuencia fundamental está dada por:

$$\hat{f}_1 = \frac{1}{\tau_{\max}}, r(\tau_{\max}) = \max_{\tau} (r(\tau)) \quad (4.4.11)$$

$$\tau > 0$$

4.4.5.2 Centre Clipping

La autocorrelación contiene mucha más información de la necesaria: además de sobre la periodicidad, la autocorrelación tiene información acerca de la envolvente espectral (tracto vocal). El primer formante, por ejemplo, puede interferir en la estimación del Pitch, por lo que conviene realizar algún preprocesado que “blanquee” el espectro, eliminando influencias del tracto vocal. Se han propuesto numerosas técnicas pero “Centre Clipping” (CC) ha demostrado ser la más eficaz [224]. CC está descrita por la expresión (Figura 111):

$$y(n) = \begin{cases} x(n) - \text{sgn}(x(n))C_L & |x(n)| > C_L \\ 0 & \text{resto} \end{cases} \quad (4.4.12)$$

Donde C_L se toma como un porcentaje del máximo valor en amplitud de la señal. Valores altos de C_L definen más claramente la periodicidad, pero se pueden perder periodos enteros.

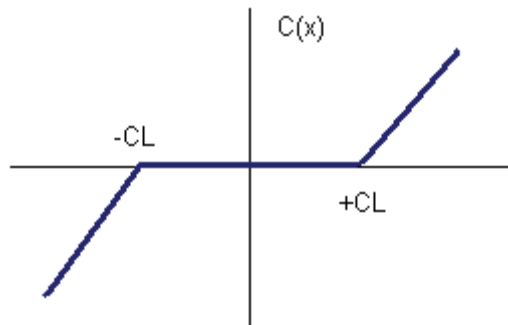


Figura 111. Centre Clipping.

La Figura 112 ilustra el resultado del proceso de Centre-Clipping con un coeficiente del 50% para una trama de 100ms de la señal de acelerometría.

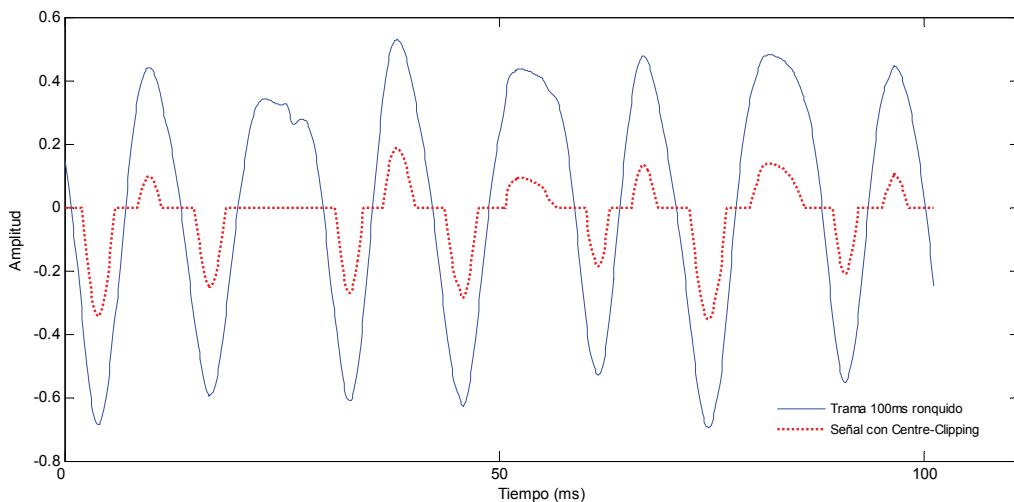


Figura 112. Trama de 100ms de la señal de acelerometría preprocesada (trazo continuo azul) y sometida a Centre-Clipping con umbral del 50% (trazo discontinuo rojo).

4.4.5.3 Detección de picos

De acuerdo con el esquema de detección empleado se hace necesaria la determinación del segundo máximo de la función de correlación obtenida. El diseño empleado se basa en la detección de máximos por encima del 50% de la magnitud del máximo principal (correspondiente a un retraso nulo). Si el segundo máximo es inferior al 50% del pico principal, se considera que la trama no presenta un pitch reconocible, y por tanto se excluye del cálculo del Pitch promedio.

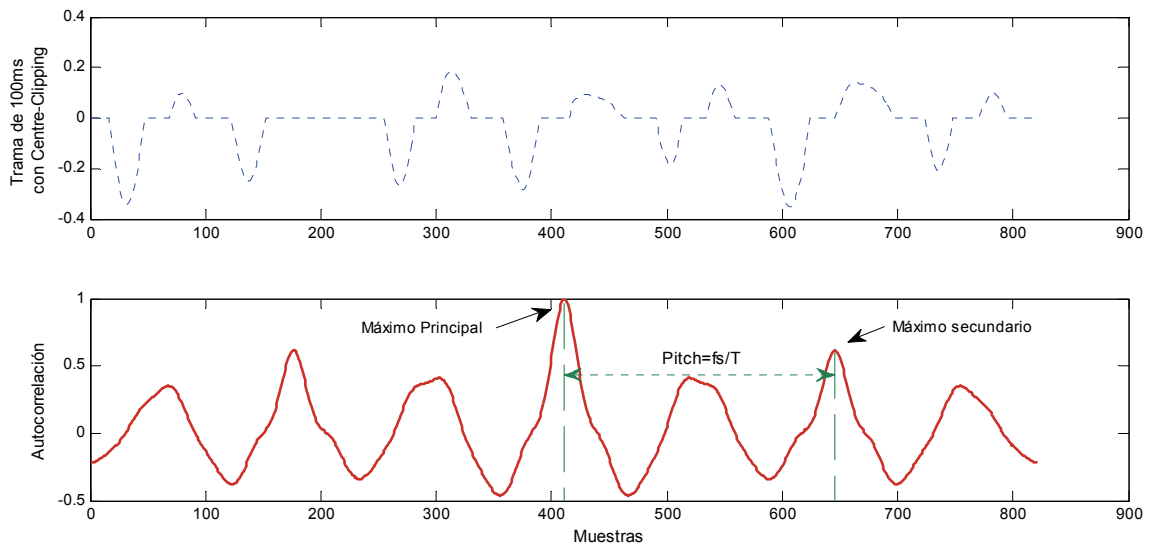


Figura 113. Trama de 100ms de la señal de acelerometría con Centre-Clipping con umbral del 50% (trazo discontinuo azul) y resultado del cálculo de la función de autocorrelación para la determinación del Pitch de la trama.

En la Figura 113 puede apreciarse el proceso de determinación del Pitch de cada trama de 100ms empleando para ello el método basado en la función de autocorrelación (AC).

4.4.6 Análisis estadístico comparativo de los resultados

El parámetro Pitch de cada ronquido fue determinado para un conjunto de 43 eventos, por aplicación del algoritmo anterior a las señales procedentes del micrófono y del sensor de aceleración. La Tabla XXXIV recoge los resultados de estos cálculos para cada uno de los eventos analizado. Se marcan en color rojo aquellos eventos para los cuales la identificación del Pitch fue negativa.

Se ha empleado el criterio de Bland Altman y el basado en el análisis de la correlación para evaluar el nivel de concordancia entre ambos sensores. La Figura 114 muestra el diagrama de dispersión (*scatter plot*) del Pitch y la correspondiente recta de regresión (rectas de trazo discontinuo y color rojo) para el ajuste lineal de los datos procedentes de los sensores sometidos a análisis comparativo. Se muestran igualmente los coeficientes de correlación y las ecuaciones de las correspondientes rectas de ajuste.

Se aprecia como se encontró una buena correlación entre el parámetro evaluado mediante la señal Micrófono y el mismo parámetro calculado a partir del sensor de aceleración.

SUJETO	EVENTO	PITCH MICROFONO	PITCH ACELEROMETRO
P01	Ronquido Normal 1	85,33	92,95
P01	Ronquido Normal 5	105,87	111,09
P01	Ronquido Normal 7	65,64	67,90
P02	Ronquido apneico 1	50,52	55,15
P02	Ronquido apneico 2	82,50	91,70
P02	Ronquido apneico 3	87,73	96,27
P02	Ronquido apneico 4	85,97	91,11
P02	Ronquido apneico 5	80,82	78,44
P03	Ronquido Normal 1	98,92	98,90
P04	Ronquido apneico 1	58,65	No detectado
P04	Ronquido apneico 2	52,34	No detectado
P05	Ronquido Normal 1	136,09	141,20
P05	Ronquido Normal 2	121,85	124,57
P05	Ronquido Normal 3	113,70	120,07
P05	Ronquido Normal 4	103,47	107,01
P05	Ronquido Normal 5	110,00	110,67
P05	Ronquido Normal 6	111,46	112,01
P06	Ronquido apneico 1	58,69	55,61
P06	Ronquido apneico 2	55,66	57,22
P06	Ronquido apneico 3	55,32	64,18
P06	Ronquido apneico 4	49,42	53,99
P06	Ronquido apneico 5	56,69	61,67
P06	Ronquido apneico 6	63,73	71,73
P06	Ronquido apneico 7	57,86	62,49
P06	Ronquido apneico 8	49,60	55,71
P07	Ronquido apneico 4	91,5277	No detectado
P07	Ronquido apneico 5	113,90	115,94
P08	Ronquido apneico 1	53,47	53,53
P08	Ronquido apneico 2	64,34	69,06
P08	Ronquido apneico 3	74,99	78,59
P08	Ronquido apneico 4	77,82	73,55
P08	Ronquido apneico 5	57,89	67,04
P12	Ronquido Normal 2	60,46	62,38
P12	Ronquido Normal 4	78,76	88,23
P14	Ronquido apneico 1	73,88	79,61
P14	Ronquido apneico 2	102,71	100,99
P14	Ronquido apneico 3	75,67	84,05
P14	Ronquido apneico 4	73,41	66,25
P14	Ronquido Normal 1	75,63	76,03
P14	Ronquido Normal 2	86,56	82,49
P14	Ronquido Normal 3	65,74	75,14
P14	Ronquido Normal 4	87,18	88,02
P14	Ronquido Normal 5	84,53	94,20
P14	Ronquido Normal 6	88,79	93,27
P14	Ronquido Normal 7	89,91	91,03

Tabla XXXIV. Pitch determinado a partir de la señal de acelerometría y de la señal procedente del micrófono para cada uno de los eventos analizados.

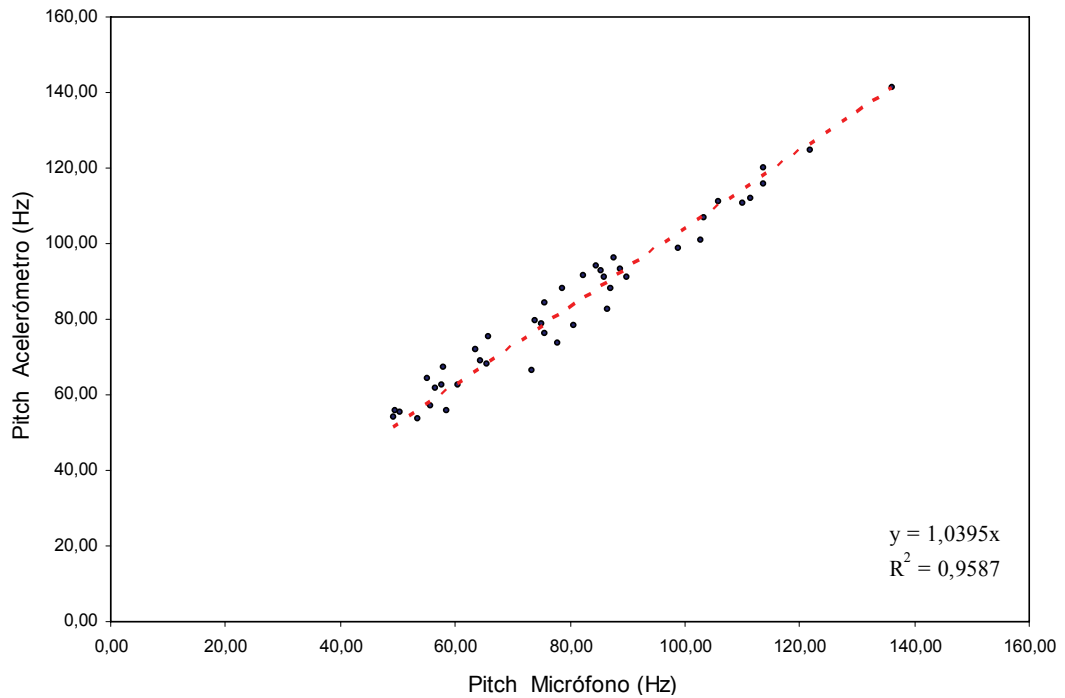


Figura 114. Diagrama de dispersión y regresión lineal para el pitch calculado mediante el micrófono y el acelerómetro

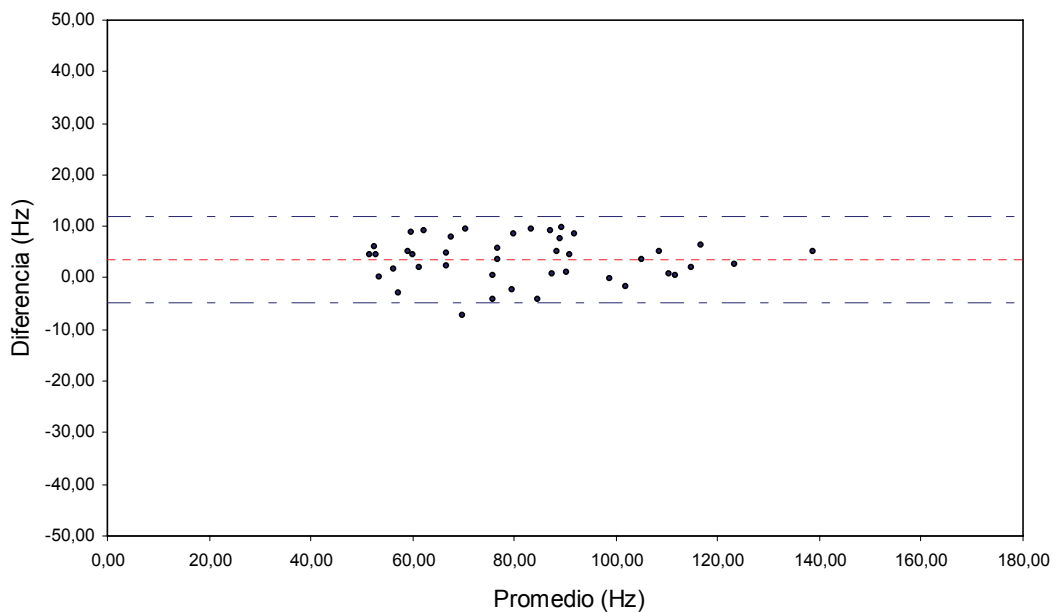


Figura 115. Diagrama de Bland Altman comparativo Micrófono-Acelerómetro para el Pitch medio asociado al ronquido

En la Figura 115 se ilustra el diagrama de Bland Altman representando los valores promedio de las medidas frente a las diferencias entre las mismas. Se marcan los intervalos de confianza del 95% (rectas de trazo discontinuo y color azul) en torno al valor promedio calculado (rectas de trazo discontinuo y color rojo).

