

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA

**ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE SEÑALES
CARDIORRESPIRATORIAS PARA DETERMINAR EL
MOMENTO ÓPTIMO DE DESCONEXIÓN DE UN
PACIENTE ASISTIDO MEDIANTE VENTILACIÓN**

JORGE ARMANDO PINTO FRANCO

Proyecto de grado

Ingeniería Mecatrónica

Dr. CARLOS JULIO ARIZMENDI

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA

DIRECTOR

Dra. BEATRIZ GIRALDO

UNIVERSIDAD POLITECNICA DE CATALUNYA

CODIRECTOR

BUCARAMANGA, COLOMBIA – BARCELONA, ESPAÑA, 2014

CONTENIDO

	Pág.
RESUMEN	8
AGRADECIMIENTOS	11
1. OBJETIVOS	13
1.1 OBJETIVO GENERAL.....	13
1.2 OBJETIVO ESPECÍFICOS.....	13
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN	15
3. ANTECEDENTES Y ESTADO DEL ARTE	17
4. SEÑALES CARDIACAS, RESPIRATORIAS Y BASE DES DATOS	20
4.1 SEÑAL RESPIRATORIA	20
4.2 SEÑAL CARDIACA	23
4.3 INTERACCIÓN CARDIORESPIRATORIA	24
4.4 VENTILACIÓN MECÁNICA	26
4.5 BASE DE DATOS.....	30
5. TÉCNICAS DE PROSESAMIENTO Y CLASIFICACIÓN DE SEÑALES Y SISTEMAS	34
5.1 TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO	34
5.2 TÉCNICAS DE REDUCCIÓN DE DIMENSIONALIDAD	41
5.3 TÉCNICAS DE CLASIFICACIÓN	44
6. RESULTADOS	50
6.1 ANÁLISIS PRELIMINAR DE LOS DATOS.....	51
6.2 PREPROCESAMIENTO.....	53
6.3 PROCESAMIENTO.....	56
6.4 CLASIFICACIÓN	60
7. CONCLUSIONES Y EXTENSIONES FUTURAS	64

8. CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES	66
9. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	67

ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
TABLA 1. VALORES UMBRALES, SENSIBILIDAD Y ESPECIFICIDAD DE ALGUNOS ÍNDICES PREDICTIVOS DE LA EXTUBACIÓN DE LA VENTILACIÓN MECÁNICA	27
TABLA 2. DISTINTAS FUNCIONES DE DISTANCIA	48
TABLA 3. PRUEBA <i>U DE MANN-WHITNEY</i> PARA LAS SEÑALES ORIGINAL..	53
TABLA 4. PORCENTAJE DE POTENCIA DE LAS SEÑALES EN CADA BANDA	54
TABLA 5. ERROR MEDIO CUADRÁTICO ENTRE LA SEÑAL ORIGINAL Y LA SEÑAL REMUESTREADA A 2 HZ	55
TABLA 6. PRUEBA <i>U DE MANN-WHITNEY</i> PARA LAS SEÑALES REMUESTREADAS.....	55
TABLA 7. TIPO DE FAMILIAS <i>WAVELET</i>	57
TABLA 8. FAMILIAS <i>WAVELET</i> SELECCIONADAS.....	57
TABLA 9. RESULTADOS DEL TEST DE CLASIFICACIÓN CON RNA, PARA EL MEJOR CONJUNTO DE VARIABLES SELECCIONADAS OBTENIDAS DESPUÉS DE LA REDUCCIÓN DE DIMENSIONALIDAD	62
TABLA 10. RESULTADOS DEL TEST DE CLASIFICACIÓN CON LDA, PARA EL MEJOR CONJUNTO DE VARIABLES SELECCIONADAS OBTENIDAS DESPUÉS DE LA REDUCCIÓN DE DIMENSIONALIDAD	63
TABLA 11. CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES	66

ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
FIGURA 1. CRITERIOS PARA INICIAR EL PROCESO DE DESTETE.....	18
FIGURA 2. CAPACIDADES Y VOLÚMENES PULMONARES	21
FIGURA 3. REPRESENTACIÓN DEL VOLUMEN RESPIRATORIO CON LAS SERIES TEMPORALES.....	23
FIGURA 4. REPRESENTACIÓN DE UN INTERVALO RR.....	24
FIGURA 5. ESQUEMA DEL PROCESO DE ELABORACIÓN DE LA BASE DE DATOS WEANDB	31
FIGURA 6. SEGMENTO DE UNA SEÑAL ELECTROCARDIOGRÁFICA Y DE FLUJO RESPIRATORIO CORRESPONDIENTES A UN REGISTRO DE LA BASE DE DATOS WEANDB.....	32
FIGURA 7. SEGMENTO DE LAS SERIES TEMPORALES QUE CARACTERIZARON EL PATRÓN RESPIRATORIO TOMADO DE UN PACIENTE DE LA BASE DE DATOS WEANDB.....	33
FIGURA 8. REPRESENTACIÓN SIMBÓLICA DE UNA SERIE TEMPORAL	34
FIGURA 9. FUNCIÓN DE LA VENTANA.....	37
FIGURA 10. ÁRBOL DE DESCOMPOSICIÓN <i>WAVELET</i>	40
FIGURA 11. <i>FORWARD SELECTION</i>	41
FIGURA 12. <i>BACKWARD SELECTION</i>	42
FIGURA 13. <i>BIDIRECTIONAL SEARCH</i>	43
FIGURA 14. MODELO NEURONAL DE <i>MCCULLOCH-PITTS</i>	45
FIGURA 15. TIPOS DE APRENDIZAJE Y ARQUITECTURAS DE LAS REDES NEURONALES	45
FIGURA 16. DIAGRAMA DE DISPERSIÓN DE DOS GRUPOS EN DOS VARIABLES DE CLASIFICACIÓN.....	46

FIGURA 17. METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN	50
FIGURA 18. VARIABILIDAD TOTAL DE LAS COMPONENTES PRINCIPALES	51
FIGURA 19. REPRESENTACIÓN DE LA VARIANZA DE LOS DATOS	52
FIGURA 20. REPRESENTACIÓN DE LAS 32 CARACTERÍSTICAS POR CADA PACIENTE OBTENIDAS MEDIANTE EL PSD CON 7 SERIES TEMPORALES (T_I, T_E, T_{TOT}, V_T, T_I/T_{TOT}, V_T/T_I Y F/V_T), EL INTERVALO RR Y 4 MEDIDAS (AMPLITUD PICO, FRECUENCIA PICO, RANGO INTERCUARTÍLICO Y EL VALOR DE POTENCIA EN UN 98%)	56
FIGURA 21. REPRESENTACIÓN DE LAS 40 CARACTERÍSTICAS POR CADA PACIENTE OBTENIDAS MEDIANTE LA TWD CON 7 SERIES TEMPORALES (T_I, T_E, T_{TOT}, V_T, T_I/T_{TOT}, V_T/T_I Y F/V_T), EL INTERVALO RR Y 5 ESTADÍSTICOS (MEDIA, DESVIACIÓN ESTÁNDAR, OBLICUIDAD, CURTOSIS Y RANGO INTERCUARTÍLICO)	59
FIGURA 22. ESQUEMA DE LA RED NEURONAL SINTONIZADA	60

Nota de aceptación

Director

Carlos Julio Arizmendi

Jurado

Nayibe Chio Cho

Bucaramanga, 24 de noviembre de 2015

RESUMEN

El presente proyecto de grado en ingeniería mecatrónica expone el *análisis e interpretación de señales cardiorrespiratorias para determinar el momento óptimo de desconexión de un paciente asistido mediante ventilación*. Se plantea el estudio del patrón respiratorio y la interacción cardiorrespiratoria, a partir de las series temporales obtenidas de registros de señales de flujo respiratorio y electrocardiográfico, mediante técnicas lineales, clasificadores estadísticos, y técnicas basadas en inteligencia artificial. El propósito del proyecto es obtener parámetros del patrón respiratorio que permitan diferenciar entre pacientes que superan el proceso de extubación manteniendo la respiración espontánea, de pacientes que fracasan en este proceso, y pacientes que después de la prueba de destete son reintubados pasadas 48 horas.

La ventilación mecánica (VM) es el tratamiento principal en los pacientes con insuficiencia respiratoria aguda (IRA) y una de las técnicas más utilizadas en las unidades de cuidados intensivos (UCI's). Son muchos los factores que influyen en el proceso de retirada de la VM, y la facilidad de separar un paciente de un ventilador mecánico se relaciona de forma inversa con la duración de la VM. Una prueba fallida es molesta para el paciente, y puede ocasionar distrés cardiopulmonares. De acuerdo con la literatura, hasta un 25% de pacientes fracasan en el proceso de retirada de la VM, ocasionando distrés respiratorio lo bastante grave como para requerir su reintubación [1-3].

Las señales que se analizan en este trabajo pertenecen a la base de datos WEANDB, que consta de 154 pacientes en proceso de extubación. Se registraron las señales cardíacas (una derivación) y de flujo respiratorio, durante 30 minutos. Los pacientes fueron sometidos al protocolo de la prueba de tubo en T. Los registros se obtuvieron en la Unidad de

Semicríticos del Hospital de la Santa Creu i Sant Pau de Barcelona y en el Hospital Universitario de Getafe, de acuerdo con los protocolos aprobados por los Comités Éticos.

A partir de las series temporales que definen el patrón respiratorio de los pacientes, y del intervalo RR del electrocardiograma se propone diseñar y evaluar diferentes técnicas de procesamiento de señales y técnicas de clasificación basadas en técnicas estadísticas e inteligencia artificial, para la caracterización de los sistemas respiratorios y cardiorrespiratorios.

En una primera etapa se hace la adaptación de las señales, donde se analizan las series de datos en la componente de frecuencia. Se desarrolla un análisis de densidad espectral de potencia, de donde se estudian las diferentes bandas de frecuencia que componen las señales de la base de datos con el fin de determinar la frecuencia idónea para implementar los osciladores.

Dada la complejidad y el carácter no estacionario de las señales respiratorias y cardiorrespiratorias remuestreadas, se requiere una etapa de procesamiento antes de una etapa de clasificación, con el fin de determinar los parámetros que permitan clasificar de forma acertada los pacientes, en función de las probabilidades de éxito, fracaso o reintubado que podrían tener al momento de comenzar el proceso de extubación. Los parámetros más representativos del sistema respiratorio y cardiorrespiratorio se obtienen en la etapa de procesamiento, en la cual se aplican técnicas estadísticas y lineales a las diferentes series de datos. Se plantea la extracción de información de las componentes tiempo-frecuencia mediante el análisis con la transformada Wavelet, además, se realiza la descomposición de las series en términos de los coeficientes de aproximación y detalle, observando la existencia de componentes diferenciadoras entre las clases de pacientes. Basados en medidas estadísticas de dispersión se extraen cuantificaciones del sistema. Se pronostica que los parámetros obtenidos contengan información útil, que permita aplicar clasificadores estadísticos y técnicas de decisión basados en inteligencia artificial.

En cuanto a la etapa de clasificación, se proponen técnicas apoyadas en estadística y en inteligencia artificial. Entre las técnicas de clasificación basadas en metodologías estadísticas se presenta el análisis discriminante. Por parte de las técnicas basadas en inteligencia artificial se plantea el uso de las redes neuronales.

Con el conjunto de las técnicas descritas, se realiza un análisis del patrón respiratorio y la interacción cardiorrespiratoria, extrayendo índices que permitan determinar el momento óptimo de extubación de pacientes asistidos mediante ventilación mecánica. Se desarrolla una metodología basada en estos índices de clasificación, que aportan información adicional a la clínica del paciente, cuando se considera candidato a ser extubado.

AGRADECIMIENTOS

La realización de un proyecto de grado en ingeniería mecatrónica, como es el caso de este, requiere una gran carga de interdisciplinariedad que sólo es posible con la ayuda de mucha gente. He sido afortunado de contar con personas que de forma muy generosa me han brindado su experiencia y apoyo. En estas páginas quiero expresar mi más sincera gratitud a quienes a continuación enumero.

A los doctores Carlos Julio Arizmendi y Beatriz Giraldo, mi director y codirector de proyecto de grado respectivamente, quienes gracias a sus conceptos de trabajo en equipo y una actitud generosa, han acompañado la realización de esta tesis en todo momento. Gracias a su confianza, apoyo y asesoramiento han representado una ayuda inestimable en la realización de este proyecto. Gracias por las jornadas de reunión que desinteresadamente dedicaron al trabajo que en esta memoria se condensa. De ellos he aprendido muchísimo, tanto en el terreno académico como en el personal durante estos años y bien saben que podrán contar conmigo incondicionalmente en el futuro. Espero seguir formando parte de sus equipos de trabajo.

Estoy infinitamente agradecido con mi familia, porque a pesar de la distancia en los meses finales de la realización de este proyecto, siguieron cada paso y me brindaron su apoyo incondicionalmente. Muy especialmente a mis padres, Jorge y Amparo, que han sacrificado todos estos años de mutua compañía.

No podría cerrar estos agradecimientos sin mencionar a mis compañeros del pregrado, especialmente a Edwin Solano con quien compartí gran parte del tiempo en los últimos años. Gracias por brindarme su amistad, por brindarme ayuda cuando lo necesite y por los

ratos de entretenimiento y diversión. Espero seguir contando con su amistad y bien sabe seguirá contando conmigo hoy y siempre.