4.5 Conclusión

Se han descrito en este capítulo los resultados obtenidos para cada una de las componentes extraídas de la señal de aceleración en relación a su homóloga registrada por los cauces convencionales.

Se ha detallado los resultados derivados del procesado de cada señal y se ha expuesto cada análisis estadístico desarrollado. En el Capítulo V, se valoran estos resultados.

Capítulo V

DISCUSION DE LOS RESULTADOS

« "Creo que en la discusión de los problemas naturales, deberíamos comenzar no con las Escrituras, sino con experimentos y demostraciones." Galileo Galilei (1564 -1642)

Resumen: En este capítulo se evalúan y comparan los resultados de los análisis precedentes. Se analizan y se comprueban estadísticamente los algoritmos desarrollados, contrastando la posible validez diagnóstica de la información proporcionada, en relación a la registrada por los cauces convencionales.

5.1 Introducción

En este capítulo se evalúan los resultados del análisis y procesado mostrados en el capítulo anterior, con especial atención a la consideración y relevancia que estos resultados tienen respecto de los objetivos planteados, así como de su empleo en el desarrollo de aplicaciones orientadas al diagnóstico del SAHS.

5.2 Resultados relativos a la componente respiratoria en el acelerómetro

El análisis del grado de similitud entre diferentes métodos o sistemas de medida requiere de una revisión del contexto de la aplicación en la que estos métodos van a ser empleados. Es la aplicación en cuestión la que determina la diferencia máxima factible en la salida de los sistemas. En el caso de la respiración, y si lo que se pretende es clasificar la respiración como normal o anormal en cuanto a la tasa respiratoria, serán aceptables errores o desviaciones en la medida de hasta 5 respiraciones por minuto. Para monitorización continua de paciente en estado crítico, deberán considerarse sistemas con error inferior a 1 respiración por minuto.

De acuerdo a la precisión calculada en este estudio, el sistema basado en el sensor de aceleración propuesto, ubicado en la zona traqueal del sujeto, podría emplearse con garantías en aplicaciones de ámbito domiciliario en general, y en aplicaciones orientadas al establecimiento o clasificación de ritmos respiratorios en particular. Es precisamente en esta vertiente de uso práctico, en la que la monitorización respiratoria que permite el sistema sustentado por la acelerometría, puede aportar, como veremos, los resultados más relevantes y novedosos.

La Figura 116 y la Figura 117 muestran los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre error en el que se incurre mediante la valoración de la tasa respiratoria con el acelerómetro en relación a la medida con el termistor y el parámetro SNR (dB), calculado en la banda respiratoria de la señal de acelerometría.

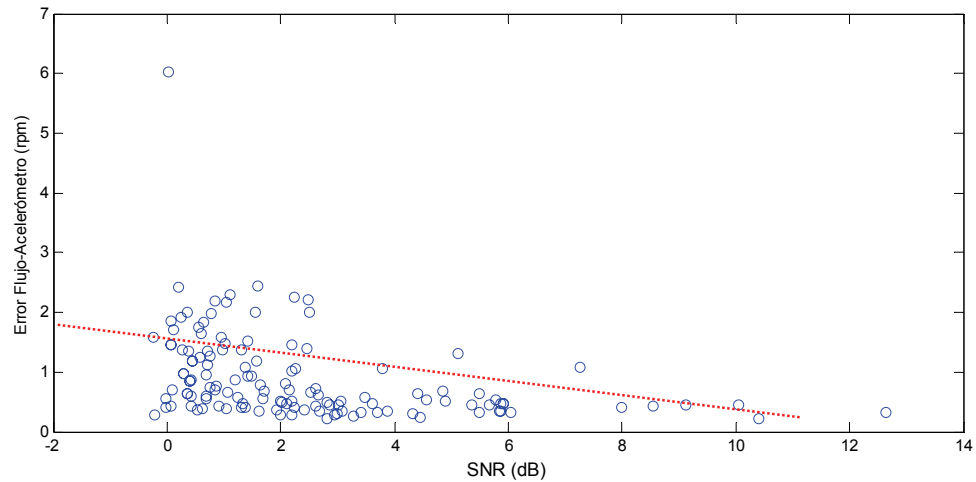


Figura 116. Diagrama de regresión (*scattergram*) de la SNR, expresada en dB, y el error calculado como la diferencia entre la tasa respiratoria medida con el termistor y la valorada con el acelerómetro

Las ecuaciones de los modelos ajustados son:

$$\begin{aligned} \text{Error}_{\text{Termistor}} &= 1,18063 - 0,114393 * \text{SNR} \\ \text{Error}_{\text{Esfuerzos}} &= 2,21468 - 0,222509 * \text{SNR} \end{aligned} \quad (6.2.1)$$

Del análisis de la varianza se desprende que en ambos casos, y dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0.01, existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 99%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 0,681727 para el caso del termistor y 1,80854 para la señal combinada de esfuerzos. El error absoluto medio (MAE), valor medio de los residuos, es 0,471861 para el conjunto acelerómetro-termistor y 1,30905 para el conjunto acelerómetro-galgas. El estadístico Durbin-Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es inferior en ambos casos a 0.05, hay indicio de correlación serial.

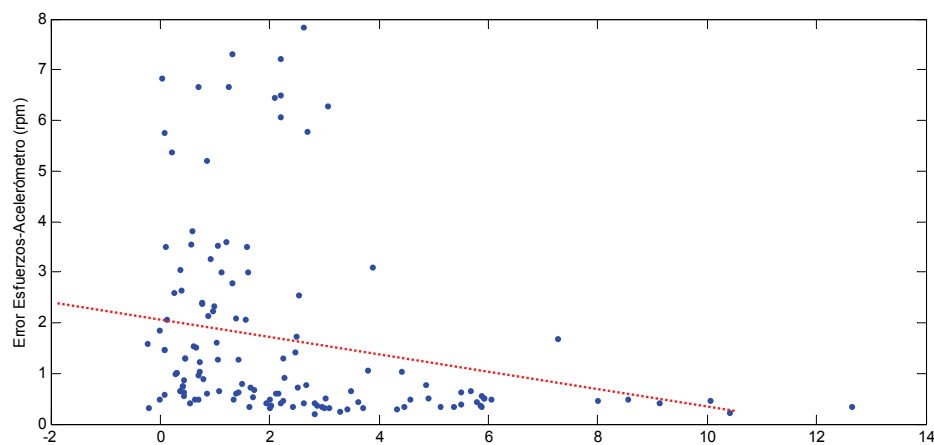


Figura 117. Diagrama de regresión (*scattergram*) de la SNR y el error calculado como la diferencia entre la tasa respiratoria medida con las galgas de esfuerzos y la valorada con el acelerómetro

El error representado frente al parámetro SNR en la Figura 116 y en la Figura 117, presenta cierta relación lineal aproximada, mas acentuada en el caso del termistor. Ello indica que la precisión en la medida esta vinculada al logaritmo de la relación señal-ruido, que por tanto afecta sensiblemente a la habilidad del sistema para la detección correcta de la tasa respiratoria.

Es importante destacar que de partida, la información captada por la acelerometría en lo relativo a la respiración no tiene una naturaleza muy definida. Las vibraciones registradas pueden provenir bien de los movimientos torácico-abdominales bien de las vibraciones internas ocasionadas por el volumen de aire inhalado o exhalado en cada ciclo respiratorio. No hay que obviar que la señal de flujo aéreo y la generada a partir de las galgas de esfuerzos contienen información respiratoria, que en condiciones normales se encuentra en fase, y que difiere fundamentalmente en periodos de anomalías respiratorias, en las que se producen movimientos sin ingreso aéreo efectivo.

Del estudio realizado se desprende que la componente respiratoria extraída del acelerómetro está fuertemente correlacionada con la proporcionada por el termistor, y en menor medida con la vinculada a los esfuerzos respiratorios. La magnitud valorada de forma indirecta mediante la técnica de acelerometría resulta por tanto el flujo aéreo, como por otra parte se esperaba, al contemplar la evolución de las señales proporcionadas por el sistema en periodos de disfunción respiratoria. En la Figura 66, se aprecia claramente como en presencia de esfuerzos característicos de un evento obstructivo, el sensor de aceleración no resulta excitado, siguiendo el patrón temporal marcado por la señal de flujo aéreo.

Con foco exclusivo en el caso del termistor, se concluye que la precisión oscila en torno a ± 3 respiraciones por minuto para valores bajos de la relación señal ruido ($[-1\text{dB}, 6\text{dB}]$) y mejora sustancialmente para relaciones señal ruido por encima de los 6dB, como puede apreciarse claramente en la Figura 116. La implicación de este dato es clara. La mejora de la SNR, induce una mejora sustancial de la precisión de la tasa respiratoria considerando patrón de medida la tasa proporcionada por un termistor. Ello supone igualmente que con un mejor procesamiento de la señal, la precisión podría mejorarse para señales con una SNR de hasta -1 dB.

Finalmente no se esperaba que el cálculo de la tasa respiratoria mediante el acelerómetro estuviese significativamente influenciada por la edad o por la relación señal-ruido, excepto cuando índices de masa corporal muy elevada conduzcan a incrementos importantes en el contorno del pecho. Lo mismo ocurre con el género del sujeto.

5.2.1 Monitorización respiratoria, SNR y registros de larga duración

El sistema presentado basado en la medida de la acelerometría para la extracción de la señal respiratoria, se ha demostrado efectivo en el cálculo de la tasa respiratoria. Se ha demostrado que la relación SNR es un parámetro fundamental en relación a la precisión alcanzada con el sistema de medida, y que valores superiores a 6dB de la relación señal-ruido proporcionan un resultado óptimo, de forma que el sistema propuesto, ubicado en la zona traqueal del sujeto, podría emplearse con garantías en aplicaciones de ámbito domiciliario en general, y en aplicaciones orientadas al establecimiento o clasificación de ritmos respiratorios en particular.

Con objeto de ilustrar la aplicación del método propuesto a registros de larga duración, se muestra en la Figura 118 el resultado de la aplicación del procesamiento descrito para el cálculo de la tasa respiratoria para un registro completo de un paciente. Un total de 5760 segundos han sido analizados. El registro corresponde a un paciente (P05) sometido a un test de polisomnografía nocturna, bajo prescripción médica por sospecha de padecer el Síndrome de Apnea del Sueño, e incluye episodios de apneas obstructivas, centrales, hipopneas y artefactos causados por movimientos.

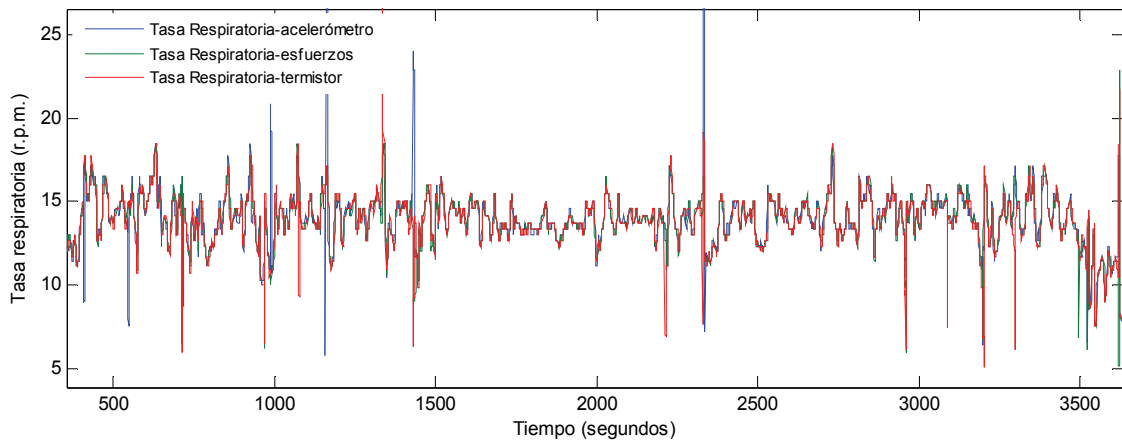


Figura 118. 65 minutos de monitorización de la tasa respiratoria con los 3 sistemas analizados procedentes de un registro completo de 5760 segundos.

Los resultados comparativos del método propuesto con los sensores respiratorios tradicionales son notablemente positivos. El error calculado como la diferencia de la tasa respiratoria calculada con el acelerómetro y la deducida del termistor, presenta un valor medio de -0.0286 respiraciones por minuto, y una desviación estándar de 2.2030 respiraciones por minuto. El error calculado como la diferencia de la tasa respiratoria calculada con el acelerómetro y la deducida de la señal combinada de esfuerzos, presenta un valor medio de -0.0833 respiraciones por minuto, y una desviación estándar de $1,6216$ respiraciones por minuto.

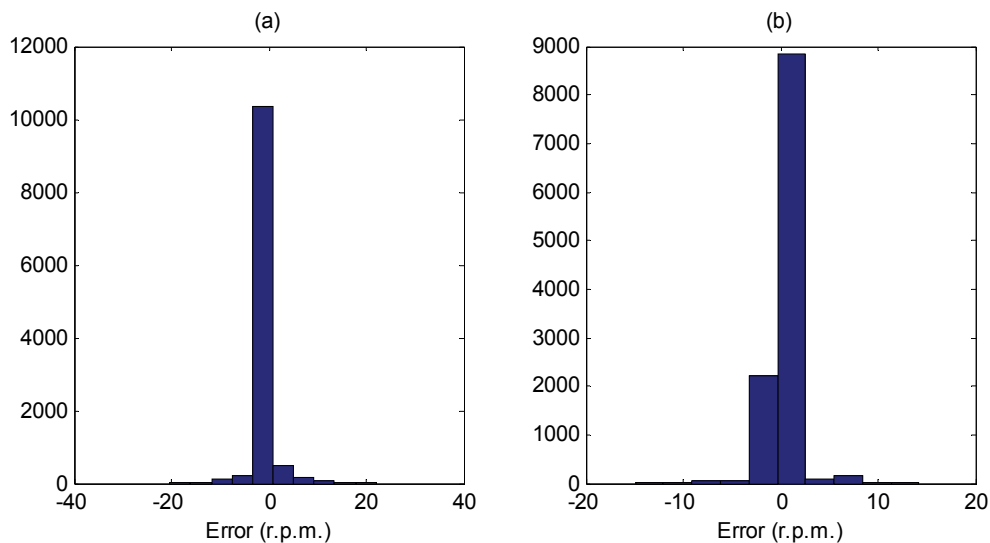


Figura 119. Histogramas de la distribución del error en la tasa respiratoria medida con el acelerómetro vs. la calculada mediante el termistor (a) y las galgas de esfuerzos (b)

En la Figura 119 se aprecian los histogramas de las distribuciones del error cometido en el cálculo de la tasa respiratoria respecto de los dos procedimientos habituales estudiados, para el registro completo del paciente P05. Se observa la mayor uniformidad entorno a errores próximo a cero para el caso de la comparativa acelerometría-termistor.

5.2.1.1 Detección del SAHS mediante la componente respiratoria

La aplicación a ciertos trastornos respiratorios en general y al Síndrome de Apnea del Sueño (SAS) en particular, ha sido objeto de estudio a través del algoritmo propuesto en la sección III. Los algoritmos actuales de detección operan sobre la señal de flujo respiratorio, registrada mediante termistores o cánulas nasales en el mayor número de ocasiones.

El algoritmo propuesto opera de forma novedosa sobre la señal proporcionada por un acelerómetro ubicado en las proximidades de la traquea. Este algoritmo de clasificación ha sido testado y los resultados se muestran en la Tabla XII, donde se comparan los resultados con los obtenidos tras la aplicación a la señal respiratoria de flujo oronasal revisada manualmente por los expertos de la unidad del sueño hospitalaria.

De los resultados se concluye que se detectaron con éxito un 85.6% de los eventos de apneas. Un 14% de los eventos de apnea no pudo ser detectado.

En el capítulo de eventos sin clasificar, el sistema propuesto obtuvo un porcentaje del 3,8% de eventos sin clasificar sobre el total de eventos analizados (incluyendo segmentos clasificados con respiración normal).

Para finalizar, el acelerómetro registró un 6,28% de artefactos, frente al 2,11% de anomalías caracterizadas a partir del termistor.

5.3 Resultados relativos a la componente cardiaca en el acelerómetro

El estudio de la información relativa a la componente cardiaca contenida en el sensor de aceleración es de especial relevancia por su vinculación al diagnóstico del SAHS y a otros trastornos cardiorrespiratorios, tal y como se ha descrito en el Capítulo II.

La variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC) es el parámetro más empleado al respecto en el estado del arte, y será el que foco de este estudio. No obstante la variabilidad de baja frecuencia refleja cambios de la frecuencia cardiaca originados en las ondas de Maier de presión arterial y es considerada un índice del reflejo barorreceptor. La variabilidad de alta frecuencia depende de la influencia de la actividad vagal sobre el corazón y es un índice de la arritmia sinusal respiratoria. La relación LF/HF provee una estimación del equilibrio simpático-vagal sobre el corazón, y ello hace que un su medida pueda ser empleada para el diagnóstico de diversos trastornos cardiovasculares.

Tradicionalmente, la variabilidad de la frecuencia cardiaca se ha obtenido de la serie temporal RR del ECG. La posibilidad de analizar la variabilidad cruzada entre las series temporales RR (intervalos entre ondas RR consecutivas del ECG) y los intervalos entre puntos situados en la misma posición relativa en las vibraciones originadas por el bombeo sanguíneo en la posición de ubicación del acelerómetro, es un aspecto poco abordado en la literatura, y parece ser interesante puesto que el trabajo fundamental del corazón es netamente mecánico.

En este estudio se ha demostrado como resulta posible la reconstrucción de la señal de VFC a partir de la señal de aceleración captada por el sensor en la superficie de la piel, en lugar de empleo de la clásica serie RR extraída de la electrocardiografía.

Para ello se han desarrollado algoritmos basados en la detección de las crestas R, reformulados para la localización de los puntos de interés en la señal acelerométrica. Se han aplicado distintos métodos para la eliminación de artefactos, componentes ectópicas, y para la corrección de errores en la detección de crestas cardiacas.

Con todo, el sistema basado en el empleo de un sensor de aceleración ha mostrado su efectividad para la medida de la tasa cardiaca instantánea y para la evaluación de los diferentes parámetros del sistema autonómico cardiaco obtenidos por análisis temporal, espectral o no lineal.

Aunque puede incidirse en la mejora del procesamiento de señal para la detección y corrección de crestas R, incluyendo la evaluación de técnicas no lineales (Lógica Difusa o Redes Neuronales), los resultados obtenidos son claramente satisfactorios.

Del estudio comparativo de los resultados obtenidos a partir del cálculo de la señal de variabilidad cardiaca y sus índices más comunes, se indujeron resultados que muestran una excelente correlación del sistema basado en la señal de acelerometría frente al método de referencia basado en la electrocardiografía.

La Tabla XXXV, la Tabla XXXVI y la Tabla XXXVII, muestran los índices de correlación y los intervalos de confianza del 95% obtenidos a partir del análisis de Bland

Altmann para los distintos parámetros estadísticos temporales, frecuenciales y no lineales. Se aprecian los altos índices de correlación para cada estadístico.

Destacan los índices de correlación superiores al 96% en los índice estadísticos temporales TC_{medio} , RMSSD, NN50, y superiores al 95% para el cálculo del ratio simpático/para-simpático empleando tanto técnicas autorregresivas como métodos basados en la DFT. Por último se han obtenido índices superiores al 98% en la evaluación de los parámetros de Poincaré.

Parámetro	Coef. Correlación R	Intervalo Confianza 95%	
RR medio	0,9995	-0,02	0,01
STD	0,9937	-0,03	0,01
TC media	0,9998	-1,14	1,78
RMSSD	0,9787	-33,96	14,20
NN50	0,9711	-26,94	14,76
pNN50	0,8655	-11,83	5,72

Tabla XXXV. Coeficientes de correlación e intervalos de confianza para los distintos índices temporales estadísticos

Parámetro	Coef. Correlación R	Intervalo Confianza 95%	
LF (n.u.) DFT	0,9049	8,40	-13,51
HF (n.u.) DFT	0,8359	14,70	-17,46
Ratio LF/HF DFT	0,9622	0,79	-0,70
LF (n.u.) AR	0,7632	13,31	-18,58
HF (n.u.) AR	0,7072	12,98	-19,70
Ratio LF/HF AR	0,9854	0,27	-0,21

Tabla XXXVI. Coeficientes de correlación e intervalos de confianza para los índices frecuenciales normalizados, obtenidos mediante técnicas basadas en la DFT y técnicas autorregresivas (AR)

Parámetro	Coef. Correlación R	Intervalo Confianza 95%	
SD1	0,9847	69,60	-267,21
SD2	0,981	267,24	-92,36

Tabla XXXVII. Coeficientes de correlación e intervalos de confianza para los índices no lineales de Poincaré SD1 y SD2

Hay que destacar que el estudio comparativo está circunscrito al registro de series cortas de 5 minutos de duración, ya que los estudios realizados en las Unidades del Sueño hospitalaria no alcanzan las 18 horas prescritas para la realización de análisis de series de larga duración.

5.3.1 Detección del SAHS mediante la componente cardiaca

Respecto del método de detección del SAHS mediante el análisis espectral de la señal de variabilidad, el procedimiento puede ser eficaz en la detección del padecimiento del trastorno, aunque parece ineficaz a la hora de graduar la severidad de la enfermedad. Un estudio estadísticamente más significativo, fuera del alcance de este trabajo, con la ejecución de tests-T de significancia debería realizarse para corroborar estos resultados.

Se ha evaluado de forma no intensiva un método para la detección del SAHS empleando para ello el análisis frecuencial de la señal de variabilidad cardiaca. La Tabla XXVIII ilustra los resultados de la aplicación de algoritmo de detección del SAHS a partir del análisis frecuencial mediante técnicas no paramétricas de la señal de variabilidad cardiaca en la banda [0.01-0.05Hz]. Existen diferencias estadísticamente significativas entre los sujetos sanos y enfermos. Los primeros presentan un patrón de variabilidad cardiaca con un promedio energético bajo en la banda de interés, mientras que los pacientes diagnosticados con SAHS, muestran una energía media superior (0.5737 ± 0.5727 de enfermos frente a 0.1239 ± 0.0518 para sujetos sanos). Los sujetos 2 y 3, con un índice AIH muy cercano a 5, se sitúan muy próximos a la eventual frontera de decisión.

No obstante el estudio debe extenderse a un mayor número de pacientes para corroborar los resultados previos obtenidos, que en principio permiten clasificar (no graduar la gravedad del padecimiento) entre pacientes sanos y enfermos, en ambos casos respecto del síndrome de apnea.

5.4 Resultados relativos a la señal ronquido captada en el acelerómetro

Del estudio comparativo de los resultados obtenidos se deduce una correlación importante del sistema basado en la señal de acelerometría frente al método de referencia basado en el micrófono. La Tabla XXXVIII muestra el índice de correlación y los intervalos de confianza del 95% obtenidos a partir del análisis de Bland Altman. Se aprecia el alto índice de correlación.

La medida del Pitch se sitúa entre 11.84 Hz por encima y 4,76Hz por debajo del valor para el mismo parámetro calculado a partir de la señal proporcionado por un micrófono, con un 95% de confianza.

Parámetro	Coef. Correlación R	Intervalo Confianza 95%	
Pitch	0,9847	-4,76	11,84

Tabla XXXVIII. Coeficientes de correlación e intervalos de confianza en el cálculo del Pitch del ronquido mediante acelerometría

En uno de los eventos analizados no fue posible detectar el Pitch a partir de la señal de aceleración. Este evento se situó en un episodio de prolongada apnea obstructiva lo que indica que estos resultados deben analizarse con cierta cautela, extendiendo el análisis experimental a un mayor grupo de pacientes con SAHS severo. En episodios obstructivos, la señal de acelerometría recoge abundante información, que en muchos casos resulta difícil de separar de la componente roncadora pura.

Pese a ello y de acuerdo a la precisión evaluada en este estudio, el sistema basado en el sensor de aceleración propuesto, ubicado en la zona traqueal del sujeto, podría emplearse en aplicaciones de ámbito domiciliario en general, para proporcionar un parámetro (Pitch) que unido al resto de variables cardiorrespiratorias calculada, facilite la aplicación de técnicas de procesamiento para inducir el padecimiento del trastorno respiratorio evaluado.

De nuevo, un estudio estadísticamente más significativo, fuera del alcance de este trabajo, con la ejecución de tests-T de significancia debería realizarse para corroborar estos resultados.

Aunque la detección del pitch mediante acelerometría conduce a resultados prometedores, se ha encontrado que la detección de este parámetro en el ronquido no es trivial, y supone un reto de contrastada dificultad. No existe ningún algoritmo patrón o estándar para su evaluación y todas las técnicas existentes plantean importantes ventajas y desventajas.

Ello unido a la pseudo-periodicidad del sonido del ronquido y a la dificultad de detectar automáticamente estos eventos (en este estudio la detección se ha realizado de forma manual), aumenta la dificultad en la determinación de esta característica. El análisis es arduo y requiere de elevados recursos computacionales, debido a las exigentes etapas de procesado y a la tasa de muestreo empleada.

5.4.1 Detección del SAHS mediante la componente ronquido

Respecto de la relevancia del ronquido para la evaluación del riesgo de padecimiento del SAS, y a pesar de la existencia de algunos estudios en esta línea, nada concluyente puede establecerse aún. En los últimos años han sido publicados algunos estudios relacionados con la prevalencia del ronquido y su vinculación con la apnea del sueño. Se han desarrollado algunos sistemas, la mayoría de ellos portátiles, orientados a facilitar la diagnosis del SAOS mediante la evaluación del sonido traqueal, aunque gran parte de estas estrategias conducen a bajas tasas de diagnóstico si no se combinan con el análisis de otros parámetros, de naturaleza cardiorrespiratoria generalmente.

El pitch y el estudio de la densidad espectral de potencia del ronquido se han convertido en las líneas maestras en este tipo de recientes estudios, pero la detección automática de los ronquidos y su variabilidad durante el sueño han sido los principales obstáculos para lograr resultados con relativo éxito.

Algunas estrategias vinculadas al análisis del ronquido en relación al SAS, están orientadas a la discriminación de pacientes con bajo índice de Apnea-Hiponea (IAH), mediante la evaluación de una serie de parámetros frecuenciales extraídos de la Densidad Espectral de Potencia de cada ronquido [226].

Recientemente se ha propuesto un método basado en el análisis temporal del pitch del ronquido para discriminación de sujetos con apnea, que opera con sensibilidades superiores al 90% [227]. En general, la detección automática de los ronquidos y su variabilidad durante el sueño han sido los principales obstáculos para analizar el pitch. Algunos detectores automáticos de eventos han sido desarrollados llegando a encontrar diferencias en este parámetro entre simples roncadores y sujetos con SAOS, e incluso vinculaciones con el IAH [229].

Así pues, el análisis del pitch parece proporcionar una herramienta valiosa y con un importante potencial de cara al estudio de la actividad roncadora y su vinculación con la apnea del sueño. Es este valor potencial, llevado a la práctica en algunos ensayos de importancia [228], la motivación principal que condujo a incluir en este trabajo algunos resultados previos relacionados con el ronquido. Deben ser en cambio contemplados con cautela y validados en la medida de lo posible con un grupo clínicamente disperso de pacientes. Es precisamente la dispersión en las características roncadoras de unos sujetos con respecto a otros, una de las principales dificultades a afrontar de cada a resolver o aportar de forma fiable un método de discriminación.

No ha sido objeto de este estudio valorar los métodos referenciados anteriormente y ya testados en grupos de sujetos. Simplemente se pretende otorgar validez a los resultados que proporcionan mediante el empleo de un sensor de aceleración el valor de este parámetro con independencia del uso de un micrófono.

Capítulo VI

PROTOTIPO FISICO

«Un diseño sobresalientemente bueno no es un añadido opcional en el sector de los servicios. Es también una parte esencial de todo lo que hace una empresa de servicios y de todo lo que significa para sus clientes». - Richard Dyckes, Managing Director de Royal Mail.

Resumen: En este capítulo se describen brevemente los fundamentos del desarrollo hardware que conforma el prototipo para la adquisición de la señal de aceleración en pacientes, en el ámbito domiciliario.