1

OBJETIVOS

1.1 OBJETIVO GENERAL

Analizar, mediante técnicas avanzadas de procesamiento de señales e inteligencia artificial, de la variabilidad del patrón respiratorio en pacientes durante el proceso de extubación, para encontrar posibles diferencias entre pacientes que pueden mantener la respiración de forma espontánea, pacientes que fracasan en este intento, y pacientes que aun habiendo superado el proceso de destete o extubación deben ser reintubados antes de 48 horas.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Buscar bibliografía y estudiar de manera preliminar las técnicas utilizadas en trabajos previos para el procesamiento de señales cardiacas y respiratorias, y para clasificación de problemas con bases de datos biomédicas.
- Estudiar las señales respiratorias y cardiacas de la base de datos WEANDB.
- Estudiar las técnicas en el dominio tiempo-frecuencia y frecuencia.
- Estudiar las diferentes técnicas de clasificación, mediante clasificadores basados en técnicas estadísticas y de inteligencia artificial.
- Desarrollar un modelo para la clasificación de pacientes en proceso de extubación, a partir de las series respiratorias y cardiorrespiratorias.

- Obtener nuevos índices basados en el estudio de la variabilidad de los patrones respiratorios y cardiorrespiratorios para la ayuda en la decisión del momento óptimo de extubación.
- Analizar e interpretar los resultados obtenidos.

2

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN

El presente proyecto de grado en ingeniería expone el *análisis e interpretación de señales cardiorrespiratorias para determinar el momento óptimo de desconexión de un paciente asistido mediante ventilación*. Se plantea el estudio del patrón respiratorio y cardiorrespiratorio, a partir de las series temporales obtenidas de los registros de las señales de flujo respiratorio y del registro electrocardiográfico, mediante técnicas lineales, clasificadores estadísticos y técnicas basadas en inteligencia artificial, con el fin de encontrar posibles diferencias entre pacientes que pueden mantener la respiración de forma espontánea, pacientes que fracasan en este intento, y pacientes que aun habiendo superado el proceso de destete o extubación deben ser reintubados antes de 48 horas.

La VM es el tratamiento principal en los pacientes con IRA y una de las técnicas más utilizadas en las UCI's. Existen protocolos en el proceso de extubación basados en índices y criterios clínicos para evaluar el momento adecuado de la desconexión, pero esto es casi un desafío y no son muy precisos. Son muchos los factores que influyen en el proceso de retirada de la VM, y la facilidad de separar un paciente de un ventilador mecánico se relaciona de forma inversa con la duración de la VM. Una prueba fallida es molesta para el paciente, y puede ocasionar distrés cardiopulmonares. En el proceso de interrupción de VM, hasta 25% de pacientes sufren un distrés respiratorio lo bastante grave como para requerir su reintubación [1-3]. Por ello la necesidad de un pronóstico lo más exacto posible del momento óptimo de extubación.

Tanto la European Task Force (ETF), como el Centers for Disease Control and Prevention (CDC) recomiendan, en la medida de lo posible evitar la reintubación, debido a que representa un factor de riesgo de neumonía asociada con la VM [4].

Partiendo de las series temporales de las señales respiratorias y el intervalo RR del electrocardiograma se propone aplicar diferentes técnicas de procesamiento de señales y técnicas de clasificación basadas en técnicas estadísticas e inteligencia artificial, para la caracterización de los sistemas sistema respiratorio y cardiorrespiratorio.

El plan de trabajo previsto para el desarrollo de este proyecto está basado en los objetivos planteados anteriormente. Las actividades a desarrollar en este estudio son:

- I. Búsqueda bibliográfica y estudio preliminar de las técnicas utilizadas en trabajos previos para el procesamiento de señales cardíacas y respiratorias, y para clasificación de problemas con bases de datos biomédicas.
- II. Estudio de las señales respiratorias y cardíacas de la base de datos WEANDB.
- III. Estudio preliminar de técnicas en el dominio tiempo-frecuencia.
- IV. Estudio de diferentes técnicas de clasificación, mediante clasificadores basados en técnicas estadísticas y de inteligencia artificial.
- V. Desarrollo de un modelo para la clasificación de pacientes en proceso de extubación, a partir de las series respiratorias y cardiorrespiratorias.
- VI. Obtención de nuevos índices obtenidos en el estudio de la variabilidad de los patrones respiratorios y cardiorrespiratorios para la ayuda en la decisión del momento óptimo de extubación.
- VII. Análisis e interpretación de los resultados obtenidos.

3

ANTECEDENTES Y ESTADO DEL ARTE

La VM es un procedimiento de respiración artificial que permite ayudar a sustituir la función ventilatoria de un paciente, mejorando la oxigenación e influyendo en la mecánica pulmonar, hasta que se restituya el correcto funcionamiento del sistema pulmonar del paciente.

Tanto la perpetuación como el retiro precoz de la VM provocan riesgos en el paciente, aumentando la posibilidad de contraer infecciones en el centro hospitalario (infección nosocomial), atrofia de la musculatura respiratoria, retención líquida secundaria a las alteraciones del metabolismo hidromineral provocados por los cambios de presión, riesgo de infección, colonización, pérdida de los mecanismos de defensa, retención de secreciones, necesidad de prolongar el tiempo de sedación entre otros. Adicionalmente una estancia más prolongada aumenta los costos hospitalarios para la clínica y el paciente. Por tanto es importante la estimación del momento óptimo para la extubación de pacientes asistidos mediante VM. El proceso de extubación de un paciente asistido mediante VM, es el postrero paso a seguir para recobrar la respiración espontánea [5].

La figura 1 presenta de forma esquemática, los criterios generales para iniciar el proceso de retirada del soporte ventilatorio, y los valores correspondientes a las variables consideradas.

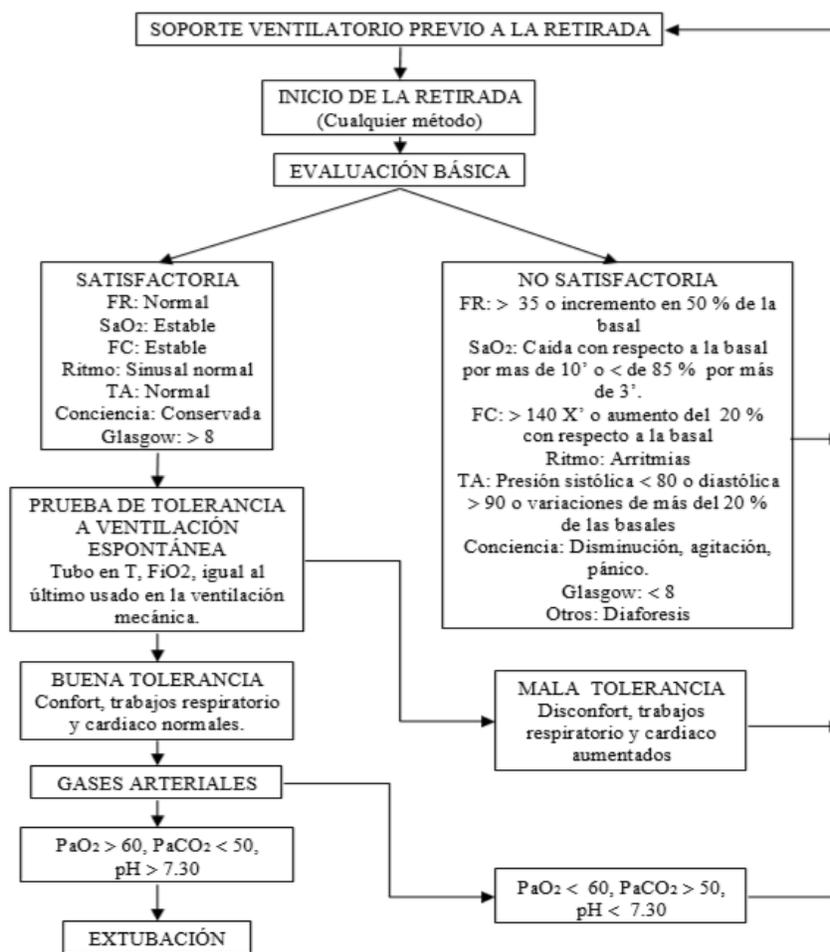


Figura 1. Criterios para iniciar el proceso de destete (Fuente:[34])

Existen diferentes estudios relacionados con el análisis de la variabilidad del patrón respiratorio, expuesta a partir de la variación en los mecanismos del sistema neuro central o por la inestabilidad de los propios lazos de retroalimentación, entre otros [(6-8)]. Así mismo diversos autores estudian los protocolos de desconexión de la VM, con el fin de disminuir el porcentaje de fracaso y la tasa de reintubación de pacientes [9]. Según la literatura el 25% de los pacientes que se desconectan de la VM, pueden sufrir distrés cardiorrespiratorio suficientemente grave como para tener que ser reintubado [10]. Tanto la ETF, como el CDC recomiendan, en la medida de lo posible evitar la reintubación, debido a que representa un factor de riesgo de neumonía asociada con la VM [4].

En otros estudios se presenta la extracción de índices con pacientes en proceso de extubación, mediante técnicas de análisis lineal, no lineal, e implementación de clasificadores con inteligencia artificial, para encontrar diferencias entre pacientes capaces de sostener la respiración espontánea, y pacientes que fallaron en el proceso de extubación [11-13].

4

SEÑALES CARDIACAS, RESPIRATORIAS Y BASES DE DATOS

4.1 SEÑALES RESPIRATORIAS

Una de las formas características para realizar el estudio del sistema respiratorio es mediante el análisis de la señal de volumen, la señal de flujo y la presión respiratoria en función del tiempo. Dentro de las variables de volumen, se encuentran el volumen abdominal, el volumen torácico, el volumen total, y el flujo total. De las variables de presión se tienen: la presión alveolar, la presión en la cavidad pleural, la presión en las vías aéreas y la presión transpulmonar. A partir de estas variables, se pueden calcular diversos parámetros, que describen la función pulmonar. La figura 2 presenta de manera gráfica, la relación entre variables en función de volúmenes y variables en función de capacidades [14].

Las medidas de volumen consideradas en la función pulmonar son:

Volumen corriente (VC): Volumen de aire inspirado o espirado en cada respiración normal; supone un promedio de 500 ml en el adulto joven.

Volumen de reserva inspiratoria (VRI): Volumen de aire inspirado adicional por encima del volumen de ventilación pulmonar, generalmente es de 3 litros.

Volumen de reserva espiratorio (VRE): Volumen adicional de aire que puede expulsarse realizando una espiración forzada al final de una espiración normal, generalmente supone unos 1000 ml.

Volumen residual (VR): Volumen de aire que permanece aún en los pulmones tras una espiración forzada, es aproximadamente de 1200 ml.

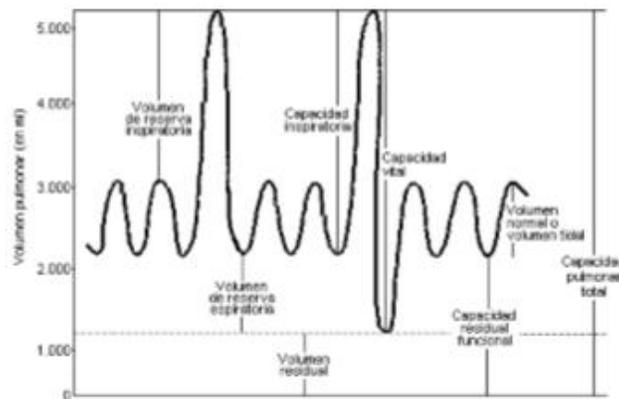


Figura 2. Capacidades y volúmenes pulmonares (Fuente:[34]).

Los diferentes tipos de capacidades considerados en la función pulmonar son:

Capacidad inspiratoria (CI): Es la cantidad de aire que puede respirar una persona comenzando desde el nivel de espiración normal y distendiendo sus pulmones hasta la capacidad máxima.

Capacidad funcional residual (CFR): Es la cantidad de aire que queda en los pulmones al final de la espiración normal, equivale al volumen de reserva inspiratoria más el volumen residual.

Capacidad vital (CV): Es la cantidad de aire máxima que una persona puede expulsar de sus pulmones cuando estos han sido llenados al máximo, equivale a la suma del volumen de reserva inspiratoria, el volumen de ventilación pulmonar y el volumen de reserva espiratoria.

Capacidad pulmonar total (CPT): Es el volumen máximo al que pueden dilatarse los pulmones con el mayor esfuerzo inspiratorio posible, equivale a la capacidad vital más el volumen residual.

Las señales provenientes del sistema respiratorio pueden ser de diversa naturaleza como se expuso en el apartado anterior. Su registro en el ambiente hospitalario se puede hacer mediante diferentes técnicas como: espirometría, neumotacografía y pletismografía. A continuación se resumen las características más importantes de cada una de ellas.

Pletismografía: La pletismografía respiratoria por inductancia cuantifica los movimientos de la caja torácica, a partir de dos bobinas colocadas a nivel de tórax y abdomen del paciente, que miden los cambios en la corriente inducida, y que adecuadamente transducidas y calibradas indican las diferencias de volumen respiratorio.

Espirometría: La espirometría es la técnica que mide los flujos y volúmenes respiratorios útiles para el diagnóstico y seguimiento de patologías respiratorias. Con esta se registra y mide la cantidad de aire que entra y sale tanto en régimen de respiración normal, como cuando ésta es forzada, de los pulmones.

Neumotacografía: Mide directamente la señal de flujo respiratorio, mediante la interpretación de la señal eléctrica obtenida a través de la diferencia de presión generada a los extremos de la resistencia.

A partir de los volúmenes y capacidades descritos anteriormente, se puede caracterizar y definir el patrón respiratorio. Una forma de caracterizar la función mecánica del sistema pulmonar puede ser mediante las siguientes series respiratorias (figura 3):

- T_{Tot} : $T_I + T_E$: Duración del ciclo respiratorio.
- T_I : Tiempo de inspiración.

- T_E : Tiempo de espiración.
- V_T : Volumen circulante o volumen tidal.
- T_I/T_{Tot} : Fracción inspiratoria.
- V_T/T_I : Flujo inspirado medio.
- f/V_T : Relación frecuencia-volumen tidal.

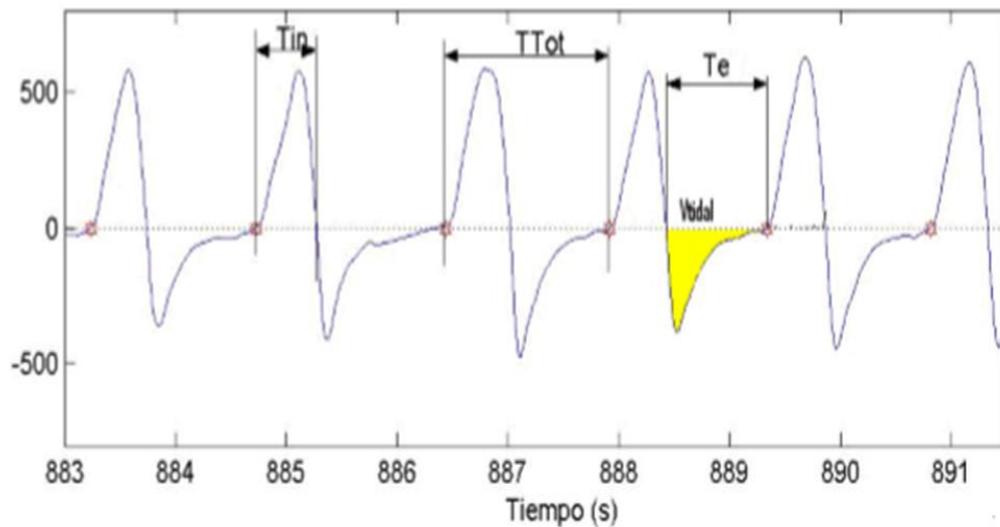


Figura 3. Representación del volumen respiratorio con las series temporales T_{Tot} , T_I , T_E y V_T (Fuente: [34]).

4.2 SEÑALES CARDIACAS

Las señales electrocardiográficas (ECG) son señales biomédicas generadas a partir de la actividad del músculo cardíaco. El estudio del ECG obtenido mediante electrodos de superficie es una de las pruebas médicas más frecuentes en la exploración de la actividad cardíaca. El ECG presenta un comportamiento repetitivo unido a cada recurrencia de los latidos cardíacos, que consta de distintas ondas en una secuencia determinada. Cada una de estas ondas representa las distintas fases del latido cardíaco, y se denotan por las letras P, Q, R, S, T.

La figura 4 presenta una señal ECG ideal correspondiente a un latido cardíaco. El segmento horizontal que precede la onda P se denomina línea de base o línea isopotencial. La onda P representa la despolarización del músculo de la aurícula. A la onda P le sigue una secuencia de ondas denominadas complejo QRS, y refleja la combinación de la despolarización ventricular y la repolarización auricular. La onda R es la primera inflexión positiva y la onda S es la primera inflexión negativa posterior a una positiva. Una o más de estas ondas pueden no estar presentes, y en ocasiones aparece una segunda onda R, que se denota como R'. La onda T representa la repolarización ventricular.

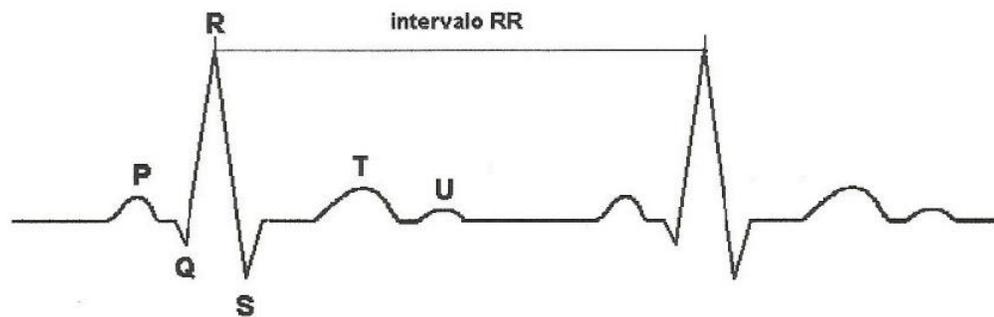


Figura 4. Representación de un intervalo RR (Fuente:[34]).

En la actualidad las enfermedades cardíacas son una de las principales causas de mortalidad y hospitalización en los países desarrollados. El estudio de la variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) es uno de los índices más utilizados para analizar los mecanismos que controlan el sistema cardiovascular, y se ha mostrado como un índice complementario en el diagnóstico y tratamiento de diversos casos clínicos.

4.3 INTERACCIÓN CARDIORRESPIRATORIA

Los sistemas respiratorios y cardiovascular humano están siendo ampliamente estudiados, dado que no actúan de forma independiente. La naturaleza de estos dos sistemas puede estar asociada a interacciones lineales y complejas mediante mecanismos de acoplamiento

cardiorrespiratorio [15-23]. En los inicios Hildebrant y colaboradores [24,25] investigaron la coordinación de fase entre los osciladores cardíaco y respiratorio en el hombre, utilizando un dispositivo llamado “analizador de coincidencias”. Este dispositivo era capaz de determinar el tiempo absoluto de retraso en el inicio de la respiración después de su precedente onda R, con lo que los autores concluyeron que el “ritmo del acoplamiento” era un prominente marcador de la relajación fisiológica y la regeneración del sistema después de una carga laboral.

En 1976 se describieron diferentes grados de sincronización entre actividades periféricas simpáticas y actividades registradas en el nervio frénico. Estas sincronizaciones mostraron variaciones a corto plazo desde el estado de sincronización completa, a estados de disociación y coordinaciones deslizantes [24].

Algunos estudios relacionan el rango de frecuencias de 0.15-0.45 Hz de la serie RR del ritmo cardíaco, con una mayor influencia del tono vagal sobre la fase respiratoria. Por otra parte las bajas frecuencias (0.08-0.15 Hz) son producidas por los lazos de retroalimentación asociados a barorreflejos coligados con actividad simpática. Las actividades y periodicidades en el rango de frecuencias 0.02-0.08 Hz, han sido adscrita, a la regulación de estimulación a nivel químico, de la termorregulación y de la actividad vasomotora [25].

Otras investigaciones realizadas sobre la variación de cargas resistivas en los modos ventilatorios, sugieren que hay variaciones en el patrón respiratorio que dependen directamente de estas, las cuales se ven reflejadas en un incremento del TT_{Tot} y del VT [(26,27)]. Adicionalmente se ha demostrado la influencia del patrón respiratorio sobre la HRV y la Arritmia Sinusrespiratoria (RSA). Dada la dependencia entre la arritmia sinusrespiratoria la duración del ciclo respiratorio y el volumen tidal [28], básicamente en las bajas frecuencias de estos parámetros [29].

Resultados sobre el estudio de la interacción cardiorrespiratoria sugieren un patrón típico de dos latidos por inspiración y de tres latidos por espiración [30]. Adicionalmente se sugiere el estudio de la direccionalidad del acoplamiento cardiorrespiratorio, mediante el modelado de osciladores autosostenidos, para encontrar patrones de control entre estos sistemas [31].

4.4 VENTILACIÓN MECÁNICA

La VM es el procedimiento de respiración artificial que permite ayudar a sustituir temporalmente la función ventilatoria, hasta que se restituya el correcto funcionamiento del sistema pulmonar del paciente. El soporte ventilatorio se inicia cuando se produce alguna de las siguientes situaciones: apnea, oxigenación deficiente, falla ventilatoria aguda, falla ventilatoria inminente, anestesia y pérdida de la integridad mecánica del tórax entre otras. Este soporte se puede proveer a través de diversos modos de ventilación cuya selección se hace después de evaluar al paciente y escoger el más apropiado en una gama de posibilidades.

El proceso de extubación se puede hacer aplicando diferentes métodos de destete. No existe un método que garantice completamente el éxito en la desconexión del paciente del ventilador mecánico, ni existe algoritmo universal básico. Existen diversos factores que influyen en el proceso de retirada de la VM. La problemática asociada con este tratamiento se encuentra en que la facilidad de separar a un paciente de un ventilador mecánico se relaciona de forma inversa con la duración de la VM [11].

La identificación del momento adecuado para iniciar el proceso de extubación se hace evaluando diversos índices o predictores de éxito o fallo. El índice que más aceptación médica tiene es la relación f/VT o índice de ventilación superficial (Tobin M. 1994). Esta relación debe ser calculada durante la respiración espontánea, un resultado elevado

representa una respiración rápida y una mayor probabilidad de un fallo. Varios grupos de investigadores han evaluado este índice (Sassoon C. et al 1993, Vallderdú I. et al 1998, Epstein F. 1995, Jacob B. et al 1997) identificando un grado de acierto que alcanza un 80% de pacientes que llegan a ser satisfactoriamente extubados de aquellos que el índice predijo que podían ser extubados, mientras que cuando el índice predijo un fallo, acertó en un 50%. La especificidad de este índice varía entre 11-78% y su sensibilidad entre 67-97%. Es posible que estos resultados tan variables tengan dos explicaciones: que el valor predictivo positivo este influido por fracasos imposibles de predecir (insuficiencia cardíaca congestiva, obstrucción de vía aérea alta, aspiración del contenido gasogástrico entre otros) y que el rendimiento dependa en parte de la enfermedad que motivo la conexión al respirador (Díaz O. et al 2008). Entre los índices utilizados existe uno que integra varios de los descritos anteriormente, se denomina CROP (compliance, rate, oxygen and pressure). Un valor de CROP superior a 13 ml/resp/min es predictivo de éxito en el destete. Este índice tiene más baja sensibilidad y especificidad que el de ventilación superficial como se puede observar en el resumen de índices de la tabla 1 (Zab M. et al 2006).

Índice	Valor umbral	Sensibilidad	Especificidad
Ventilación minuto espontánea V_E	≤ 15 L/min	0.78	0.18
Frecuencia de respiración espontánea f	≤ 38 /min	0.92	0.36
Volumen Tidal Espontáneo V_T	≥ 325 mL	0.97	0.54
Relación V_T /peso corporal	≥ 4 mL/kg	0.94	0.39
Presión inspiratoria máxima	≤ 15 cmH ₂ O	1	0.11
Compliancia dinámica	≥ 22 mL/cmH ₂ O	0.72	0.50
Compliancia estática	≥ 33 mL/cmH ₂ O	0.75	0.36
Relación $P_{iO_2}/P_{A}O_2$	≥ 0.35	0.81	0.29
fV_T	≤ 105	0.97	0.64
CROP	≥ 13 mL/(resp/min)	0.81	0.057

Tabla 1. Valores umbrales, sensibilidad y especificidad de algunos índices predictivos de la extubación de la ventilación mecánica.

➤ **Ventiladores artificiales.**

Los ventiladores mecánicos son los dispositivos encargados de ayudar a la actividad pulmonar en pacientes que presentan insuficiencia respiratoria, suministrando al paciente la cantidad de oxígeno necesaria para su sobrevivencia. Existen una gran variedad de ventiladores artificiales, de características diversas, y con parámetros de funcionamiento de amplia variabilidad. Dentro de la multiplicidad de ventiladores se presenta la siguiente clasificación:

- De acuerdo con la generación de fuerza o presión inspiratoria.
- De acuerdo con el mecanismo cíclico.
- De acuerdo con la fuente de poder y mecanismo interno.

➤ **Modos ventilatorios.**

Los modos ventilatorios son las formas diferentes que tiene un ventilador artificial de sustituir, total o parcialmente, la función respiratoria de un paciente, dicha sustitución ventilatoria se canaliza a través de la creación de un gradiente de presión transtorácico. Existen distintas modalidades de VM, cada una de ellas se diferencia en las técnicas utilizadas. Algunos de estos modos ventilatorios son:

Modo ventilatorio controlado (CMV): El ventilador libera una serie de ventilaciones en unos intervalos de tiempos programados e insuflando un volumen de aire predeterminado.

Ventilación asistida (AMV): La frecuencia respiratoria queda establecida por el inicio de inspiración del paciente.