6.1 Introducción

Para el diseño del sistema portátil de ayuda al diagnóstico propuesto, se ha diseñado, a partir de las labores de tutorización de los Proyectos Fin de Carrera indicados en el anexo correspondiente, un desarrollo hardware en concepto de prototipo. El sistema registra la señal proporcionada por un sensor de aceleración, transmitida de forma inalámbrica mediante protocolo Bluetooth, desde el cuerpo del paciente, a una unidad central (PDA) ubicada en las inmediaciones del sujeto.

Desde el dispositivo portátil se monitoriza en tiempo real la señal registrada, que queda almacenada en un soporte de grabación SD (Secure Digital), para el posterior procesado por el equipo de investigación en una primera fase, o por el personal especializado de la Unidad del Sueño, en una fase posterior de implantación, en la que se habilitarían capacidades de transmisión remota vía protocolo IP mediante la tecnología UMTS o HSDPA.

6.2 Requisitos de diseño

El diseño del sistema se ha realizado en base a los siguientes objetivos fundamentales:

1. Diseño e implementación del sistema de registro de información en un dispositivo portátil (Pocket PC), que permita el posterior intercambio de información con un PC (soporte SD).
2. Transmisión de datos empleando el servicio Serial Port Profile (SPP) de Bluetooth, extendido en la instrumentación biomédica.
3. Diseño e implementación del software sobre PC que analizará los datos
4. Conectividad automática con dispositivos Bluetooth, con una severa descripción/identificación de errores
5. Interfaz sencilla de usuario con posibilidad de definir diferentes parámetros:
 - Duración del experimento
 - Frecuencia de muestreo
 - Fichero con los datos registrados en el test
6. Fácil automontaje sobre el brazo del sistema transmisor por el paciente, mediante prenda vestible.
7. Alta Autonomía con indicadores/alarmas de bajo nivel de baterías
8. Posibilidad (en una fase posterior de implantación) de transmisión diferida de los datos registrados mediante tecnología UMTS / HSDPA para la transmisión de datos a alta velocidad en movilidad.

El esquema propuesto se muestra en la Figura 120.

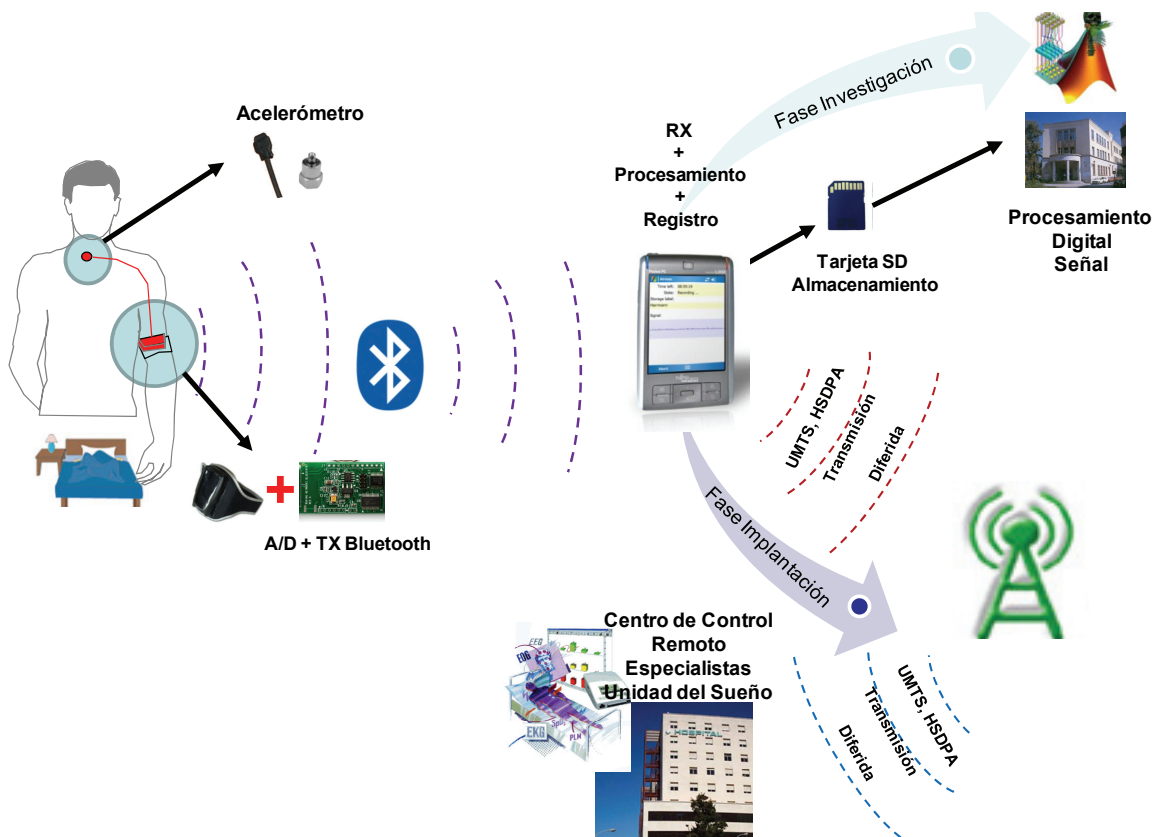


Figura 120. Esquema general de la adquisición y transmisión

6.3 Conversión A/D y Transmisión

6.3.1 Conversión A/D

Para la digitalización de la señal analógica proporcionada por el sensor de aceleración se ha empleado un Convertidor A/D de 16 bits. Resoluciones inferiores conducen a un excesivo ruido de cuantización y rangos superiores no suponen valor añadido y generan una excesiva carga computacional al sistema. Los detalles técnicos del convertidor se detallan en la Tabla XXXIX.

Característica	Descripción
Nº Bits	16 bit
Tasa de muestro	Hasta 3000 kHz
Rango tensión	0 –5 VDC

Tabla XXXIX. El convertidor A/D.

6.3.2 Bluetooth

El dispositivo diseñado consta de emisor y receptor. El emisor se sitúa en el cuerpo del paciente, sujeto mediante un adaptador vestible, y transmite los datos digitalizados de la señal de acelerometría, al receptor, empleando el protocolo de transmisión inalámbrica Bluetooth (Figura 121).

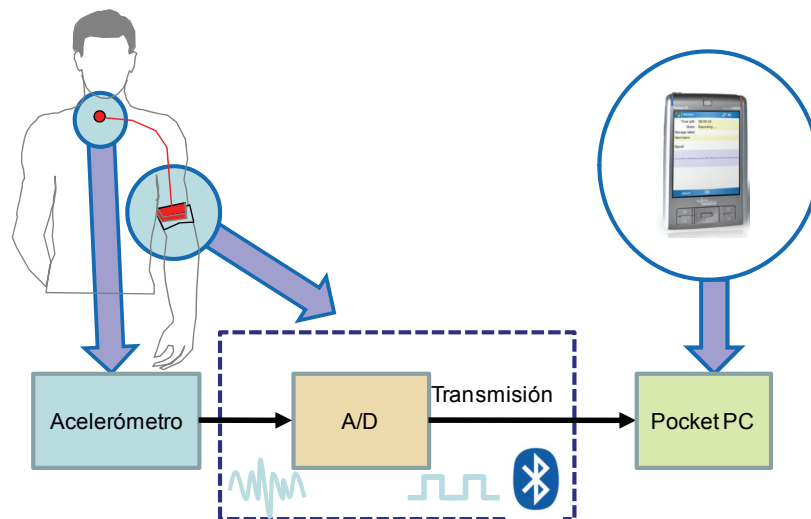


Figura 121. Conversión A/D y transmisión Bluetooth

Bluetooth es una especificación industrial para Redes Inalámbricas de Área Personal (WPANs) que posibilita la transmisión de voz y datos entre diferentes dispositivos mediante un enlace por radiofrecuencia segura y globalmente libre (2,4 GHz.). Los principales objetivos que se pretende conseguir con esta norma son:

- Facilitar las comunicaciones entre equipos móviles y fijos.
- Eliminar cables y conectores entre éstos.

- Ofrecer la posibilidad de crear pequeñas redes inalámbricas y facilitar la sincronización de datos entre nuestros equipos personales.
- Red inalámbrica en espacios reducidos donde no sea tan importante un ancho de banda grande.
- Reemplazo de la tradicional comunicación por cable entre equipamiento médico.

Los dispositivos que con mayor intensidad utilizan esta tecnología son los de los sectores de las telecomunicaciones y la informática personal, como PDAs, teléfonos móviles, computadoras portátiles, PCs, impresoras y cámaras digitales.

La especificación de Bluetooth define un canal de comunicación de máximo 720 kb/s (1Mbps de capacidad bruta) con rango óptimo de 10 metros (opcionalmente 100 m con repetidores).

La frecuencia de radio con la que trabaja está en el rango de 2,4 a 2,48 GHz con amplio espectro y saltos de frecuencia con posibilidad de transmitir en Full Duplex con un máximo de 1600 saltos/s. Los saltos de frecuencia se dan entre un total de 79 frecuencias con intervalos de 1Mhz; esto permite dar seguridad y robustez.

La potencia de salida para transmitir a una distancia máxima de 10 metros es de 0 dBm (1mW), mientras que la versión de largo alcance transmite entre 20 y 30 dBm (entre 100mW y 1W).

Para lograr alcanzar el objetivo de bajo consumo y bajo costo, se ideó una solución que se puede implementar en un solo chip utilizando circuitos CMOS. De esta manera, se logró crear una solución de 9x9 mm y que consume aproximadamente 97% menos energía que un teléfono celular común.

El protocolo de banda base (canales simples por línea) combina conmutación de circuitos y paquetes. Para asegurar que los paquetes no lleguen fuera de orden, los slots pueden ser reservados por paquetes síncronos, un salto diferente de señal es usado para cada paquete. Por otro lado, la conmutación de circuitos puede ser asíncrona o síncrona. Tres canales de datos síncronos (voz), o un canal de datos síncrono y uno asíncrono, pueden ser soportados en un solo canal. Cada canal de voz puede soportar una tasa de transferencia de 64 kb/s en cada sentido, la cual es suficientemente adecuada para la transmisión de voz. Un canal asíncrono puede transmitir como mucho 721 kb/s en una dirección y 56 kb/s en la dirección opuesta, sin embargo, para una conexión asíncrona es posible soportar 432,6 kb/s en ambas direcciones si el enlace es simétrico.

6.3.2.1 El perfil SPP

Los perfiles definen los servicios que las capas Bluetooth ofrecen a las aplicaciones. Se han definido varios perfiles: GAP (Generic Access Profile), FTP (File Transfer Protocol), SPP (Serial Port Profile), etc.

RFCOMM es un protocolo de transporte que permite emular puertos serie sobre el protocolo L2CAP. El protocolo se basa en un estándar de GSM, habiéndose añadido una extensión específica que implementa un control de flujo basado en créditos.

Por otro lado, el perfil SPP especifica los servicios que debe ofrecer RFCOMM, es decir, define los requisitos necesarios en los dispositivos Bluetooth para establecer un puerto serie emulado entre dos entidades Bluetooth utilizando RFCOMM.

La comunicación Bluetooth en el dispositivo prototipo implementa el perfil SPP, de acuerdo a las especificaciones indicadas en la Tabla XL.

Característica	Descripción
Bluetooth	Clase 1
Servicio	Serial Port Profile (SPP)
Formato de los datos	ASCII, Binary

Tabla XL. Parámetros de la comunicación Bluetooth

6.4 Pocket PC

Se han valorado diferentes alternativas para el diseño del prototipo, desde un enfoque propietario hasta una solución abierta. Es este desarrollo abierto sobre dispositivos comerciales basados en el sistema operativo Microsoft Windows Mobile el que se detalla en este documento.

Además de una alternativa a las clásicas agendas y libros de notas, las PDA's (Personal Digital Assistants) están siendo cada vez más ampliamente usadas en la industria, tanto en labores de monitorización como de registro de información (data logging).

De acuerdo con Microsoft, el PocketPC es "un dispositivo de mano que te permite grabar, enviar y recibir e-mails, contactos, citas, mostrar archivos multimedia, juegos, intercambiar mensajes de texto con MSN Messenger, navegar por la web y más".

Desde un punto de vista técnico, PocketPC es un estándar de Microsoft que impone varios requisitos al hardware y al software de dispositivos móviles para tener la etiqueta de PocketPC.

Cualquier dispositivo que sea clasificado como un PocketPC debe:

- Ejecutar el sistema operativo Microsoft Windows CE o Windows Mobile (versión PocketPC)
- Tener un conjunto de aplicaciones en ROM
- Incluir una pantalla sensible al tacto
- Incluir un dispositivo apuntador, llamado stylus o estilete
- Incluir un conjunto de botones de hardware para activar aplicaciones
- Estar basado en un procesador compatible con el StrongARM (los Pocket PCs más antiguos tienen un procesador MIPS o SH3)

Para el diseño del equipo receptor, se ha empleado un terminal Pocket PC Fujitsu-Siemens Pocket Loox n560. La Tabla XLI ilustra las características más importantes del equipo.

Característica	Descripción
Sistema Operativo	Microsoft Windows Mobile 5
Procesador	624 MHz Intel XScale PXA-270
ROM/RAM	128 MB / 64 MB
Pantalla	3.5" Touch Screen, Resolution: 480×640, 65 535 Colors
Slot Memoria	SD/MMC
Conectividad	Bluetooth v1.2, WLAN (IEEE 802.11g), USB, GPS (SiRF Star III Chipset)

Tabla XLI. Características de la PPC.

6.5 Acelerómetro

Las características del acelerómetro empleado (Endevco Modelo 752A12) y los detalles sobre su fijación a la cavidad critotiroidea pueden encontrarse en el Capítulo III.

6.6 Entorno de desarrollo

Como entorno de desarrollo para el Software sobre la plataforma Pocket PC, se empleó Microsoft Visual Studio 2005 Professional, dentro del programa MSDN Academic Alliance.

6.6.1 Interfaz de usuario

La interfaz de usuario (GUI) es responsable de la interactividad con el usuario. La interfaz principal presenta el aspecto que ilustra la Figura 122, donde destacan las opciones Settings, que permite conmutar entre las diferentes ventanas de configuración y Run, que inicia el experimento. Se muestra al usuario información acerca del estado de las baterías del dispositivo, de la conexión Bluetooth y de la tarjeta de almacenamiento SD.