Asistido/controlado (A/CMV): Se combina el modelo asistido y el modelo controlado, se programa al ventilador una frecuencia respiratoria controlada y fija, activándose cuando el paciente deja de realizar un número de respiraciones igual o superior a la frecuencia respiratoria pautada.

Ventilación mandataria intermitente (IMV). Combina ciclos automáticos del ventilador con ciclos espontáneos del paciente, este inspira espontáneamente, pero periódicamente con una frecuencia y un volumen determinados, el ventilador cicla, entregando una respiración controlada o mandataria la cual es intermitente porque no se dan ciclos automáticos seguidos, sino que entre uno y otro existe la posibilidad de producir ventilación espontánea.

Ventilación mandataria intermitente sincronizada (SIMV). Puede ocurrir en el modo IMV, que la liberación del ciclo automático del ventilador ocurra en el momento en que termina la inspiración espontánea del paciente, lo cual produce sobredistención pulmonar por sumatoria de volumen espontáneo y el volumen automático mecánico. También puede ocurrir que el ciclo respiratorio se presente cuando el paciente este en fase inspiratorio. Estos hechos conducen a la SIMV para sincronizar el ciclo del ventilador con el esfuerzo inspiratorio del paciente.

Ventilación de alta frecuencia. Es utilizada cuando las formas convencionales de ventilación han fracasado o son ineficientes en el mantenimiento de pacientes con problemas respiratorios graves. En este modo se utilizan frecuencias respiratorias elevadas, volumen corriente pequeño, tiempo inspiratorio variable, patrón de flujo coaxial, y altas velocidades de flujo entre otras características.

Ventilación con presión soporte (PSV). La ventilación con presión soporte es un patrón de ayuda de fase inspiratoria iniciado por el paciente, en el que la inspiración comienza cuando el sensor de presión o flujo detecta un esfuerzo inspiratorio. Las diferencias más importantes con la ventilación asistida son: el mecanismo de ciclado de inspiración a espiración es flujo dependiente, el nivel de presión es mantenido durante todo el ciclo respiratorio y el mecanismo de disparo de la fase espiratoria se basa en la caída del flujo inspiratorio.

➤ **Métodos de extubación de pacientes.**

La retirada del ventilador se puede comenzar cuando una serie de parámetros clínicos y paraclínicos se encuentran dentro de los rangos mínimos, tal y como se presentan en la

figura 1. Una vez obtenidas las condiciones favorables para la extubación, se selecciona el método de destete a utilizar entre los cuales se tiene:

Retirada del ventilador con ventilación asistida y tubo en T. La disminución progresiva de la sensibilidad del ventilador obligará al paciente a incrementar su esfuerzo inspiratorio. Un inconveniente de este método es que el volumen entregado será el programado en el ventilador, y no guarda relación con el trabajo muscular. Se hacen periódicas desconexiones del ventilador comenzando con breves periodos de ventilación espontánea con el tubo en T (alrededor de 5 minutos), aumentando progresivamente hasta que el paciente sea capaz de asumir todo el trabajo respiratorio sin alteración de sus parámetros mecánicos, gasométricos o hemodinámicos.

Retirada del ventilador utilizando ventilación mandatoria intermitente sincronizada. En esta técnica de extubación cuando se ha logrado disminuir la fracción inspiratoria de oxígeno (FiO₂) a 0.5 o menos, y el requerimiento de PEEP es bajo (menor a 5 cmH₂O) se puede iniciar la extubación mediante la disminución progresiva de la frecuencia de SIMV.

Retirada del ventilador con presión de soporte. Es uno de los métodos más utilizados en la práctica clínica. Con este método se instaura una presión soporte (usualmente 20 cmH₂O) que permita obtener una frecuencia respiratoria adecuada. Posteriormente se aplican descensos progresivos del nivel de PSV hasta valores entre 5 y 8 cmH₂O. Si se consigue estabilidad ventilatoria con el mantenimiento de estos niveles, la extubación será exitosa.

4.5 BASE DE DATOS

La base de datos WEANDB consta de 154 pacientes sometidos a VM, en proceso de extubación. Para la desconexión de la VM los pacientes fueron sometidos a la prueba de tubo en T durante 30 minutos. De acuerdo con los criterios clínicos basados en esta prueba, los pacientes fueron clasificados en tres grupos: grupo de *éxito*, 94 pacientes que superaron

la prueba y que mantuvieron la respiración espontánea pasadas las 48 horas, grupo de *fracaso*, 39 pacientes que no superaron la prueba y fueron conectados de nuevo al ventilador, y grupo de *reintubados*, 21 pacientes que superaron la prueba durante 30 minutos, fueron extubados pero antes de 48 horas tuvieron que ser reintubados. En la figura 5 se presenta un esquema del proceso de elaboración de esta base de datos.

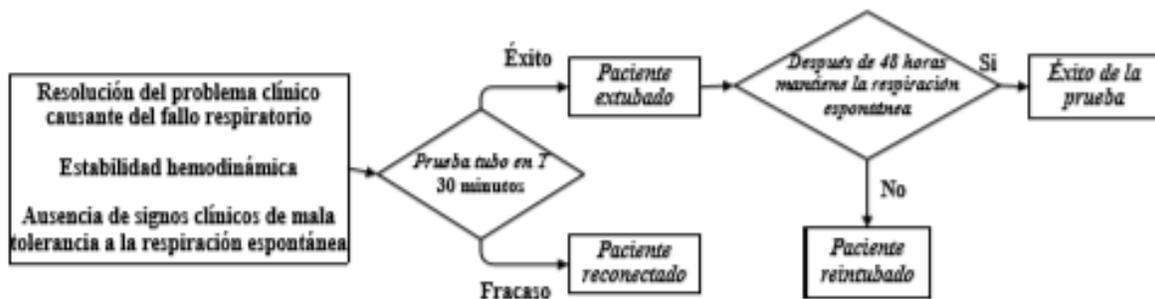


Figura 5. Esquema del proceso de elaboración de la base de datos WEANDB.

La base de datos WEANDB está formada por registros de las señales electrocardiográficas y de flujo respiratorio, registradas durante 30 minutos, en respiración espontánea a partir del protocolo de tubo en T. Por cada paciente se registraron las siguientes dos señales:

- Señal electrocardiográfica (ECG), obtenida mediante un monitor de cabecera SpaceLabs Medical. Se registró una derivación del ECG (I, II o III).
- Señal de flujo respiratorio (FLU), obtenida mediante un neumotacógrafo, monitor Datex–Ohmeda con transductor de reluctancia variable Validyne Modelo MP45-1871, conectado a un tubo endotraqueal.

Las dos señales fueron adquiridas con una tarjeta DAQCard 6024E de National Instruments, y software Labview. Las señales fueron registradas durante 30 minutos. La

figura 6 presenta un segmento de una señal electrocardiográfica y una señal de flujo respiratorio correspondiente a esta base de datos.

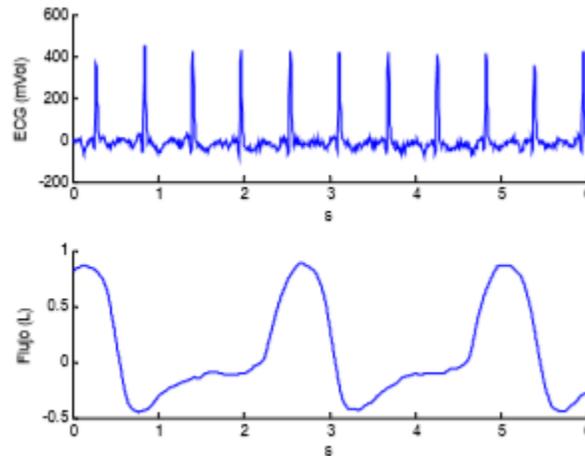


Figura 6. Segmento de una señal electrocardiográfica y de flujo respiratorio correspondientes a un registro de la base de datos WEANDB.

Una vez procesada la señal electrocardiográfica se obtuvo la serie RR correspondiente al tiempo que transcurre entre dos ondas R consecutivas del complejo QRS, duración del ciclo cardíaco. Igualmente, después de procesada la señal de flujo respiratorio se obtuvieron las siguientes series temporales que caracterizaron el patrón respiratorio: tiempo de inspiración T_I , tiempo de espiración T_E , duración del ciclo respiratorio T_{Tot} , volumen tidal V_T , flujo inspiratorio medio V_T/T_I , fracción inspiratoria T_I/T_{Tot} e índice de respiración superficial f/V_T . En la figura 7 se presenta un segmento de cada una de estas series para un mismo paciente de esta base de datos.

Por cada paciente se tiene un archivo de resultados que se genera una vez realizada la caracterización de la señal de flujo respiratorio y que contiene información relacionada con el número de muestras de la señal, los umbrales utilizados para la detección de los puntos

significativos y la media de los valores de las series con su correspondiente desviación estándar.

El trabajo desarrollado en este proyecto de grado en ingeniería se hizo a partir de las series temporales obtenidas de la señal de flujo respiratorio. La señal electrocardiográfica y la serie RR se utilizan en otros estudios.

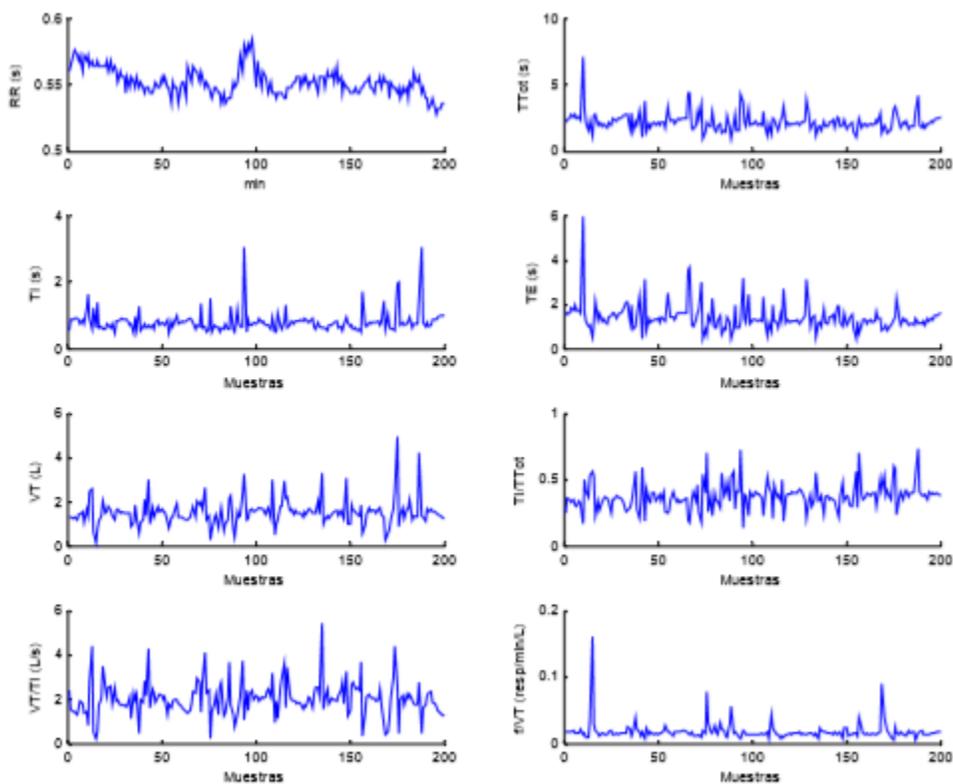


Figura 7. Segmento de las series temporales que caracterizaron el patrón respiratorio tomado de un paciente de la base de datos WEANDB.

5

TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO Y CLASIFICACIÓN DE SEÑALES Y SISTEMAS

5.1 TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO

➤ **Dinámica simbólica.**

La dinámica simbólica es una técnica matemática basada en modelar un sistema dinámico en un espacio discreto por medio de una secuencia de símbolos abstractos, en donde cada una de las secuencias corresponde a un estado del sistema. Puesto en contexto, esta técnica está basada en la transformación de una señal en una secuencia de símbolos que toman valores de un alfabeto, eliminando la información detallada y previendo que se conservará en la nueva serie la información útil presente en las señales, pero que no se observa directamente.

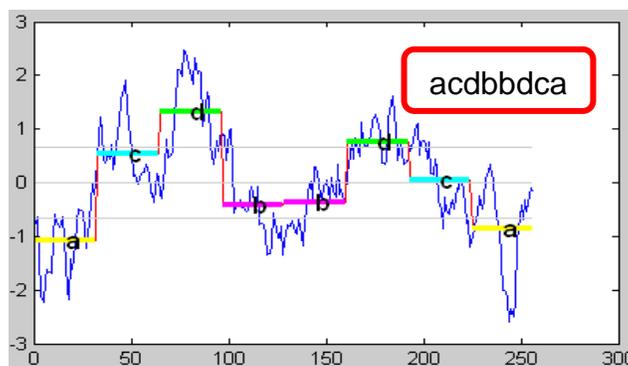


Figura 8. Representación simbólica de una serie temporal.

En la figura 5 se presenta un ejemplo del funcionamiento de la dinámica simbólica de una señal en el dominio del tiempo, donde se asigna una letra diferente del alfabeto a zonas de la señal en base al rango de amplitud que tenga la señal en ese momento. En el ejemplo presentado en la figura 5, la serie en el tiempo es representada por la cadena de caracteres asignados (acdbbdca).

➤ **Transformada de Fourier.**

La transformada de Fourier es una transformación matemática empleada para convertir señales entre en dominio del tiempo (o espacial) al dominio de la frecuencia. Es reversible, siendo capaz de transformaciones de cualquiera de los dos dominios al otro.

La transformada de Fourier de una función $f(x)$ está definida por

$$F(k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-jkx} dx$$

donde k es una variable real continua.

La función puede ser reconstruida a partir de sus componentes de Fourier, por medio de la transformada inversa de Fourier:

$$f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(k)e^{jkx} dk$$

La Transformada de Fourier es ampliamente utilizada en el procesamiento y análisis de señales y con resultados satisfactorios en los casos en que estas señales son periódicas y lo

suficientemente regulares, pero no ocurre lo mismo para el análisis de señales cuyo espectro varía con el tiempo (señales no estacionarias).

La Transformada de Fourier detecta la presencia de una determinada frecuencia pero no brinda información acerca de la evolución en el tiempo de las características espectrales de la señal. Muchos aspectos temporales de la señal, tales como el comienzo y el fin de una señal finita y el instante de aparición de una singularidad en una señal transitoria, no pueden ser analizados adecuadamente por el análisis de Fourier.

Para los casos de señales no estacionarias y transitorias se utiliza generalmente la transformada de Fourier con ventana. Este método de ventana consiste en realizar un análisis espectral dependiente del tiempo. Una señal no estacionaria es dividida en una secuencia de segmentos de tiempo en los cuales la señal puede ser considerada como cuasi-estacionaria y la Transformada de Fourier es aplicada a cada segmento local de la señal. Esta transformada de Fourier con ventana está definida como

$$S_f(\omega, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) g(t - \tau) e^{-j\omega t} dt$$

donde g es una ventana deslizante, la cual tiene un ancho fijo y cambia a lo largo del eje x por un factor τ .

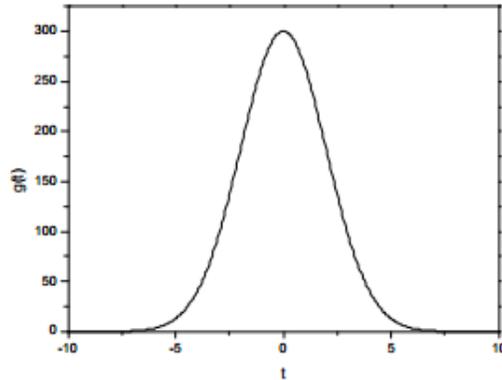


Figura 9. Función de la ventana.

En la figura 6 se presenta la función de ventana definida como

$$g(t) = \frac{1}{s} \exp \left[-\frac{\pi t^2}{s^2} \right].$$

Con la Transformada de Fourier con Ventana se logra una mejor localización de la aparición de una singularidad en una señal. Pero solo se conocerá en qué intervalo de tiempo se produce la singularidad, debido a que la localización depende del ancho elegido para la función ventana. Además, los eventos no podrán ser resueltos si aparecen muy cerca unos de otros, ya que no será posible distinguir diferentes comportamientos dentro de una misma amplitud de ventana.

➤ **Transformada wavelet.**

Recientemente, la transformada *Wavelet* ha sido reconocida como una buena función base para una amplia variedad de aplicaciones y análisis de señales en tiempo y frecuencia, especialmente en electromagnetismo [32].

La transformada *Wavelet* es una técnica de análisis espectral relacionada con el periodo o variación sistemática sinusoidal que permite obtener una representación, descomposición y reconstrucción de señales, que presenten cambios abruptos en sus componentes de tiempo-frecuencia en forma instantánea, a través del análisis de multi-resolución con ventanas de longitud variable, adaptadas al cambio de frecuencia de la señal, es decir, esta técnica permite el uso de intervalos grandes de tiempo en aquellos segmentos en los que se requiere mayor precisión en baja frecuencia, e intervalos más pequeños donde se requiere información en alta frecuencia [33].

La Transformada *Wavelet*, realiza la descomposición de una señal en espacios de funciones (V_I y W_I), generados a partir de las funciones base $\Phi(t)$ y $\Psi(t)$ por medio de combinaciones de escalamientos y traslaciones de éstas. En este caso las dos funciones base se denominan función de escala y *Wavelet*, respectivamente [34]. La generación de los espacios de funciones está definida por:

$$V_j = \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_{j,k} \Phi(2^j t - k) = \Phi(2^j t - k) \quad k \in Z \quad j \in Z$$

Con base $\Phi(2^j t)$

$$W_j = \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{j,k} \Psi(2^j t - k) = \Psi(2^j t - k) \quad k \in Z \quad j \in Z$$

Con base $\Psi(2^j t)$

Se puede observar que el término 2^j determina la rapidez de cambio de las funciones $\Phi(t)$ y $\Psi(t)$, por tanto este término tendrá un efecto sobre la rapidez de las ondas generadas, así los espacios V y W tendrán un ancho de banda relacionado con el factor 2^j . El término k por su parte hace referencia a ubicación temporal e indica en qué lugar está centrada la función base.

Para hallar las funciones $f_{n-1}(t)$, y $g_{n-1}(t)$, que representan la descomposición de la señal en la aproximación $f_{n-1}(t)$ y los detalles $g_{n-1}(t)$, es necesario obtener las secuencias $c_{n-1,k}$ y d_{n-1} a partir de:

$$d_{n-1,k} = \sum_I b_{I-2k} C_{n,I} \quad C_{n-1,k} = \sum_I a_{I-2k} C_{n,I}$$

Las relaciones anteriores muestran que para el cálculo de las secuencias $c_{n-1,k}$ y d_{n-1} la secuencia $C_{n,I}$ es convolucionada con las secuencias a_{-I} y b_{-I} , calculando sólo las muestras de salida de índice par. Esta operación se denomina sub-muestreo de dos unidades $2\downarrow$.

Existe dos tipos de transformada que se explicaran a continuación.

- **Transformada Wavelet continua (CWT):** La transformada *Wavelet* continua permite el análisis de una señal en un segmento localizado de ésta y consiste en expresar una señal continua como una expansión de términos o coeficientes del producto interno entre la señal y una Función *Wavelet* Madre [35].

- **Transformada Wavelet discreta (DWT):** Por la complejidad en el tratamiento numérico de la DWT, debido a la variabilidad en forma continua de los parámetros de escala como de traslación, es indispensable contar con una herramienta que permita la discretización de ésta. Es así que se pasará de un mapeo continuo a un espectro o conjunto finito de valores, a través del cambio de la integral por una aproximación con sumatorias. La discretización permite representar una señal en términos de funciones elementales acompañadas de coeficientes [36].

Además, el uso de esta técnica permite extraer dos componentes de la señal, por un lado los coeficientes de aproximación (C_a) que corresponden a los componentes de baja frecuencia

de la señal y por otra parte los coeficientes de detalle (Cd) que representan las altas frecuencias. Para obtener Para obtener los componentes de la señal, esta se debe pasar por dos filtros, uno pasa bajos que extraerá los Ca y otro pasa bajos que extraerá los Cd. En la figura 10 se presenta la descomposición de una señal en sus respectivos Ca y Cd.

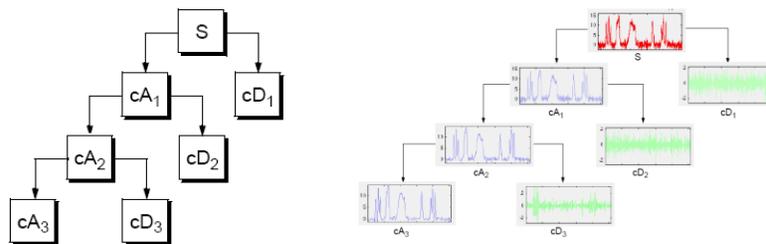


Figura 10. Árbol de descomposición Wavelet.

Cuadro de decisión

Para la etapa de procesamiento se decide trabajar con la transformada wavelet discreta ya que se necesita discretizar el problema. Además, este tipo de transformada es capaz de concentrarse en fenómenos transitorios y de alta frecuencia mejor que la transformada de Fourier y la transformada de Fourier con ventana, que con esta última una vez elegido el tamaño de la ventana, todas las frecuencias son analizadas con la mismas resoluciones de tiempo y frecuencia, distinto de lo que sucede en la transformada wavelet que tiene un tamaño de ventana adaptado a las frecuencias. Por otro lado, y comparada con la dinámica simbólica, esta técnica permite ver información en espacio de la frecuencia, información que no se puede ver en la serie temporal; además, permite la descomposición de las series en términos de los coeficientes de aproximación y detalle, separando la información en bajas y altas frecuencias respectivamente.

5.2 TÉCNICAS DE REDUCCIÓN DE DIMENSIONALIDAD

➤ Forward selection.

Es un torneo en el que las variables compiten con su porcentaje de clasificación. En la primera etapa, se calculan los porcentajes de clasificación para cada variable. Entre los resultados obtenidos de la primera etapa, se selecciona la variable “ganadora” con el porcentaje de clasificación más alto. En la segunda etapa, se combinan las variables restantes de la etapa 1 con la variable ganadora de esa etapa por separado, y se calculan los porcentajes de clasificación de nuevo. El proceso continua de esta manera hasta que ninguna variable restante produzca un porcentaje de clasificación mayor [37].

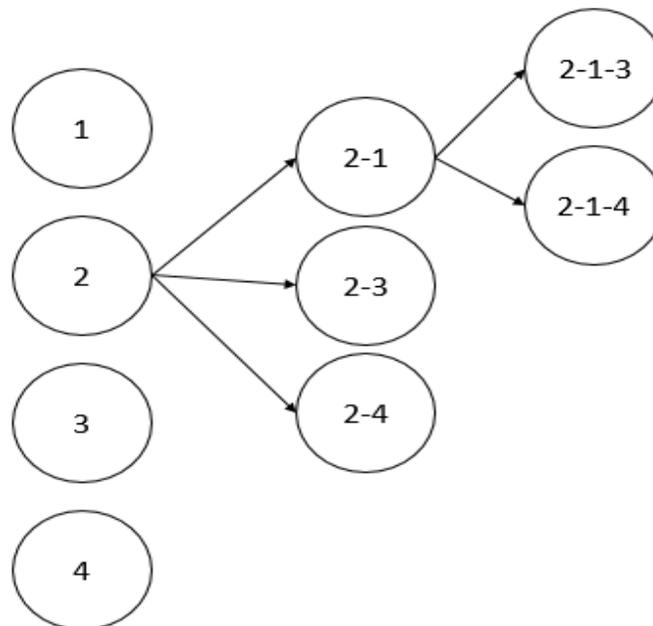


Figura 11. Forward Selection (Fuente: autor).

En la figura 11 se presenta la metodología de la técnica de *forward selection* a modo de ejemplo, donde asumen que en la primera fase la variable 2 presenta el mayor porcentaje de clasificación; en la fase dos la combinación de la variable 2 y la variable 1 presenta el mayor porcentaje de clasificación de la fase 2. Al final se define cual combinación presenta

el mayor porcentaje de clasificación y se determinan las variables que mejor clasifican el problema, independiente en qué etapa se encuentre la combinación.

➤ **Backward selection**

Es el procedimiento más simple de selección de variables y se puede implementar fácilmente sin ningún tipo de *software* especial. La selección de las variables se hace de atrás hacia adelante, y se va descartando una variable a la vez; cuando se finalizan todas las pruebas se mira con qué número y que variables generan el mayor porcentaje de clasificación, siendo éstas las variables que mejor clasifican el problema [37]. En la figura 12 se presenta un ejemplo de la técnica de *Backward selection*, donde se asumen que ciertas combinaciones presentaron mejor combinación que otra; al final se determina la combinación que presente mayor porcentaje de clasificación independiente la etapa donde se presente.

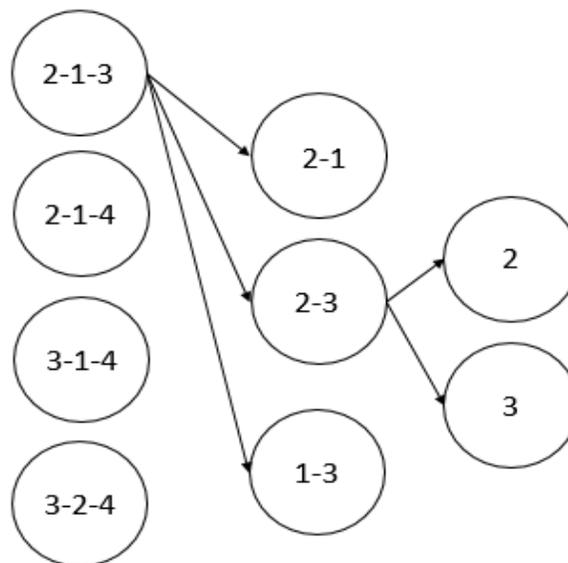


Figura 12. Backward Selection (Fuente: autor).