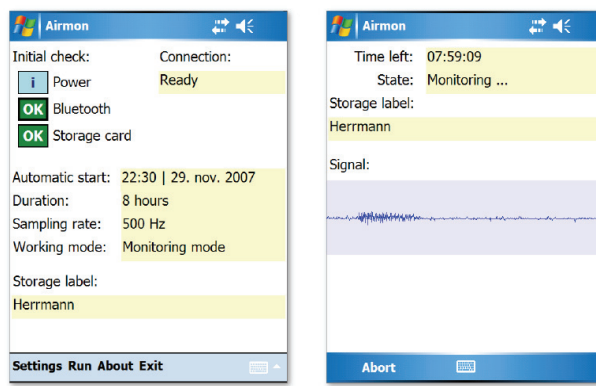
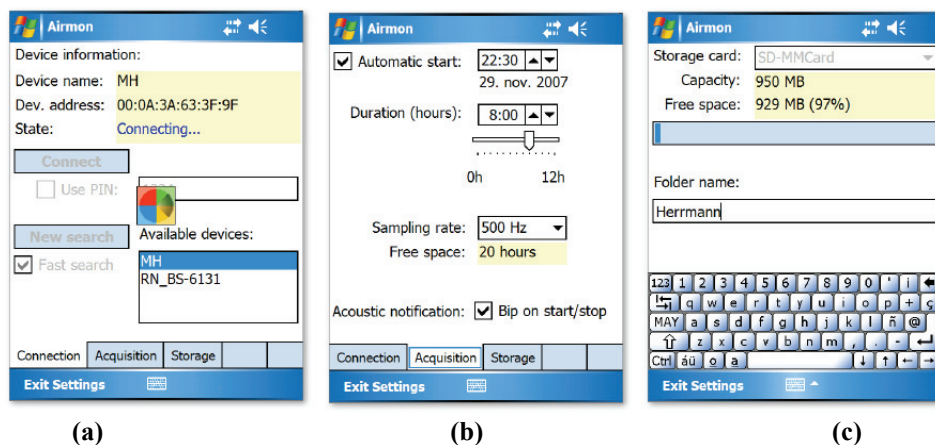


Figura 122. GUI principal (izda.) e interfaz gráfica durante un experimento (drcha.)

La interfaz secundaria de configuración (Settings) contiene tres categorías:

- Configuración de la conexión Bluetooth, con opción de seleccionar el dispositivo remoto de entre los disponibles localizados (Figura 123-a).
- Configuración de la duración del experimento, tasa de muestreo y notificación audible de fin de registro (Figura 123-b).
- Visualización del espacio disponible en la tarjeta SD y selección del nombre del fichero para la captura de los datos. (Figura 123-c).



(a)

(b)

(c)

Figura 123. Interfaces gráficas secundarias

6.7 Sintaxis de transferencia

Los datos digitalizados y transmitidos mediante el protocolo Bluetooth hacia el dispositivo Pocket PC, se almacenan en la tarjeta SD en formato binario. La lectura de los datos desde la plataforma de trabajo Matlab es sencilla, tal y como demuestra el código para la importación de los datos registrados al entorno de trabajo (Figura 124).

```
fh = fopen(uigetfile); % select the bin file
y = fread (fh,'uint16');
fclose(fh);
```

Figura 124. Código Matlab para la lectura de los datos de la tarjeta SD

Con objeto de procesar los datos registrados a partir del prototipo desarrollado, se han programado un conjunto de funciones empleando para ello el lenguaje de programación Matlab ® y su entorno de desarrollo gráfico Simulink ®.

Con el conjunto de funciones desarrolladas se ha implementado una Toolbox para el procesado digital de las señales registradas por el sensor de aceleración. Se incluyen funciones de carácter general, orientadas al procesamiento gráfico, y específicas para cada componente extraída de la señal original (Figura 125).



Figura 125. Estructura de la Toolbox de Matlab desarrollada

6.8 Conclusión

Se han descrito en este capítulo los fundamentos relativos al hardware y al software que soportan el prototipo diseñado para la toma de datos domiciliaria mediante el empleo del sensor de aceleración prescrito en este trabajo.

Se ha implementado una solución abierta, basada en el empleo de un dispositivo Pocket PC bajo Microsoft Windows Mobile v5 y en las capacidades del protocolo Bluetooth para la transferencia inalámbricas de los datos muestreados desde el sensor.

Los datos registrados en una tarjeta SD disponible en un slot del dispositivo portable, son fácilmente importados al entorno de trabajo desarrollado bajo la plataforma Matlab.

Se han efectuado numerosos tests y largas pruebas de registro, para asegurar la estabilidad del sistema, corrigiendo todas las deficiencias surgidas en torno a este concepto, y presentando una interfaz sencilla y amigable, fácilmente empleable por un usuario final con una destreza media-baja en el manejo de dispositivos o equipos informáticos.

Capítulo VII

CONCLUSIONES

« *La conclusión es que sabemos muy poco y sin embargo es asombroso lo mucho que conocemos. Y más asombroso todavía que un conocimiento tan pequeño pueda dar tanto poder* ». Bertrand Russell (1872 - 1970).

Resumen: En las Conclusiones expuestas en este capítulo, se establece cómo mediante el sistema propuesto es posible extraer información, si se combina con la oximetría, con el mismo valor diagnóstico respecto del SAHS que el proporcionado por las actuales técnicas de pulsioximetría y poligrafía cardiorrespiratoria, con la notable ventaja de suponer un método portátil y con capacidad de uso domiciliario y teleasistencial.

Se han registrado datos de Polisomnografía nocturna de 35 pacientes con diversos grados de apnea del sueño. Simultáneamente, se han realizado dos registros adicionales mediante un micrófono y un acelerómetro.

De los diferentes estudios realizados incluidos en este trabajo, podemos concluir lo siguiente:

- El uso del acelerómetro ha permitido la captación de las señales fisiológicas mediante su ubicación óptima en la cavidad supraesternal.
- A partir de un sólo sensor de aceleración (acelerómetro) ha sido posible la extracción y monitorización de las señales fisiológicas: cardíaca, respiratoria y ronquido de las que se han podido determinar otros parámetros fundamentales para ayuda al diagnóstico del SAHS y otras patologías cardiorrespiratorias.
- La vinculación preferente de la componente respiratoria del acelerómetro con la señal de flujo aeronasal captada por los termistores en lugar de los que inicialmente pudieran suponerse debidos a los movimientos del torax y/o abdomen.
- La precisión calculada para la tasa respiratoria basada en el sensor de aceleración, ubicado en la zona traqueal del sujeto, podría emplearse con garantías en aplicaciones de ámbito domiciliario en general, y en aplicaciones orientadas al establecimiento o clasificación de ritmos respiratorios en particular.
- Partiendo de la componente cardíaca extraída de la señal del acelerómetro ha podido determinarse el ritmo y variabilidad cardíacas con errores inferiores al 5%.
- Respecto del método de detección del SAHS mediante el análisis espectral de la señal de variabilidad, el procedimiento puede ser eficaz en la detección del padecimiento del trastorno, aunque parece ineficaz a la hora de graduar la

severidad de la enfermedad. Un estudio estadísticamente más significativo, fuera del alcance de este trabajo, debería realizarse para corroborar estos resultados.

- La componente del ronquido no difiere sustancialmente en las frecuencias más altas de la información que proporciona el micrófono, y el pitch asociado a los ronquidos captado por el sensor de aceleración presenta una correlación notablemente alta respecto del registrado mediante un micrófono de alta sensibilidad.
- La técnica descrita puede aplicarse con éxito moderado a la clasificación de estados respiratorios y a la determinación de eventos de apnea, aunque un estudio más exhaustivo en lo que a representatividad de sujetos de diferentes características fisiológicas se hace necesario con objeto de evaluar en mayor profundidad la dependencia negativa de la efectividad del método con alguna variable de índole morfológica.

Con todo ello, se ha diseñado un prototipo basado en el empleo de una plataforma Pocket PC y del protocolo de transmisiones inalámbricas Bluetooth. Entre las capacidades de la solución propuesta destacan:

- Integración de forma novedosa en un sistema monosensor del actual equipo de monitorización y registro de los datos cardíacos, del flujo respiratorio y el ronquido, empleando un único sensor de aceleración, en sustitución de los electrodos empleados para el registro cardíaco, el termistor o cánula usado para el registro del flujo respiratorio y el micrófono empleado para la grabación del ronquido.
- Fácil auto-colocación del sensor y sencilla puesta en marcha del sistema.
- Procesado de los datos captados, mediante un sistema basado en microprocesador, para la extracción y presentación de las variables fisiológicas citadas.
- Cálculo de los parámetros resultantes del análisis de las variables anteriores: Ritmo cardíaco (HR), Variabilidad del Ritmo Cardíaco (HRV), Actividad Simpática-Parasimpática (SPA), ritmos respiratorios y actividad roncadora.
- Aplicación domiciliaria, sin necesidad de la intervención de personal especializado, almacenando o transmitiendo los datos para su interpretación por un especialista.

La puesta en marcha del sistema en una aplicación ordinaria comprenderá:

- Test para la recogida de los datos del paciente, con registro en soporte informático (SD) de la información captada en la prueba nocturna.
- Filtrado de los datos obtenidos, para la eliminación de artefactos en la medida, normalizando y generando un nuevo registro de datos libre de fallas.
- Triple procesado de la señal, para extraer las variables cardíacas, respiratorias y del ronquido, contenidas en la señal captada.
- Entrega del resultado del procesamiento al especialista para facilitar el diagnóstico.

El sistema proporciona una alternativa simple a los métodos actuales de diagnóstico permitiendo su aplicación domiciliaria por personas no expertas. Fundamentalmente proporciona información de las diferentes variables cardiorrespiratorias útiles para el diagnóstico de los diferentes tipos de fenómenos respiratorios anormales durante el sueño o en posición de decúbito (apneas, hipopneas y esfuerzos respiratorios asociados a microdespertares, trastornos de los ritmos cardíaco y respiratorios), registrando series temporales unidimensionales escalares de estas variables fisiológicas, y tratándolas mediante diversas técnicas de procesado digital de señales.

Por tanto, la invención presentada y expuesta supone en consecuencia una simplificación de las pruebas para el diagnóstico de determinadas disfunciones asociadas con desordenes del sueño como el síndrome de apnea hipopnea obstructiva del sueño (SAHS), proporciona ayuda a la diagnosis de trastornos respiratorios evaluados en periodos largos de tiempo y además tiene aplicaciones relacionadas con la fisiología cardiorrespiratoria.

ANEXO

Acrónimos empleados

<i>NEMÓNICO</i>	<i>DENOMINACIÓN</i>
<i>AHI</i>	Índice de apnea e hipopnea
<i>BMI</i>	Índice de masa corporal
<i>BODY</i>	Sensor de medida de posición del cuerpo
<i>CSAS</i>	Síndrome de apnea central del sueño
<i>Desat</i>	PSD de las desaturaciones en la densidad de potencia espectral
<i>DFT</i>	Transformada discreta de Fourier
<i>DI</i>	Índice de Desaturaciones
<i>PSD</i>	Densidad media de potencia espectral
<i>EEG</i>	Electroencefalograma
<i>EFFORT1</i>	Sensor de medida de movimientos torácicos
<i>EFFORT2</i>	Sensor de medida de movimientos torácicos
<i>ECG</i>	Electrocardiograma
<i>EMG</i>	Electromiograma
<i>EOG</i>	Electrooculograma
<i>FFT</i>	Transformada rápida de Fourier
<i>FLOW</i>	Sensor de medida oronasal de flujo
<i>FN</i>	Falso negativo
<i>FP</i>	Falso positivo
<i>HRV, VFC</i>	Variabilidad del ritmo cardiaco
<i>Mean</i>	Valor medio
<i>MEES</i>	Mainzer-Emergency-Score
<i>CPAP</i>	Presión positiva continua de aire
<i>OSAS</i>	Síndrome de apnea obstructiva del sueño
<i>pCO₂</i>	Presión parcial de CO ₂
<i>pO₂</i>	Presión parcial de O ₂
<i>PP</i>	Factor de predicción positiva
<i>R²</i>	Error cuadrático máximo
<i>REM</i>	Movimiento rápido de ojos
<i>SAHS</i>	Síndrome de apnea e hipopnea del sueño
<i>SaO₂</i>	Saturación de oxígeno arterial
<i>SE</i>	Sensibilidad
<i>SpO₂</i>	Saturación de oxígeno arterial medida con pulsioximetría
<i>Std</i>	Desviación estándar
<i>TN</i>	Verdadero negativo
<i>TP</i>	Verdadero positivo
<i>TRACH</i>	Traquea

REFERENCIAS

- [1] European Comisión, Information Society.
http://europa.eu.int/information_society/eeurope/2005/index_en.htm
- [2] Rodríguez, C. y Cabrera, M., Servicios de asistencia sanitaria basados en la localización. The IPTS Report, nº 81, Sevilla, Febrero 2004.
- [3] "Las TIC en la sanidad del futuro". Fundación Telefónica, 2006. Editorial Ariel, S. A., 2006. pp. 120.
- [4] M., Meijide C., Zamarron C., Conde R., Gonzalez-Quintela A., Gude F. Prevalencia de los trastornos respiratorios del sueño y factores asociados. Rey G., Fernandez Aten Primaria. 2007 May;39(5):255-9.
- [5] Joaquín Durán et al. SAHS, concepto, definición y epidemiología. Arch bronconeumol 2002;38(supl3):
- [6] Sim JJ, Rasgon SA, Derose SF. Sleep apnea and hypertension: prevalence in chronic kidney disease. J Clin Hypertens (Greenwich). 2007 Nov;9(11):837-41.
- [7] Foucher A. Cardiovascular consequences of sleep apnea. Nephrol Ther. 2007 Dec; 3(7):463-473. Epub 2007 Jul 31.
- [8] Aronow WS. Cardiovascular manifestations seen in obstructive sleep apnea. Compr Ther. 2007 Summer; 33(2):82-6.
- [9] George CF. Sleep apnea, alertness, and motor vehicle crashes. Am J Respir Crit Care Med. 2007 Nov 15; 176(10):954-6. Epub 2007 Sep 6. Review.
- [10] Fidan F, Unlü M, Sezer M, Kara Z. Relation between traffic accidents and sleep apnea syndrome in truck drivers. Tuberk Toraks. 2007; 55(3):278-84.
- [11] Gali B, Whalen FX Jr, Gay PC, Olson EJ, Schroeder DR, Plevak DJ, Morgenthaler TI. Management plan to reduce risks in perioperative care of patients with presumed obstructive sleep apnea syndrome. J Clin Sleep Med. 2007 Oct 15; 3(6):582-8.
- [12] Greenberg-Dotan S, Reuveni H, Simon-Tuval T, Oksenberg A, Tarasiuk A. Gender differences in morbidity and health care utilization among adult obstructive sleep apnea patients. Sleep. 2007 Sep 1; 30(9):1173-80.
- [13] Peker Y, Hedner J, Johanson A, Bende M. Reduced hospitalization with cardiovascular and pulmonary disease in obstructive sleep apnea patients on nasal CPAP treatment. Sleep 1997; 20:645-653.

- [14] Ronald J, Delaive K, Roos L, Manfreda J, Bahammam A, Kryger MH. Health care utilization in the 10 years prior to diagnosis in obstructive sleep apnea patients. *Sleep* 1999; 2:225-229.
- [15] Durán-Cantolla J, Mar J, De La Torre G, Rubio R, Guerra L. El síndrome de apneas-hipopneas durante el sueño (SAHS) en España. Disponibilidad de recursos para su diagnóstico y tratamiento en los hospitales del estado español. *Arch Bronconeumol* 2004; 40:259-267.
- [16] Masa JF, Montserrat JM, Durán J and the Spanish Group of Breathing Sleep Disorders. Diagnostic access for sleep apnea in Spain. *Am J Respir Crit Care Med* 2004; 170:195.
- [17] Young T, Evans L, Finn L, Palta M. Estimation of the clinically diagnosed proportion of sleep apnea syndrome in middle-aged men and women. *Sleep* 1997; 20:705-706.
- [18] Pack AI. Sleep-disordered breathing: access is the issue. *Am J Respir Crit Care Med* 2004; 169:666.
- [19] The report of an American Academy of Sleep Medicine Task Force. Sleep Related Breathing Disorders in adults: Recommendations for Syndrome Definition and Measurement Techniques in Clinical Research. *Sleep* 1999; 22(5): 667 – 689.
- [20] Pere Caminal. Conferencia “La ingeniería de sistemas y automática en la bioingeniería”. Dep. ESAT, Centre de Recerca en Enginyeria Biomèdica (CREB), Universitat Politècnica de Catalunya.
- [21] Rangaraj M. Rangayyan. *Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach*. Wiley-IEEE Press. January 2002,
- [22] Samir S.Soliman et al. *Señales y Sistemas continuos y discretos*. Prentice Hall Iberia, Madrid 1999.
- [23] Arnon Cohen. Ben-Gurion University. CRC Press LLC. 2000
- [24] Ambulatory Monitoring, Inc. (“AMI”). <http://www.ambulatory-monitoring.com/index.html>
- [25] Sabrina Petraccia. Marcapasos adaptativos, técnicas de sensado, implementación y tecnologías. Seminario Ingeniería Biomédica 2005 Universidad de la República de Uruguay.
- [26] Ozawa Y, Nagasawa M, Tanigawa N, Tokutake E, Yumikura H, Tsuzi M, Watanabe I, Saito T, Saito S, Hatano M, Smith D, Craige E. Experimental studies on the genesis of low-frequency vibrations (M-sound) of the first heart sound using a miniature accelerometer. *J Cardiogr* 1983; 13: 137-147003 Spring;30(1):19-27.

- [27] Noninvasive myocardial contractility monitoring with seismocardiography during simulated dives. Koch A, McCormack P, Schwanecke A, Schnoor P, Buslaps C, Tetzlaff K, Rieckert H. *Undersea Hyperb Med.* 2003 Spring;30(1):19-27.
- [28] Monitoring respiratory movements device. Patente #20050277842. Patent Inventor: Carlos Daniel Silva. Class: 600534000 (USPTO).
- [29] Integración de la teleasistencia en los servicios asistenciales generales, James Barlow, Steffen Bayer y Dick Curry, SPRU. IPTS Report, n74.
- [30] Estudio clínico y neurofisiológico del temblor en pacientes con fenilcetonuria. B. Pérez Dueñasa, E. Fernández Álvarez, J. Conilla, M. A. Vilaseca Buscab, R. Artuch Iriberrí, J. Valls Soléc, J. Campistol Plana. Hospital Sant Joan de Déu. Esplugues de Llobregat y Hospital Clínic. Barcelona.
- [31] L. Rodríguez, J. Folgueras, M.E. Cartaya, A. Ruiz, A.R. Fernández, M. Díaz, C. Domínguez, R. Benítez. Un monitor para determinar la profundidad de la relajación muscular en anestesiología. II Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica, Habana 2001, Mayo 2001, La Habana, Cuba
- [32] A. T. Lewicke, E. S. Sazonov, S. A. C. Schuckers. Sleep-Wake Identification in Infants: Heart Rate Variability Compared to Actigraphy. Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS San Francisco, CA, USA. September 1-5, 2004
- [33] Frank H. Wilhelm, Walton T. Roth. Marvin A. Sackner. The LifeShirt: An Advanced System for Ambulatory Measurement of Respiratory and Cardiac Function. 2003 Sage Publications.
- [34] Valerie GAY, Peter Leijdekkers. Around the Clock Personalized Heart Monitoring Using Smart Phones. Faculty of IT, University of Technology Sydney
- [35] G.Y. Kozmann, And P. Kenedi. Surface acceleration mapping a new method for heart sound investigation. 7th Eur. Congress. Cardiol. KFKI 76-35, 1, 1976.
- [36] M. Okada. Chest wall maps of heart sounds and murmurs. *Comput. Biol. Med.*, Vol. 15, pp. 281-294, 1982.
- [37] M. Cozic, Realisation d'un système de cartographie cardiaque sonore destiné au dépistage des pathologies valvulaires École Polytechnique, Université de Montréal, 1954, Thesis/Dissertation.
- [38] M. Cozic, L.G. Durand, and R. Guardo, "Development of a cardiac acoustic mapping system", Proc. 17th Annual Int. Conf: IEEE Eng. Med. & Biol. Soc. pp. 1029- 1030, 1995.

- [39] Iván Jaramillo J, Diana María Rojas O. Eduardo Camperos S., Md. Pablo Lorenzana. Diseño e implementación de un sistema de monitoreo del comportamiento en pacientes con padecimiento de temblor de varias etimologías. Universidad Nacional de Colombia – Sede Bogotá Facultad de Ingeniería Departamento de Ingenierías Eléctrica y Electrónica febrero de 2003.
- [40] Webster JG, editor. Medical Instrumentation: Application and Design. Wiley New York, NY, 3rd Edition, 1998.
- [41] Bronzino JD. Biomedical Engineering Handbook. CRC and IEEE. Boca Raton, FL, 1995.
- [42] Bronzino JD. The Biomedical Engineering and Instrumentation. PWS Engineering Boston, MA, 1986.
- [43] Aston R. Principles of Biomedical Instrumentation and Measurement. Merrill Columbus, OH, 1990.
- [44] Oppenheim AV and Schafer RW. Discrete time signal processing. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989.
- [45] Guilleminault C, Eldridge FL, Demert WC. Insomnia with sleep apnea. A new syndrome. Science 1973; 181: 856-858
- [46] Guilleminault C, Dement WC. Sleep apnea syndromes. KROC Foundation Series, Nueva York: Alan R Liss Inc; 1978; 11.
- [47] Durán-Cantolla J, González-Mangado. Grupo español del Sueño (GES) Presentación. Documento de consenso nacional sobre el síndrome de apneas-hipopneas durante el sueño (SAHS). Arch Bronconeumol 2005; 41 Supl 4:5-6.
- [48] J. Terán et al. Calidad de vida. Riesgo cardiovascular y cerebrovascular. Accidentabilidad y mortalidad. Arch Bronconeumol 2002; 38(supl3).
- [49] J. Teran, Jimenez GA, et al. Asociación entre el índice de apneas/hipopneas y accidentes de tráfico. XXIX Congreso de la sociedad Española de Neumología. Murcia 1996.
- [50] Karl C. Mayer. Die Internationale Klassikation von Schlafstoerungen (ICSD). Hhttp://www.neuro24.de/schlafstr.htmH
- [51] Consenso Nacional sobre el síndrome de apneas-hipopneas del sueño (SAHS). Grupo español del sueño. Coordinador Joaquín Durán-Cantolla. Sociedad Española de Neumología y Cirugía Torácica (SEPAR). Septiembre de 2005.
- [52] Pérez-Padilla JR, et al Characteristics of the snoring noise in patients with and without sleep apnea. Am Rev Respir Dis 1993; 147: 635-644.

- [53] Haponik EF, Smith PL, Meyers DA, et al. Evaluation of sleep disordered breathing; is polysomnography necessary? *Am J Med* 1984; 77: 617-677.
- [54] <http://www.sleepconsultants.com/sleepdisorders.html>H
- [55] Viner S, Szalai JP, Hoffstein V. Are history and physical examination a good screening test for sleep apnea?. *Ann Intern Med* 1991; 115: 356-359.
- [56] A. Rubio et al .Hospital General Yagüe. Burgos. Oximetría. Manual SEPAR de Procedimientos. Módulo 1. Procedimientos de patología respiratoria del sueño y ventilación mecánica no invasiva. 2002. SEPAR
- [57] William A. Whitelaw, Rollin F. Brant, and W. Ward Flemons. Clinical Usefulness of Home Oximetry Compared with Polysomnography for Assessment of Sleep Apnea. *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, Vol. 171, 2005
- [58] B. Sánchez et al Poligrafía respiratoria (hospitalaria y domiciliaria. Manual SEPAR de Procedimientos. Módulo 1. Procedimientos de patología respiratoria del sueño y ventilación mecánica no invasiva. 2002. SEPAR.
- [59] E. Leuza, R. Urquiza Polisomnografía convencional. Manual SEPAR de Procedimientos. Módulo 1. Procedimientos de patología respiratoria del sueño y ventilación mecánica no invasiva. 2002. SEPAR.
- [60] Allan Rechtschaffen and Anthony Kales Manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subject. Association for the Psychophysiological Study of Sleep. UCLA Brain Information Service. 1968
- [61] Alonso Álvarez ML et al Actuación domiciliaria en el síndrome de apneas/hipopneas durante el sueño (sahs): diagnóstico y tratamiento. *Rev Electron Biomed / Electron J Biomed* 2006; 1:63-75.
- [62] Suzanne Boyer and Vishesh Kapur. Role of portable sleep studies for diagnosis of obstructive sleep apnea. *Current Opinion in Pulmonary Medicine* 2003, 9:465–470
- [63] Montserrat JM, Amilibia J, Barbé F, et al Recomendaciones SEPAR: tratamiento del síndrome de las apneas-hipopneas durante el sueño. *Arch Bronconeumol* 1998; 34: 204-206.
- [64] Grunstein RR, Hedner J, Grote L. Treatment options for sleep apnea. *Drugs* 2001; 61: 237-251.
- [65] Ferber R, Millman R, Coppoly M, et al: American Sleep Disorders Association Review: portable recording in the assessment of obstructive sleep apnea. *Sleep* 1994, 17:378–392.
- [66] Flemons WW, Littner MR, Rowley JA, et al Home Diagnosis of Sleep Apnea: A systematic review of the literature. *Chest* 2003; 124: 1543 – 1579.

- [67] ATS/ACCP/AASM Taskforce Steering Committee. Executive summary on the systematic review and practice parameters for portable monitoring in the investigation of suspected sleep apnea in adults. *Am J Respir Crit Care Med* 2004;169:1160-1163.
- [68] G B Moody, R G Mark, A Zoccola, and S Mantero. Derivation of Respiratory Signals from Multi-Lead ECGs. In *Computers in Cardiology Proceedings*, volume 12, pages 113-116, 1985.
- [69] M. Zapke, H. G. Topf, M. Zenker, R. Kuth, M. Deimling, P. Kreisler, M. Rauh, C. Chefd'hotel, B. Geiger, and T. Rupperecht, "Magnetic resonance lung function--a breakthrough for lung imaging and functional assessment? A phantom study and clinical trial," *Respir. Res.*, vol. 7, p. 106, 2006.
- [70] L G Lindberg, H Ugnell, and P A Oberg. Monitoring of respiratory and heart rates using a fibre-optic sensor. *Medical Biological Engineering Computing*, 30:533-537, 1992.
- [71] Krieger B, Feinerman D, Zaron A, Bizousky F; Continuous Noninvasive Monitoring of Respiratory Rate in Critically Ill Patients; *Chest* / 90 / 5 / November, 1986, pp632-634.
- [72] Browning IB, D'Alonzo GE, Tobin MJ; Importance of Respiratory Rate as an Indicator of Respiratory Dysfunction in Patients with Cystic Fibrosis; *Chest* / 97 / 6 / June, 1990, pp 1317-1321.
- [73] Gravelyn TR, Weg JG; Respiratory Rate as an Indicator of Acute Respiratory Dysfunction; *JAMA*, Sept 5, 1980 - Vol 244, No.10, pp1123-1125.
- [74] Tobin MJ, Perez W, Guenther M, Semmes BJ, Mador J, Allen SJ, Lodato RF, Dantzker DR; The Pattern of Breathing during Successful and Unsuccessful Trials of Weaning from Mechanical Ventilation; *Am Rev Respir Dis* 1986; 134:1111-1118.
- [75] El Khatib M, Jamaledine G, Soubra R, Muallem M; Pattern of Spontaneous Breathing: Potential Marker for Weaning Outcome, Spontaneous Breathing Pattern and Weaning from Mechanical Ventilation; *Intensive Care Med* (2001) 27:52-58.
- [76] Strickland TL, Drummond GB; Comparison of Pattern of Breathing with Other Measures of Induction of Anesthesia, Using Propofol, Methohexital, and Sevoflurane; *British Journal Of Anesthesia*, 2001, Vol.86, No.5, pp. 639- 644.
- [77] Shibutani K, Komatsu T, Ogawa T, Braatz TP, Tsunekage T; Monitoring of Breathing Intervals in Narcotic Sedation; *International Journal of Clinical Monitoring & Computing*; 8: 159-162, 1991.
- [78] HuIt P, et al, An improved bioacoustic method for monitoring of respiration. *Technology and Health Care* 2004; 12: 323-332.