➤ **Bidirectional search**

Es la idea de una búsqueda bidireccional, con el fin de reducir el tiempo de búsqueda de las variables que mejor clasifiquen el problema mediante la búsqueda hacia delante desde el principio y hacia atrás desde el objetivo al mismo tiempo. Por un lado se utiliza la técnica de *forward selection*, y por el otro *backward selection*. Cuando las dos puntas de la búsqueda se cruzan o se encuentran, el algoritmo puede reconstruir un único camino que garantice la elección de las variables que permiten una mejor clasificación. En la figura 13 se presenta un ejemplo de esta técnica.

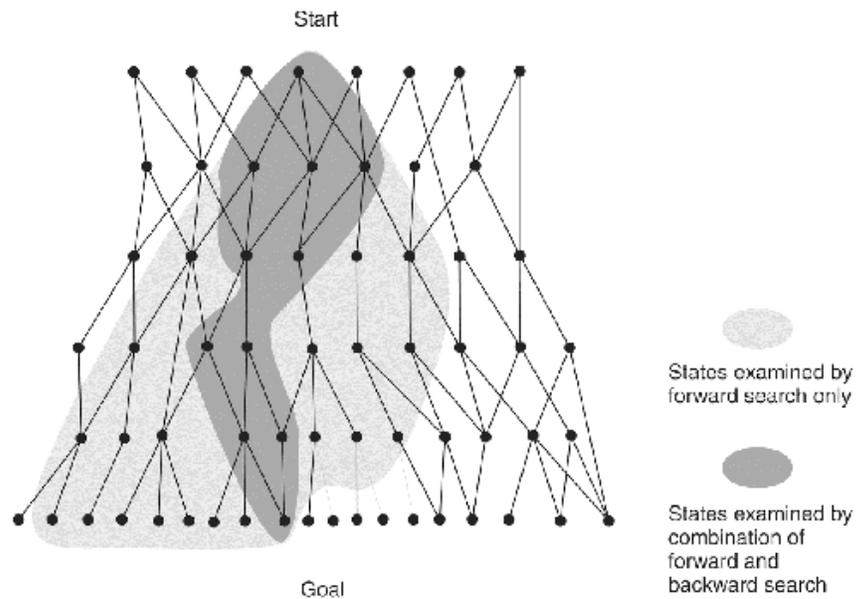


Figura 13. Bidirectional Search (Fuente: [41]).

Cuadro de decisión

Se decide aplicar tanto *forward selection* como *Bidirectional Search*, ya que por un lado, en las referencias estudiadas, la técnica *forward selection* ha presentado buenos resultados siendo utilizada con diferentes técnicas de clasificación; por otro lado, se decide usar como segunda técnica la *Bidirectional Search* ya que en los trabajos previos con señales cardiorrespiratorias no se ha usado y se aspira confrontar que resultados presenta en comparación a la primera técnica mencionada.

5.3 TÉCNICAS DE CLASIFICACIÓN

➤ Redes neuronales

Una red neuronal es un paradigma de procesamiento de información inicialmente inspirado en el modo en el que lo hace el cerebro. El elemento clave de este paradigma es su estructura. Las redes neuronales están compuestas por un cierto número de elementos de procesamiento o neuronas que trabajan al unísono para resolver un problema específico. Las redes neuronales actuales se basan en el modelo matemático de neurona propuesto por *McCulloch* y *Pitts* en 1943. En dicho modelo (véase Figura 14.) cada neurona recibe un conjunto de entradas x_1, x_2, \dots, x_D y devuelve una única salida y . Además, dentro de una red neuronal existen numerosas conexiones entre las distintas neuronas que la forman. Estas conexiones simulan las conexiones interneuronales del cerebro y, al igual que estas, pueden establecer con mayor o menor intensidad. En el caso de las redes neuronales esta intensidad la determinan los pesos sinápticos. De este modo, cada entrada x_i de una neurona se encuentra afectada por un peso w_i [38].

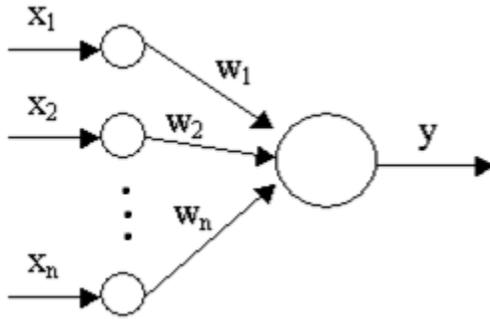


Figura 14. Modelo neuronal de McCulloch-Pitts (Fuente: autor).

El objetivo de estas es el de encontrar una función capaz de explicar y reproducir unos datos observados, principalmente, en problemas de regresión y clasificación. Para ello, los modelos neuronales deben ajustar los valores de sus parámetros de acuerdo a conjunto de datos representativos del problema y un algoritmo de aprendizaje [39].

En la Figura 15 se muestran los tipos básicos de aprendizaje existente y, dentro de ellos, las arquitecturas de redes más comunes.

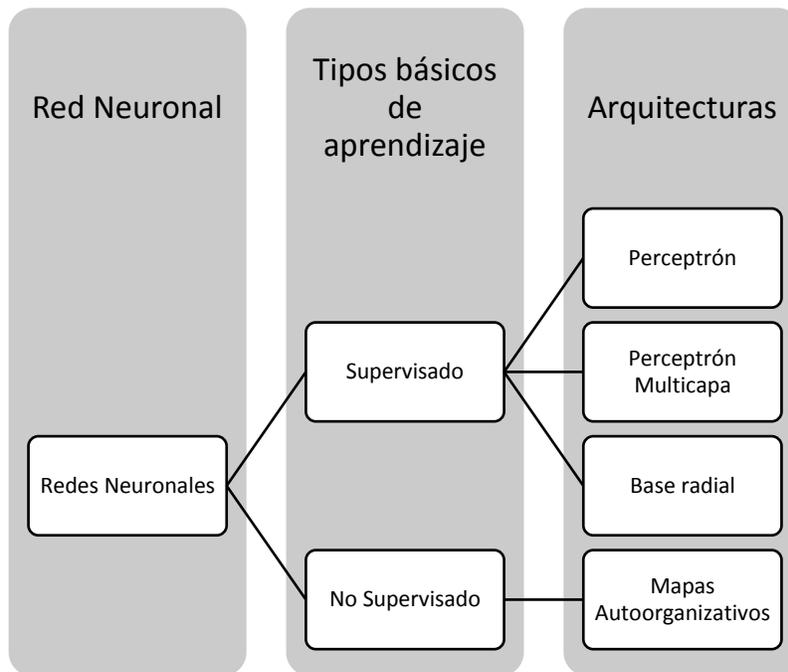


Figura 15. Tipos de aprendizaje y arquitecturas de las redes neuronales (Fuente: autor).

➤ **Análisis discriminante**

El análisis discriminante ayuda a identificar las características que diferencian (discriminan) a dos o más grupos y a crear una función capaz de distinguir con la mayor precisión posible a los miembros de uno y otro grupo. El análisis discriminante es una técnica estadística capaz de decirnos que variables permiten diferenciar a los grupos y cuantas de estas variables son necesarias para alcanzar la mejor clasificación posible. La pertenencia a los grupos, conocida de antemano, se utiliza como variable dependiente (una variable categórica con tantos valores discretos como grupos). Las variables en las que suponemos que se diferencian los grupos se utilizan como variables independientes o variables de clasificación (también llamadas variables discriminantes); estas variables deben ser cuantitativas, admitiendo un tratamiento numérico con significado.

El objetivo final del análisis discriminante es encontrar la combinación lineal de las variables independientes que mejor permite diferenciar (discriminar) a los grupos. Una vez encontrada esa combinación (la función discriminante) podrá ser utilizada para clasificar nuevos casos.

Su propósito es el mismo que el del análisis de regresión logística, pero a diferencia de él, solo admite variables cuantitativas. Si alguna de las variables independientes es categórica, es preferible utilizar la regresión logística.

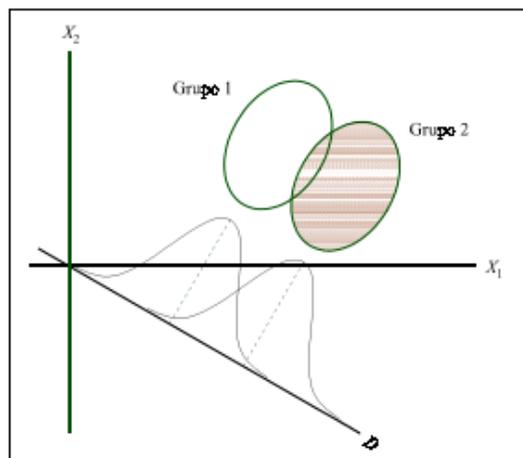


Figura 16. Diagrama de dispersión de dos grupos en dos variables de clasificación.

En la figura 16 están representadas, en el espacio bivalente definido por las variables X_1 y X_2 , las nubes de puntos correspondientes a dos grupos hipotéticos. Los dos grupos representados se diferencian entre sí en ambas variables, pero no por completo, pues, de hecho, se solapan en una pequeña región situada entre ambos.

En la figura 16 también está representada la función D, que es una combinación lineal de ambas variables. Sobre la función D se representa la proyección de las dos nubes de puntos en forma de histograma, como si la función D cortara a las dos nubes de puntos en la dirección de su eje. Las dos líneas punteadas de cada uno de los histogramas representan la ubicación proyectada de los puntos medios de cada grupo (los centroides).

El propósito del análisis discriminante consiste en aprovechar la información contenida en las variables independientes para crear una función D combinación lineal de X_1 y X_2 capaz de diferenciar lo más posible ambos grupos. La función discriminante es de la forma

$$D = b_1X_1 + b_2X_2$$

Donde b_1 y b_2 son las ponderaciones de las variables independientes que consiguen hacer que los sujetos de uno de los grupos obtengan puntuaciones máximas en D, y los sujetos del otro grupo puntuaciones mínimas.

➤ **Análisis de clusters**

Las técnicas de agrupamiento como el análisis de *clusters* son técnicas de clasificación no supervisada de elementos (observaciones, datos o vectores de características) en grupos (*clusters*) [38].

Hoy en día, la biología, zoología, química, ciencias de la tierra, la medicina, la ingeniería, los negocios y la economía, y las ciencias sociales están repletas de estudios de análisis de *cluster*. El análisis de *clusters* puede ser empleado como una herramienta de exploración de datos, así como una prueba de hipótesis y la herramienta de confirmación [37].

En el análisis de *clusters* se utiliza la información de una serie de variables para cada sujeto u objeto y, conforme a estas variables se mide la similitud entre ellos. Una vez medida la similitud se agrupan: grupos homogéneos internamente y diferentes entre sí [40]. Esta técnica permite formar grupos con objetos semejantes entre sí, cohesionados internamente. Los objetos pertenecientes a diferentes grupos presentan un comportamiento diferenciable en las variables analizadas, y por tanto cada grupo está aislado de los demás [37].

La localización de los individuos se realiza mediante las medidas de similitud. En la tabla 2 se pueden observar unas de las medidas más utilizadas.

NOMBRE	EXPRESIÓN
Euclídea o norma- l_2	$d_2(x_i, x_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{ij} - x_{kj})^2} = \sqrt{(x_i - x_k)^T (x_i - x_k)}$
Manhattan o norma- l_1	$d_1(x_i, x_k) = \sum_{j=1}^m x_{ij} - x_{kj} $
Norma del supremo	$d_\infty(x_i, x_k) = \sup_{j \in \{1, 2, \dots, m\}} x_{ij} - x_{kj} $

Minkowski o norma- l_p	$d_p(x_i, x_k) = \sqrt[p]{\sum_{j=1}^m x_{ij} - x_{kj} ^p}$
Distancia de Mahalanobis	$d_M = \sqrt{(x_i - x_k)^T \Sigma^{-1} (x_i - x_k)}$ Σ es la covarianza muestral o una matriz de covarianza intra-grupos

Tabla 2. Distintas funciones de distancia (Fuente:[38]).

Cuadro de conclusión

Para la etapa de clasificación, partiendo en primera medida que se sabe el número de clases existentes en la base de datos y en segunda medida se presentan las etiquetas de los pacientes pertenecientes a las diferentes clases se descarta el uso del análisis de clusters. Se decide trabajar con las redes neuronales y con el análisis discriminante, la primera técnica basada en inteligencia artificial, robusta y ya utilizada en clasificación con datos clínicos y brindando buenos resultados. Por otro lado el análisis discriminante se basa en estadística y aunque es menos potente que las redes neuronales también ha sido utilizada en clasificación de problemas con señales médicas y se desea contrastar los resultados finales entre estas dos técnicas.

6

RESULTADOS

Se define la metodología de investigación con la que se va a trabajar. En base a trabajos previos se hace la selección de las técnicas a implementar y se define los caminos a seguir para llegar al cumplimiento de los objetivos propuestos. En la figura 17 se muestra la metodología de investigación.