-
- [79] G B Moody, R G Mark, A Zoccola, and S Mantero. Derivation of Respiratory Signals from Multi-Lead ECGs. In *Computers in Cardiology Proceedings*, volume 12, pages 113-116, 1985.
- [80] Folke M, Cernerud L, Ekβtrom M, HoK B; Critical Review of Non-invasive Respiratory Monitoring in Medical Care; *Medical & Biological Engineering & Computing* 2003, Vol.41, pp. 377-383.
- [81] Raimon Jané, Jordi Solá José A Fiz Josep Morera, Automatic detection of snoring signals: Validation with simple snorers and OSAS patients. *Proc. 22th Ann. EMBS Internat. Confer. Chicago, 2000*; 3129-3131.
- [82] David Francois. Dispositif pour surveiller la respiration d'un patient. Institut national de la propriété industrielle - PARIS. Publication 2847796/ 02 14920, 2004.
- [83] Rymut et al Method and apparatus for monitoring respiration. US Patent application publication 2002/0072685 A1, 2002.
- [84] Schechter et al Graphical readout of laryngotracheal spectra and airway monitor. US Patent. Patent number 5.058.600, 1991.
- [85] HC. W. Zywiets, E. Von, V, B. Widiger, and G. Joseph, "ECG analysis for sleep apnea detection," *Methods Inf. Med.*, vol. 43, no. 1, pp. 56-59, 2004.
- [86] Waller, A.D. A demonstration on man of electromotive changes accompanying the heart's beat. *J. Physiol. (Lond.)* 1887; 8:227-234.
- [87] Einthoven, W. Die galvanometrische Registrierung des menschlichen Elektrokardiogramms, zugleich eine Beurteilung der Anwendung des Capillar- Electrometers in der Physiologic. *Pflüger's. Arch. ges. Physiol.* 1903; 99:472-48.
- [88] Valdés-Pérez FE, Valdés-Villarrubia F et al (2006) Nuevo sistema para adquirir el electrocardiograma y el fonocardiograma. Conferencia Internacional FIE'06, Santiago de Cuba, Cuba, 2006.
- [89] Louis-Gilles Durand and Philippe Pibarot. Digital signal processing of the phonocardiogram: Review or the most recent advancements. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 23(3/4):163-219, 1995.
- [90] Winnie W. Hui, Ronald A. Pitt, John P. Matonick, and John K-J. Li. Comparison of heart sounds recorded at the chest and a remote arterial site. In *Proceedings of the IEEE 28th Annual Northeast Bioengineering Conference*, pages 61-62, 2002.
- [91] Martin Kompis, Hans Pasterkamp, Yuns Oh, Yuichi Motai, and George R. Wodicka. Spatial representation of thoracic sounds. In *Proceedings of the 20th Annual International*

- Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, volume 3, pages 1661–1664, 1998.
- [92] F. Rushmer, editor. Cardiovascular Dynamics. W. B. Saunders, Philadelphia, 2edition, 1961.
- [93] N. Thakor y otros, "Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter", IEEE Transactions on Biomedical Engineering", vol. 31, Número 11, pp. 702-706, Noviembre 1984
- [94] R. M. Rangayyan and R. J. Lehner. Phonocardiogram signal analysis: A review. CRC Critical Reviews in Biomedical Engineering, 15(3):211–236, 1988.
- [95] E. Van Vollenhoven and J. G. J. Chin. Phonocardiography: Past, present and future. Acta Cardiologica, 48(4):337–344, 1993.
- [96] Wah W. Myint and Bill Dillard. An electronic stethoscope with diagnosis capability. In Proceedings of the 33rd Southeastern Symposium on System Theory, pages 133–137, 2001.
- [97] Juan Martínez Alajarín, Fonocardiografía estado del arte.
<http://himilce.detcp.upct.es/PB63002-FCGRev.pdf>
- [98] Y. Watanabe and K. Nakazawa, "Respiratory sinus arrhythmia" Nippon Rinsho, vol. Suppl 4, pp. 309-311, Aug.2007.
- [99] L. Ayalon and S. Peterson, "Functional central nervous system imaging in the investigation of obstructive sleep apnea," Curr. Opin. Pulm. Med., vol. 13, no. 6, pp. 479-483, Nov.2007.
- [100] G. Limongelli, T. Miele, G. Pacileo, S. G. Di, P. Calabro', R. Ancona, S. Gala, A. Rea, M. Verrengia, and R. Calabro', "Heart rate variability is a weak predictor of sudden death in children and young patients with hypertrophic cardiomyopathy," Heart, vol. 93, no. 1, pp. 117-118, Jan.2007.
- [101] I. G. Harnik, "Heart-rate profile during exercise as a predictor of sudden death," N. Engl. J. Med., vol. 353, no. 7, pp. 734-735, Aug.2005.
- [102] M. Carnethon, L. Yan, P. Greenland, D. B. Garside, A. R. Dyer, B. Metzger, and M. L. Daviglius, "Resting Heart Rate in Middle Age and Diabetes Development in Older Age," Diabetes Care, Oct.2007.
- [103] T. Obara, T. Ohkubo, R. Komai, K. Asayama, M. Kikuya, H. Metoki, R. Inoue, K. Murai, K. Tanaka, J. Hashimoto, K. Totsune, and Y. Imai, "Control of home heart rate and home blood pressure levels in treated patients with hypertension: the J-HOME study," Blood Press Monit., vol. 12, no. 5, pp. 289-295, Oct.2007.

- [104] A. L. Goldberger, M. W. Bungo, R. M. Baevsky, B. S. Bennett, D. R. Rigney, J. E. Mietus, G. A. Nikulina, and J. B. Charles, "Heart rate dynamics during long-term space flight: report on Mir cosmonauts," *Am. Heart J.*, vol. 128, no. 1, pp. 202-204, July 1994.
- [105] G. S. Chung, B. H. Choi, D. U. Jeong, and K. S. Park, "Noninvasive heart rate variability analysis using loadcell-installed bed during sleep," *Conf. Proc. IEEE Eng Med. Biol. Soc.*, vol. 1, pp. 2357-2360, 2007.
- [106] Narayana S. Murali, Anna Svatikova, and Virend K Somers. Cardiovascular Physiology and Sleep. *Frontiers in Bioscience* 8, s636-652, May 1, 2003.
- [107] Guilleminault C, Tilkian A, Dement WC. Cyclical variation of the heart rate in sleep apnoea syndrome. Mechanisms and usefulness of 24hr electrocardiography as a screening technique. *Lancet* 1984;1:126-131.
- [108] M. R. Bonsignore, S. Romano, O. Marrone, M. Chiodi, and G. Bonsignore, "Different heart rate patterns in obstructive apneas during NREM sleep," *Sleep*, vol. 20, pp. 1167-1174, 1997.
- [109] T. Ziemssen, M. Süß, H. Reichmann. Die kardiovaskuläre Funktionsdiagnostik des autonomen Nervensystems – eine Einführung. *Das Neurophysiologie-Labor*, 2000.
- [110] Vijendra, S. Behbehani, K. Burk, J.R. Lucas, E.A. Dao, D.H. Nazeran, H. Frequency domain analysis of heart rate variability in sleep disordered breathing. *Engineering in Medicine and Biology Society*, 2003. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE, pp. 208 – 211, Vol.1.
- [111] Heart rate variability Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use Task Force of The European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology. *European Heart Journal* (1996) 17, 354-381.
- [112] P. Bušek, J. Vaňková, J. Opavský¹, J. Salinger, S. Nevšimalová^P. Spectral Analysis of Heart Rate Variability in Sleep. *Physiological Research*. Vol 54 On pages: 369-376. 2005. ISSN 0862-8408.
- [113] Thomas Penzel, Jan W. Kantelhardt, Ludger Grote, Jörg-Hermann Peter, and Armin Bunde. Comparison of Detrended Fluctuation Analysis and Spectral Analysis for Heart Rate Variability in Sleep and Sleep Apnea. *IEEE transactions on Biomedical Engineering*, vol. 50, no. 10, October 2003 1143.
- [114] C Maier, M Bauch, H Dickhaus. Recognition and Quantification of Sleep Apnea by Analysis of Heart Rate Variability Parameters. *Computers in Cardiology* 2000; 27:741-744.

- [115] McNames, J.N. Fraser, A.M. Obstructive sleep apnea classification based on spectrogram patterns in the electrocardiogram. *Computers in Cardiology 2000* Publication Date: 24-27 Sept. 2000, pp.749-752.
- [116] Jarvis, M.R. Mitra, P.P. Apnea patients characterized by 0.02 Hz peak in the multitaper spectrogram of electrocardiogram signals. *Computers in Cardiology 2000*. Publication Date: 24-27 Sept. 2000, pp.769-772 .
- [117] Mietus, J.E. Peng, C.K. et al. Detection of obstructive sleep apnea from cardiac interbeat interval time series. *Computers in Cardiology 2000*. Publication Date: 24-27 Sept. 2000, pp.753-756.
- [118] Shinar, Z. Baharav, A. et al. Obstructive sleep apnea detection based on electrocardiogram analysis *Computers in Cardiology 2000*. Publication Date: 24-27 Sept. 2000, pp.757-760.
- [119] Zywiets, C. Widiger, B. Penzel, T. Polysomnographic sleep recording with simultaneously acquired 12 lead ECGs: a study for detection and validation of apnea related ECG changes. *Computers in Cardiology 2002*. Publication Date: 22-25 Sept. 2002, pp.573 - 576.
- [120] Ballora, M. Pennycook, B. Ivanov, P.Ch. Goldberger, A. Glass, L. Sch. of Music, Pennsylvania State Univ., University Park, PA, USA. Detection of obstructive sleep apnea through auditory display of heart rate variability. *Computers in Cardiology*, Sept. 2000, pp.739-740.
- [121] Katz, R. Lawee, M.S. Newman, A. Woodrow Weiss, J. Nonlinear method for automatic detection and monitoring of obstructive sleep apnea. *Engineering in Medicine and Biology Society, 1995. IEEE 17th Annual Conference*, , pp.1483-1484 , Vol 2.
- [122] A.Bolz, W.Urbaszek "Technik in der Kardiologie" Springer-Verlag GmbH Heidelberg, 2001
- [123] V.L.Cooper, C.M.Bowker, S.B.Pearson, M.W.Elliot, R.Hainsworth. Effects of stimulated obstructive sleep apnoea on the human carotic baroreceptor-vascular resistance reflex. *Journal of Physiology* 2004.
- [124] Dalmaso, F. Prota, R. Snoring: analysis, measurement, clinical implications and applications. *Eur Respir J* 1996; 9: 146-159.
- [125] Hoffstein, V. Snoring. *Chest* 1996; 109: 201-222.
- [126] Robb MP, Yates J, Morgan EJ. Vocal tract resonance characteristics of adults with obstructive sleep apnea. *Acta Otolaryngol.* 1997 Sep; 117(5):760-3.
- [127] Hoffstein V; Weiser W; Haney R. Roentgenographic dimensions of the upper airway in snoring patients with and without obstructive sleep apnea. *Chest* 1991;100: 81-85.

- [128] Tsushima Y; Antila J; Svendström E; Vetriö A; Laurikainen E; Polo O; Kormano M. Upper airway size and collapsability in snorers: evaluation with digital fluoroscopy. *Eur Respir J*, 1996; 9:1611-18.
- [129] Polo OJ; Tafti M; Fraga J; Porkka KV; Dejean Y; Billiard M. Why don't all heavy snorers have obstructive sleep apnea? *Am Rev Respir Dis* 1991; 143:1288-1293.
- [130] Reda M; Sims AJ; Collins MM; McKee GJ; Marshall H; Kelly PJ; Wilson JA. Morphological assessment of the soft palate in habitual snoring using image analysis. *Laryngoscope* 1999; 109:1655-1660.
- [131] Gavriely, N., Jansen, O. Theory and measurements of snores. *J Appl Physiol* 1993; 74: 2828-2837.
- [132] Steinhart H, Kuhn-Lohmann J, Gewalt K, Constantinidis J, Mertzlufft F, Iro H. Upper airway collapsability in habitual snorers and sleep apneics: evaluation with drug-induced sleep endoscopy. *Acta Otolaryngol* 2000; 120(8):990-4.
- [133] Wilson, K. Stoohs, R.A. Mulrooney, T.F. Johnson LJ, Guilleminault C, Huang Z. The snoring spectrum. *Chest* 1999; 115:762-770.
- [134] Perez-Padilla, J.R. West, P. Kryger, M. Snoring in normal young adults: prevalence in sleep stages and associated changes in oxygen saturation, heart rate, and breathing pattern. *Sleep* 1987; 10:249-53.
- [135] Pérez-Padilla, J.R. et al Characteristics of the snoring noise in patients with and without sleep apnea. *Am Rev Respir Dis* 1993; 147: 635-644.
- [136] Hoffstein, V. Mateika, S. Anderson D. Snoring: Is it in the ear of the beholder? *Sleep* 1994; 17:522-26.
- [137] R. Beck et al The acoustic properties of snores. *Eur Respir J* 8, 2120-2128. UK 1995.
- [138] Monoson, P. K., Fox, A. W. Preliminary observation of speech disorder in obstructive and mixed sleep apnea. *Chest* 1987; 92: 670-675
- [139] Fiz, J.A., Morera, J, M.A. Caminal, et al Acoustic analysis of vowel emission in obstructive sleep apnea. *Chest* 1993; 104: 1093-1096. J.
- [140] Horner, R. L., Mohiaddin, R. H., et al Sites and sizes of fat deposits around the pharynx in obese patients with obstructive sleep apnoea and weight matched controls. *Eur Respir J* 1989; 2: 613-622.
- [141] Brown TG, Bradley TD, Phillipson DA, Zamel N, Hoffstein V. Pharyngeal compliance in snoring subjects with and without obstructive sleep apnea. *Am Rev Respir Dis* 1985; 132: 211-215.

-
- [142] Sanjit K. Mitra. Digital Signal Processing: A Computer Based Approach. 2nd Edition. Ed. McGraw-Hill 2001.
- [143] John G. Proakis, Dimitris G. Manolakis. Digital Signal Processing. Ed. Prentice Hall, 1996.
- [144] Alan V. Oppenheim, Ronald W. Schaffer. with John R. Buck. Discrete-Time Signal Processing. 2nd Edition. Ed. Prentice Hall, 1999.
- [145] Rabiner, Lawrence R., and Gold, Bernard, 1975: Theory and Application of Digital Signal Processing (Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, Inc.) ISBN 0139141014
- [146] Rangaraj Rangayyan. Biomedical Signal Analysis IEEE Standards Office, October 2001. ISBN-10: 0780353587 ISBN-13: 978-0780353589
- [147] Crochiere, R. and Rabiner, L. Decimation and Interpolation of Digital Signals-A Tutorial Review. Proceedings of the IEEE, Vol. 69, No. 3, March 1981.
- [148] IEEE. Programs for Digital Signal Processing, IEEE Press. New York: John Wiley & Sons, 1979. Chapter 8.
- [149] Oppenheim, A.V., and R.W. Schaffer, Discrete-Time Signal Processing, Prentice-Hall, 1989, pp. 447-448.
- [150] F. J. Harris, On the use of windows for harmonic analysis with the discrete Fourier transform. Proceedings of the IEEE, vol. 66, no. 1, pp. 51-83, 1978.
- [151] A. H. Nuttall. Some windows with very good sidelobe behavior. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. ASSP-29, no. 1, pp. 84-91, 1981.
- [152] R. G. Lyons. Understanding Digital Signal Processing, Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall PTR, 2001.
- [153] A. V. Oppenheim and R. W. Schaffer. Discrete Time Signal Processing, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1989.
- [154] L. B. Jackson, Digital Filters and Signal Processing 3rd Edition. Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [155] G. Udny Yule. On a Method of Investigating Periodicities in Disturbed Series, with Special Reference to Wolfer's Sunspot Numbers. Philosophical Transactions of the Royal Society of London, Ser. A, Vol. 226, (1927) 267--298.
- [156] Gilbert Walker. On Periodicity in Series of Related Terms. Proceedings of the Royal Society of London, Ser. A, Vol. 131, (1931) 518--532.
- [157] JM Bland and DG Altman. Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. Lancet, vol. 1, no. 8476, pp.307-310, 1986.

- [158] JM Bland and DG Altman. Measuring agreement in method comparison studies. *Statistical Methods in Medical Research*, vol. 8, pp. 135-160, 1999.
- [159] JM Bland and DG Altman. Comparing methods of measurement: why plotting difference against standard method is misleading. *Lancet*, vol. 346, no. 8982, 1085-1087, 1995.
- [160] Hallman, M. and Teramo, K. Measurement of the lecithin/sphingomyelin ratio and phosphatidylglycerol in amniotic fluid: an accurate method for the assessment of fetal lung maturity. *British Journal of Obstetrics and Gynaecology*, n° 88, 806-13, 1981.
- [161] Westgard, J. O. and Hunt, M. R. Use and interpretation of common statistical tests in method comparison studies. *Clinical Chemistry*, vol. 19, 49-57, 1973.
- [162] Agustí García-Navarro A, Roca Torrent J, Xaubet Mir A. *Manual Separ de Procedimientos*. Ed. LUZÁN 5, S. A. de Ediciones. 2002.
- [163] <http://www.bksv.com>
- [164] Luis F. Crespo Foix, *Contribución al Análisis de Señales Biomédicas, aplicación al diagnóstico automatizado de la Apnea del Sueño*. Tesis Doctoral, 2007.
- [165] John B, Dixon, MBBS LindaM. Schachter, MBBS and Paul E. O'Brien. Predicting sep apnea and excessive day sleepiness in the severely obese. *Indicators for polymnography*. *Chest* 2003; 123: 1134-1141
- [166] <http://www.mathworks.com>
- [167] Hennes HJ, Reinhardt T, Dick W. Beurteilung des notfallpatienten mit dem Mainz Emergency Evaluation Score MEES. *Notfallmedizin*. 1992; 18: 130-136.
- [168] D. G. Brennan. Linear diversity combining techniques. *Proceedings of the IEEE*, vol. 47, pp. 1075-1102, 1959.
- [169] *Programs for Digital Signal Processing*, IEEE Press, New York, 1979. Algorithm 5.2.
- [170] A. J. Wilson et al. Algorithms for the Detection of Breaths from Respiratory Waveform Recordings of Infants. *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 20, pp.286-292: May 1982.
- [171] R. S. Mendenhall, M. E. Neuman. Efficacy of Five Noninvasive Infant respiration Sensors. *IEEE Forntiers of Eng. and Computing in Health Care*, pp.303—307, 1983.
- [172] T. Ning and J. D. Bronzino. Automatic Classification of Respiratory Signals. *Proc. IEEE/EMBS 1 Itit International Conference*, pp.669-670, Seattle, WA Nov 1989.
- [173] Hales, *Statical Essays* vol. II. London: Innings and Manby, 1733

- [174] Bailey JJ, Berson AS, Garson A Jr, Horan LG, Macfarlane PW, Mortara DW, Zywiets C. Recommendations for standardization and specifications in automated electrocardiography. *Circulation*. 1990; 81:730-739.
- [175] Merri M, Farden DC, Mottley JG, Titlebaum EL. Sampling frequency of the electrocardiogram for the spectral analysis of heart rate variability. *IEEE Trans Biomed Eng*. 1990; 37:99-106.
- [176] A.Voss, N.Wessel, A.Sanderycol. Influence of low sampling rate on heart rate variability analysis based on non linear dynamics. *Computers in Cardiology*, paginas 689-692, Viena, 1995. IEEE Society Press.
- [177] L. Hejjel and E. Roth. What is the adequate sampling interval of the ECG signal for heart rate variability analysis in the time domain?. *Physiol Meas.*, vol. 25, no. 6, pp. 1405-1411, Dec.2004.
- [178] D. Singh, K. Vinod, and S. C. Saxena. Sampling frequency of the RR interval time series for spectral analysis of heart rate variability. *J. Med. Eng Technol.*, vol. 28, no. 6, pp. 263-272, Nov.2004.
- [179] Soo-Chang Pei y Chien-Cheng Tseng. Elimination of AC Interference in Electrocardiogram Using IIR Notch Filter with Transient Supresión. *IEEE transactions on biomedical engineering*, Vol. 42, Núm. 11, pp. 1128-1132, Noviembre 1995.
- [180] I. Daskalov and I. Christov. Improvement of resolution in measurement of electrocardiogram RR intervals by interpolation. *Med. Eng Phys.*, vol. 19, no. 4, pp. 375-379, June 1997.
- [181] Mohammed Ferdjallah y Ronald E. Barr. Adaptive Digital Notch Filter Design on the Unit Circle for the Removal of Powerline Noise from Biomedical Signals. *IEEE transactions on biomedical engineering*, Vol. 41, Núm. 6, pp. 529-536, Junio 1994.
- [182] Thakor, N. V. Applications of adaptive filtering to ECG analysis: Noise cancellation and arrhythmia detection. *IEEE Trans. Biomed. Eng*. 38, 785 (1991).
- [183] Vladimir Shusterman, Syed Ismail Shah, Anna Beigel, and Kelley P. Anderson. Enhancing the Precision of ECG Baseline Correction: Selective Filtering and Removal of Residual Error. *Computers and Biomedical Research* 33, 144–160 (2000).
- [184] María Pilar Royo y Pablo Laguna. Cancelación de variaciones de línea de base en el ECG: estudio comparativo de diferentes técnicas. Libro de actas XVI Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica, pp. 135-138, Valencia, Septiembre 1998.
- [185] Bailey, J. J., Berson, A. S., Garson, A., Jr., Horan, L. G., Macfarlane, P. W., Mortara, D. W., and Zywiets, C. Recommendations for standardization and specifications in automated

- electrocardiography: Bandwidth and digital signal processing. A report for health professionals by ad hoc writing group of the committee on electrocardiography and cardiac electrophysiology of the council on clinical cardiology, American Heart Association. *Circulation* 81, 730 (1990).
- [186] Y.H. Hu, W.J. Tompkins, J.L. Urrusti, and V.X. Alfonso. Applications of artificial neural networks for ECG signal detection and classification. *J. Electrocardiology*, vol. 26 (Suppl.), pp. 66-73, 1993.
- [187] M.G. Strintzis, G. Stalidis, X. Magnisalis, and N. Maglaveras. Use of neural networks for electrocardiogram (ECG) feature extraction, recognition and classification. *Neural Netw. World*, vol. 3, no. 4, pp. 313-327, 1992.
- [188] G. Vijaya, V. Kumar, and H.K. Verma. ANN-based QRS-complex analysis of ECG. *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 22, no. 4, pp. 160-167, 1998.
- [189] Q. Xue, Y. H. Hu, and W. J. Tompkins. Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 39, pp. 317-329, 1992.
- [190] R. Poli, S. Cagnoni, and G. Valli. Genetic design of optimum linear and nonlinear QRS detectors. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 42, pp. 1137-1141, 1995.
- [191] V.X. Afonso, W.J. Tompkins, T.Q. Nguyen, and S. Luo. ECG beat detection using filter banks. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 46, pp. 192-202, 1999.
- [192] S. Kadambe, R. Murray, and G.F. Boudreaux-Bartels. Wavelet transform-based QRS complex detector. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 46, pp. 838-848, 1999.
- [193] C. Li, C. Zheng, and C. Tai. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 42, pp. 21-28, 1995.
- [194] B.-U.Köhler, C.Hennig, and R.Orglmeister. QRS detection using zero crossing counts. In: *Progress in Biomedical Research.*, Erlangen, pages 138-145. 2003.
- [195] S. Suppappola and Y. Sun. Nonlinear transforms of ECG signals for digital QRS detection: A quantitative análisis. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 41, pp. 397-400, 1994.
- [196] P.E. Trahanias. An approach to QRS complex detection using mathematical morphology. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 40, no. 2, pp. 201-205, 1993.
- [197] Pan J, WJ Tompkins. A real time QRS detection algorithm. *IEEE Trans. On Biomedical Engineering.* 32:230-236, 1985.
- [198] R. Xia, O. Odemuyiwa, J. Gill y col. Influence of recognition errors of computerised analysis of 24 hour electrocardiograms on the measurement of spectral components of heart rate variability. *Int. J. Biomed. Comput.*, 32:223-235,1993.

- [199] M. Malik, T. Cripps, T. Farrell y A.J. Camm. Prognosis value of heart rate variability after myocardial infarction. A comparison of different data-processing methods. *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 27:603-611, 1989.
- [200] M. Malik, T. Farrel, T. Cripps y A. J. Camm. Heart rate variability in relation to prognosis after myocardial infarction: Selection of optimal processing techniques. *Eur. Heart J.*, 10:1060{1074, 1989.
- [201] M. Malik, R. Xia, O. Odemuyiwa y col. Influence of the recognition artefact in automatic analysis of long term electrocardiograms on time domain measurement of heart rate variability. *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 31:539:544,1993.
- [202] D. Sapoznikov, M.H. Luria, Y. Mahler y M.S. Gotsman. Computer processing of artifact and arrhythmias in heart rate variability analysis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 39:75:84, 1992.
- [203] R. Barbieri and E. N. Brown. Correction of erroneous and ectopic beats using a point process adaptive algorithm. *Conf. Proc. IEEE Eng Med. Biol. Soc.*, vol. 1, pp. 3373-3376, 2006.
- [204] N. Lippman, K. M. Stein, and B. B. Lerman. Nonlinear predictive interpolation. A new method for the correction of ectopic beats for heart rate variability análisis. *J. Electrocardiol.*, vol. 26 Suppl, pp. 14-19, 1993.
- [205] C Vázquez, F Valdés and J Malleuve. Nuevo método para la corrección de artefactos en series temporales de ECG. TELEEC, Santiago de Cuba, 2004.
- [206] N.S Padhye. Multiple timescale statistical filters for corrupt RR-series. *Engineering in Medicine and Biology Society, 25th Annual International Conference*, Cancun, Mexico, September 17-21, 2003.
- [207] Y. Ruiz González, J.V. Lorenzo Ginori. Algoritmos para la corrección de latidos ectópicos en series temporales de la señal electrocardiográfica. VI Congreso de la Sociedad Cubana de Bioingeniería, Habana 2005
- [208] Tarvainen, M.P.; Ranta-aho, P.O.; Karjalainen. An advanced detrending method with application to HRV análisis. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* Volume 49, Issue 2, Feb 2002 Page(s):172–175.
- [209] R. D. Berger, S. Akselrod, D. Gordon y J. Cohen. An efficient algorithm for spectral analysis of heart rate variability. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, BME-33(9):900{904, Septiembre 1986.

- [210] Haaksma, J.; Dijk, W.A.; Brouwer, J.; van den Berg, M.P.; Dassent, W.R.M.; Mulder, B.; Crijns, H.J.G.M. The influence of recording length on time and frequency domain analysis of heart rate variability, *Computers in Cardiology 1998*, Volume , Issue , 13-16 Sep 1998 Page(s):377 – 380
- [211] C. Maier, H. Dickhaus, M. Bauch, and T. Penzel. Comparison of heart rhythm and morphological ECG features in recognition of sleep apnea from the ECG. *Computers in cardiology 2003*, pp. 311-314.
- [212] Malik M, Camm AJ. Components of heart rate variability - What they really mean and what we really measure. *Am J Cardiol* 1993; 72: 821-822.
- [213] Joseph E. Mietus Beth Israel Deaconess. HRV in Sleep Apnea Detection, and Sleep Stability. MA HRV 2006.
- [214] Boll, S.F. Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction. *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, vol. ASSP-27, pp.113-120, 1979
- [215] Abeyratne.U.R, Patabandi.C.K.K, Puvanendran.K. Pitch-Jitter Analysis of Snoring Sounds for the Diagnosis of Sleep Apnea. 23rd Annual EMBS International Conference, 2001.
- [216] T. V. Ananthapadmanabha and B. Yegnanarayana. Epoch Extraction of Voiced Speech. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 23, no. 6, pp. 562570, 1975.
- [217] Y. M. Cheng and D. O'Shaughnessy. Automatic and Reliable Estimation of Glottal Closure Instant and Period. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 37, no. 12, pp. 18051815, 1989.
- [218] Appendix: Autocorrelation Análisis. <http://www.csu.edu.au/ci/vol02/cmxxk/node10.html>
- [219] M. J. Ross, H. L. Shaffer, A. Cohen, R. Freudberg and H. J. Manley. Average Magnitude Difference Function Pitch Extractor. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 22, no. 5, pp. 353362, 1974.
- [220] A Wheelflat Detection Device Based on CEPSTRUM Analysis of Rail Acceleration Measurements. <http://www.dmti.unifi.it/dwebuserbracciali/wf2.htm>
- [221] Cepstral Análisis. <http://mi.eng.cam.ac.uk/ajr/SA95/node33.html>
- [222] Wolfram Research. Signals and Systems Documentation, Interlude and Cepstral Análisis. <http://documents.wolfram.com/applications/signals/CepstralAnalysis.html>, 2003.
- [223] Plsek, M. Cepstral and Pseudo-Cepstral Analysis of Speech Spectrum. www.electronicletters.com/papers/2002/0031/paper.asp

-
- [224] A. H. Nuttall. Some Windows With Very Good Sidelobe Behavior. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 29, no. 1, pp. 84-91, 1981.
- [225] L.R.Rabiner. On the use of autocorrelation analysis for pitch detection. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing ASSP – 25(1)*: 24:33 February 1977.
- [226] J. Sola-Soler, R.Jane, JA. Fiz, J. Morera. Automatic classification of subjects with and without Sleep Apnea through snoring análisis. *Conf.Proc. IEEE Eng Med.Biol.Soc.* pp. 093-96, 2007
- [227] J. Sola-Soler, R.Jane, JA. Fiz, J. Morera. Snoring Sound Intensity Studywith Ambient and Tracheal Microphones. 23rd Annual EMBS Internation Conference, 2001.
- [228] Abeyratne, U. R., A. S. Wakwella, and C. Hukins. Pitch jump probability measures for the analysis of snoring sounds in apnea. *Physiol Meas.* 26.5: 779-98, 2005.
- [229] Sola-Soler, J. et al. Pitch Analysis in Snoring Signals From Simple Snorers and Patients With Obstructive Sleep Apnea. *Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, p. 1527-1528, 2002.