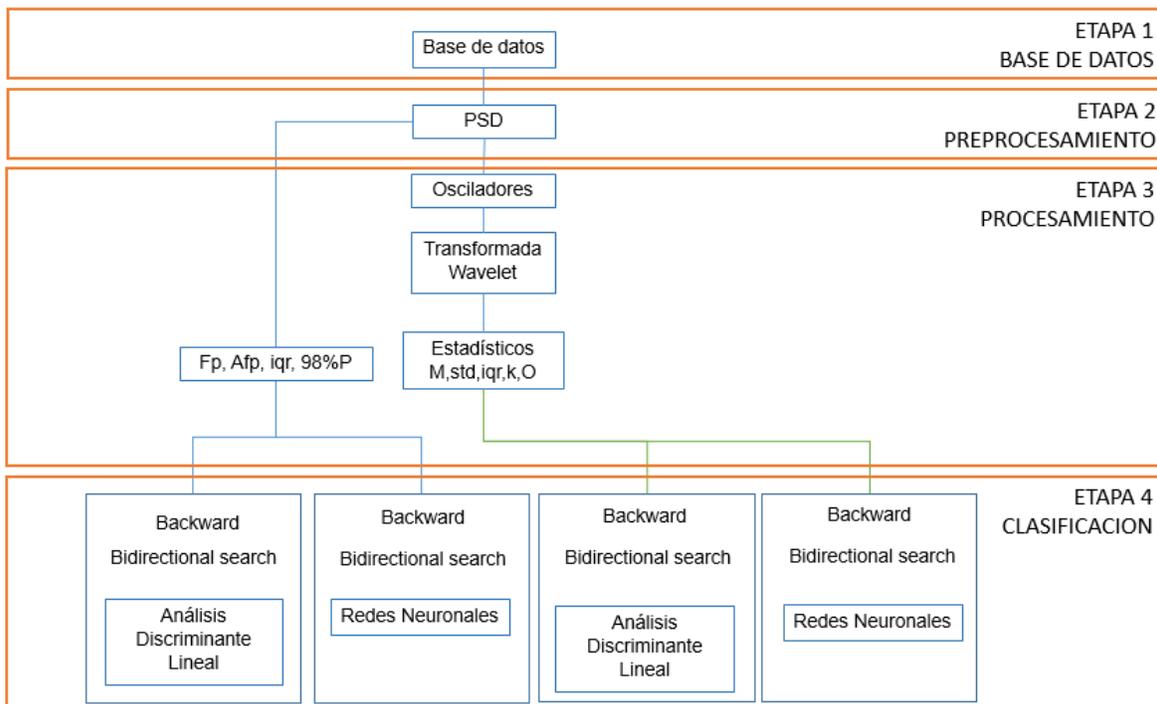


Figura 17. Metodología de investigación (Fuente: autor).

6.1 ANALISIS PRELIMINAR DE LOS DATOS

Sin duda alguna, una de las dificultades es la visualización de los datos ya que se presentan muchas variables. Para sobrepasar esta dificultad se utiliza el Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés), con el que se genera un nuevo conjunto de variables llamadas componentes principales. Cada componente principal es una combinación lineal de las variables originales. Todos los componentes principales son ortogonales, lo que significa que no hay información redundante. Con las componentes principales se obtienen un mismo número de variables, pero estas nuevas variables representan en mayor porcentaje la varianza total de los datos originales.

Luego de calcular las nuevas variables (componentes principales) se calculó el porcentaje de la variabilidad total por cada componente principal, véase la figura 18.

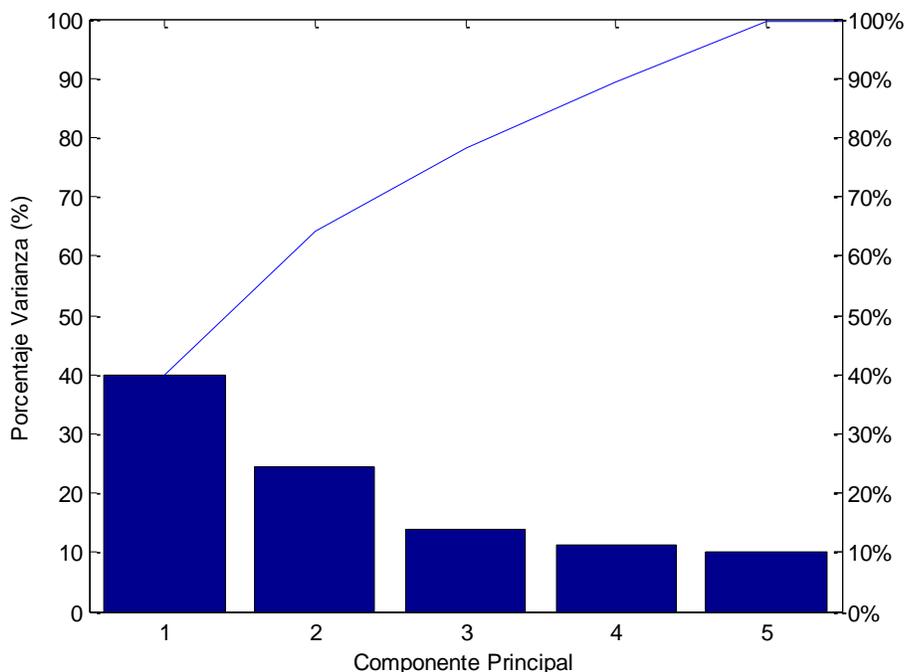


Figura 18. Variabilidad total de las componentes principales (Fuente: autor).

La figura 18 muestra un quiebre claro en la cantidad de varianza por cada componente entre el primer y segundo componente. Sin embargo, ese componente solo representa el 39.82% de la varianza de los datos, de modo que probablemente se necesiten más componentes. Se puede observar que los tres primeros componentes principales representan más de dos tercios de la variabilidad total de los datos, por lo que podría ser una manera razonable para reducir las dimensiones con el fin de visualizar los datos.

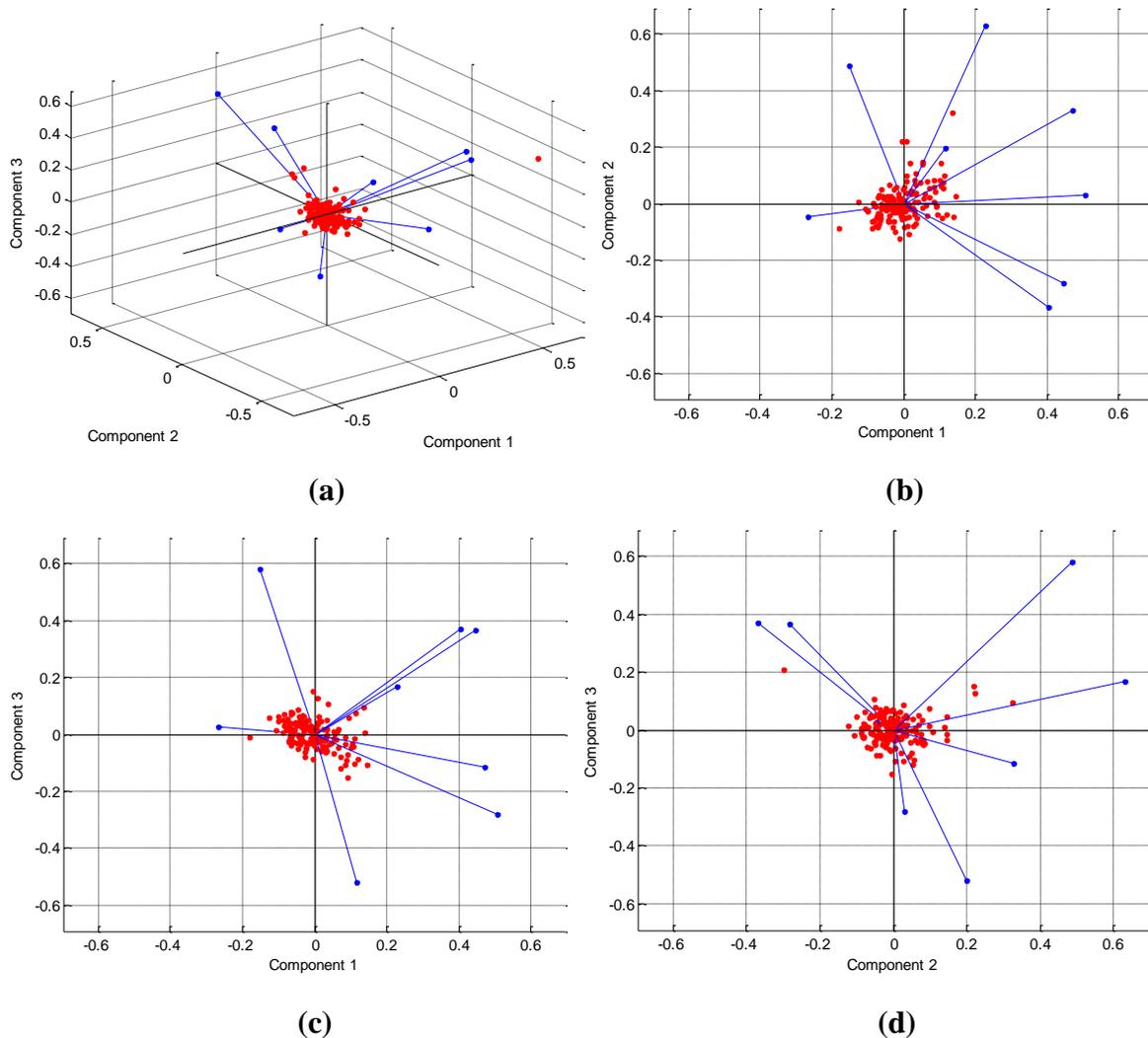


Figura 19. Representación de la varianza de los datos (Fuente: autor).

En la figura 19(a, b, c, d) se presentan las ocho variables representadas por un vector, en donde la dirección y la magnitud del vector indican como cada variable contribuye a los componentes principales.

Se decide hacer, mediante la prueba U de *Mann-Whitney* a cada variable, un análisis a priori de la posibilidad de establecer diferencias entre las diferentes clases a partir de las señales originales en el dominio temporal. El nivel de significación (global) se ha establecido $p < 0.05$ basado en el trabajo [17].

Se hace la comparación de las clases en todas posibles combinaciones, esto quiere decir, se comparan las variables entre dos clases a la vez, se aplica la prueba de U de *Mann-Whitney* a cada conjunto de clases a evaluar. Se comparan las clases de la siguiente manera: “F0” Vs “F1”, “F1” Vs “F2”, “F0” Vs “F2”, donde F0 corresponde a la clase “Éxito”, F1 a “Fracaso” y F2 a “Reintubados”. La variable que tenga *p values* (nivel de significancia) menor o igual a 0.05 representara que las clases son heterogéneas y que es una variable diferenciadora con un probabilidad de acierto de 95%. En la tabla 3 se presentan los resultados de la prueba U de *Mann-Whitney* para las señales originales.

Prueba	p-values por variables							
	f/Vt	RR	Te	Ti	Ti/Ttot	Ttot	Vt/Ti	Vt
F0 Vs F1	<0.05	<0.05	<0.05	<0.05	0,09	<0.05	0,51	0,37
F1 Vs F2	<0.05	0,14	<0.05	0,21	0,25	<0.05	0,23	0,06
F0 Vs F2	0,41	0,64	0,18	0,34	1	0,29	0,14	0,13

Tabla 3. Prueba U de Mann-Whitney para las señales original (Fuente: autor).

6.2 PREPROCEAMIENTO

Se realiza un análisis espectral de potencia (PSD), el cual informa como está distribuida la potencia de las señales sobre las distintas frecuencias de las que están formadas. En base a los resultados obtenidos del PSD se presenta la tabla 4(a,b,c), donde se presenta la cantidad de potencia de las señales en términos de porcentaje por cada banda de frecuencia y por cada clase de pacientes.

PROMEDIO Y DESVIACION ESTANDAR DE LA POTENCIA DE LAS SEÑALES								
ÉXITO								
Banda de 0 a	f/Vt	RR	Te	Ti	Ti/Ttot	Ttot	Vt/Ti	Vt
0.5 Hz	99.97±0.078	83.91±13.85	95.54±1.88	95.84±2.01	99.97±0.11	99.99±0.01	99.98±0.04	99.92±0.07
1 Hz	99.99±5E-4	98.86±1.12	98.01±0.84	98.12±0.92	99.99±3E-4	100±8E-5	99.99±3E-4	99.99±0.008
1.5 Hz	100±1E-5	99.71±0.28	98.95±0.44	99.01±0.49	100±2E-5	100±4E-6	100±9E-6	99.99±0.002
2 Hz	100±2E-6	99.90±0.08	99.53±0.19	99.55±0.22	100±3E-6	100±6E-7	100±9E-6	99.99±8E-4
2.5Hz	100±4E-15	100±4E-15	100±4E-15	100±4E-15	100±4E-15	100±4E-15	100±5E-15	100±4E-15

(a)

PROMEDIO Y DESVIACION ESTANDAR DE LA POTENCIA DE LAS SEÑALES								
FRACASO								
Banda de 0 a	f/Vt	RR	Te	Ti	Ti/Ttot	Ttot	Vt/Ti	Vt
0.5 Hz	99.97±0.10	79.52±14.54	95.28±2.41	95.46±2.62	99.98±0.04	99.99±0.01	99.98±0.03	99.89±0.13
1 Hz	99.99±8E-4	98.24±1.75	97.83±1.16	97.92±1.25	99.99±2E-4	99.99±9E-5	99.99±2E-4	99.98±0.02
1.5 Hz	100±2E-5	99.62±0.29	98.84±0.63	98.89±0.68	100±1E-5	100±4E-6	100±9E-6	99.99±0.005
2 Hz	100±8E-6	99.87±0.10	99.48±0.28	99.50±0.31	100±1E-6	100±6E-7	100±2E-6	99.99±0.001
2.5Hz	100±3E-15	100±5E-15	100±3E-15	100±7E-15	100±2E-15	100±5E-15	100±3E-15	100±5E-15

(b)

PROMEDIO Y DESVIACION ESTANDAR DE LA POTENCIA DE LAS SEÑALES								
REINTUBADOS								
Banda de 0 a	f/Vt	RR	Te	Ti	Ti/Ttot	Ttot	Vt/Ti	Vt
0.5 Hz	99.99±0.01	84.09±14.59	95.07±2.14	95.09±2.73	99.98±0.04	99.99±0.008	99.98±0.04	99.90±0.07
1 Hz	99.99±2E-4	98.17±2.88	97.77±0.99	97.73±1.42	99.99±3E-4	100±5E-5	99.99±4E-4	99.98±0.01
1.5 Hz	100±7E-6	99.62±0.41	98.82±0.52	98.81±0.70	100±1E-5	100±2E-6	100±1E-5	99.99±0.003
2 Hz	100±9E-7	99.88±0.11	99.47±0.23	99.46±0.32	100±2E-6	100±4E-7	100±1E-6	99.99±0.001
2.5Hz	100±6E-15	100±3E-15	100±6E-15	100±5E-15	100±4E-15	100±3E-15	100±6E-15	100±4E-15

(c)

Tabla 4. Porcentaje de potencia de las señales en cada banda (Fuente: autor).

Derivado de esta etapa se hace una adaptación de las señales estableciendo la interacción cardiorrespiratoria. Para esto se remuestran las señales a un frecuencia de 2 Hz, frecuencia en la cual se garantiza que no habrá una pérdida mayor al 2% de la potencia en todas las señales con respecto a las originales.

En la tabla 5 se presenta el error medio cuadrático entre las señales originales y las señales remuestradas. Además, se realiza la prueba de U de *Mann-Whitney* con las señales

remuestreadas tal y como se hizo anteriormente con las señales originales. En la tabla 6 se presentan los resultados de esta prueba, en donde, en contraste con los resultados de la prueba aplicada a las señales originales (ver tabla 3), se observa que luego de aplicar los osciladores, las señales no pierden su esencia.

ERROR MEDIO CUADRATICO ENTRE LA SEÑAL ORIGINAL Y LA SEÑAL REMUESTREADA A 2 HZ								
	f/Vt	RR	Te	Ti	Ti/Ttot	Ttot	Vt/Ti	Vt
Media	3,61E-11	3,2E-3	3,65E-11	2,04E-11	3,47E-12	8,00E-11	6,01E-4	3,87E-5
Desviación estándar	3,28E-10	9,6E-3	5,99E-11	3,56E-11	1,17E-11	1,97E-10	6,3E-3	2,9E-4

Tabla 5. Error medio cuadrático entre la señal original y la señal remuestreada a 2 hz

(Fuente: autor).

Prueba	p-values por variables							
	f/Vt	RR	Te	Ti	Ti/Ttot	Ttot	Vt/Ti	Vt
F0 Vs F1	<0.05	<0.05	<0.05	<0.05	0,23	<0.05	0,29	0,31
F1 Vs F2	<0.05	0,14	<0.05	0,27	0,24	<0.05	0,19	0,19
F0 Vs F2	0,10	0,52	0,14	0,34	0,72	0,088	0,066	0,53

Tabla 6. Prueba *U de Mann-Whitney* para las señales remuestreadas (Fuente: autor).

Adicionalmente, en esta etapa se genera una base de datos construida a partir del PSD, y es constituida con los valores de amplitud pico, frecuencia pico, rango intercuartílico y el valor de potencia en un 98% del PSD de las señales, tal y como se representa en la figura 20.

Se propone esta metodología con la finalidad de comparar la clasificación de los pacientes en base a entradas provenientes de un análisis frecuencial, en contraste con resultados obtenidos a partir de un análisis tiempo-frecuencia.

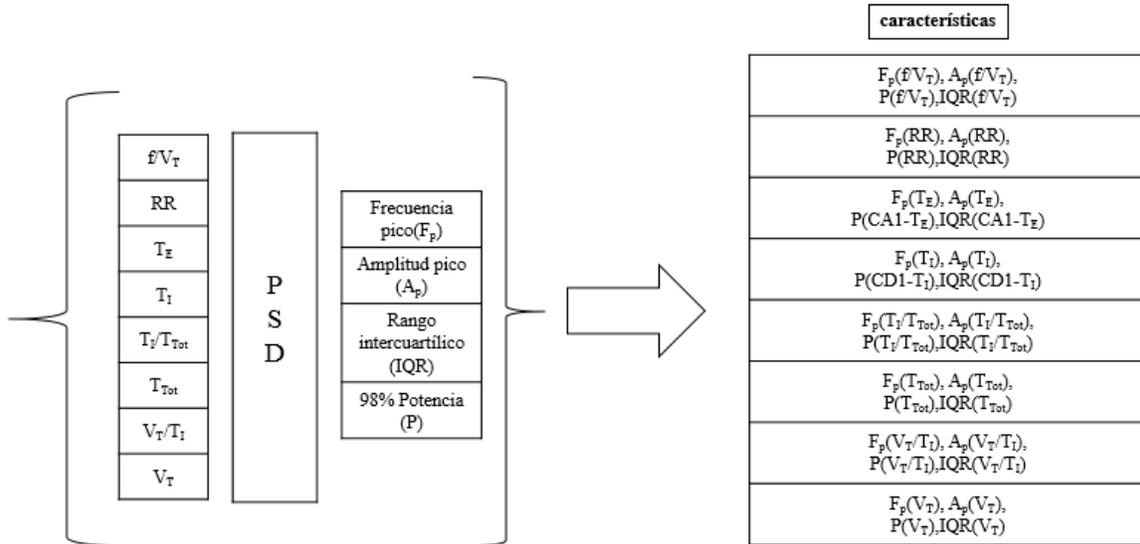


Figura 20. Representación de las 32 características por cada paciente obtenidas mediante el PSD con 7 series temporales (T_I , T_E , T_{Tot} , V_T , T_I/T_{Tot} , V_T/T_I y f/V_T), el intervalo RR y 4 medidas (amplitud pico, frecuencia pico, rango intercuartílico y el valor de potencia en un 98%).

6.3 PROCESAMIENTO

Una decisión importante en esta etapa es la de seleccionar la mejor familia *wavelet*, ya que la función ventana de cada una generara resultados diferentes en el procesado de las señales. Para darle solución a este aspecto, se procesan las señales con cada una de las familias y basado en el criterio del error medio cuadrático (MSE) entre las señal procesada y la original, se elige la mejor por cada variable.

Familia <i>Wavelet</i>	Orden
Daubechies	1:45
Coiflets	1:5
Symlets	1:29
Biortogonal	1.1, 1.3, 1.5, 2.2, 2.4, 2.6, 2.8, 3.1, 3.3, 3.5, 3.7, 3.9, 4.4, 5.5, 6.8

Tabla 7. Tipo de familias *wavelet*.

Seguido de procesar las señales, se evalúa cada uno de los resultados desplegados en el Anexo A. Se elige una familia por cada variable, seleccionando la cual haya presentado menor promedio de MSE. En la tabla 8 se presentan las familias *wavelet* seleccionadas y su respectivo orden.

Variable	f/Vt	RR	Te	Ti	Ti/Ttot	Ttot	Vt/Ti	Vt
Tipo	Bior	Bior	Bior	Bior	Bior	Bior	Bior	Bior
Familia	2.4	2.6	2.6	2.6	2.4	2.4	2.6	2.6
MSE	6,03E-24	1,64E-24	5,33E-28	1,47E-28	1,29E-22	5,75E-21	2,18E-17	4,8E-21

Tabla 8. Familias *wavelet* seleccionadas.

Seleccionada la familia para cada tipo de variable, se seleccionan los coeficientes de aproximación (CA) y detalle (CD), el nivel de descomposición, y las medidas de dispersión estadística que mejor se adaptan al problema. Para eso, se descomponen las señales con las familias seleccionadas en los niveles de descomposición y detalle hasta el nivel máximo permitido por la familia (nivel 8 para la familia Biortogonal); seguido, se calculan la media, la desviación estándar, la curtosis, la oblicuidad y el rango intercuartílico de los CA y CD de cada nivel. A este punto, se tendrían 5 estadísticos, de 8 CA y 8 CD, de las 8 variables existentes; lo que da un total de 640 características.

Al hacer la transformación de las señales, se logra tener la información de estas codificadas. Ahora, se busca hallar los coeficientes que aporten mayor información para una posterior clasificación. Para ello, como se realizó anteriormente, se realiza una prueba de U de *Mann-Whitney* con la cual se busca descartar los estadísticos de los coeficientes que menos ayuden a diferir entre las clases a contrastar y si entorpezcan una futura clasificación. Además, se establece un cuantificador que permita evaluar y comparar los coeficientes y niveles para validar la elección final. El cuantificador es representado por Q, y se define como:

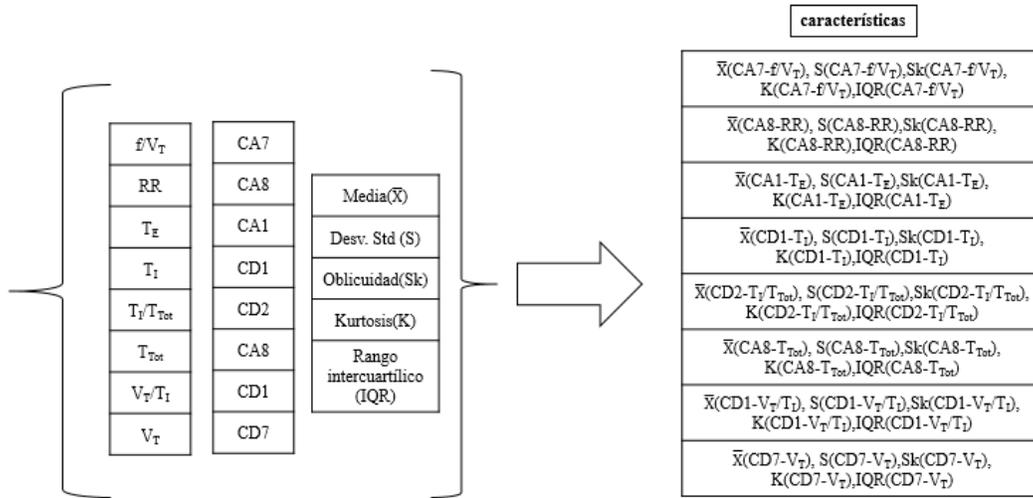
$$Q(i) = \frac{(1 + \text{Moda}(i))}{\text{Promedio}(i)}$$

En donde la Moda es el número de variables que pasan la prueba de U de *Mann-Whitney* por cada coeficiente y cada nivel, y el Promedio está definido como:

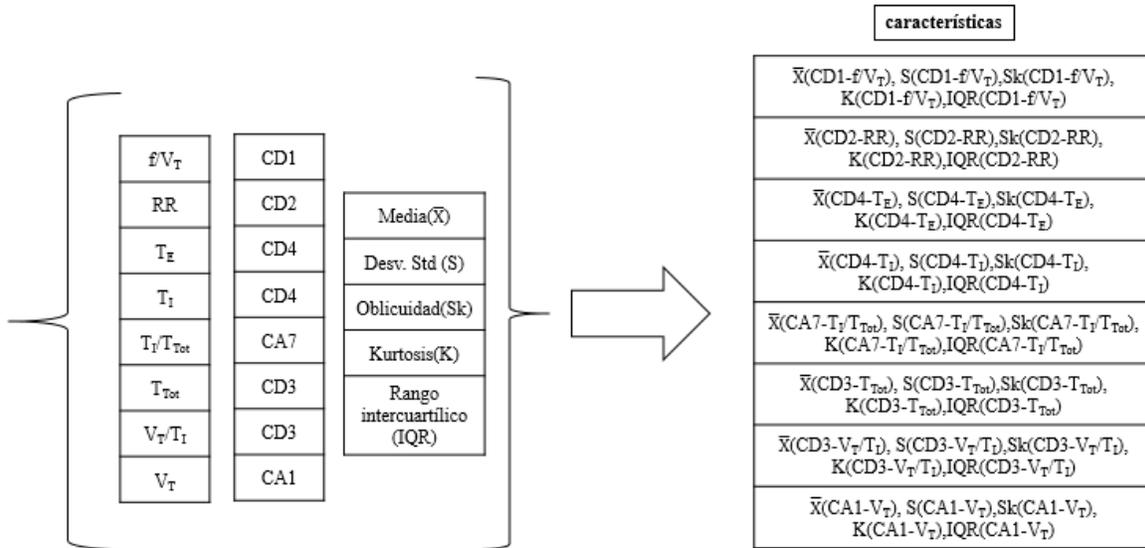
$$\text{Promedio} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

Donde n es el número de estadísticos por nivel (5), y cada x_i es el *p-value* de cada estadístico del respectivo coeficiente y nivel de descomposición.

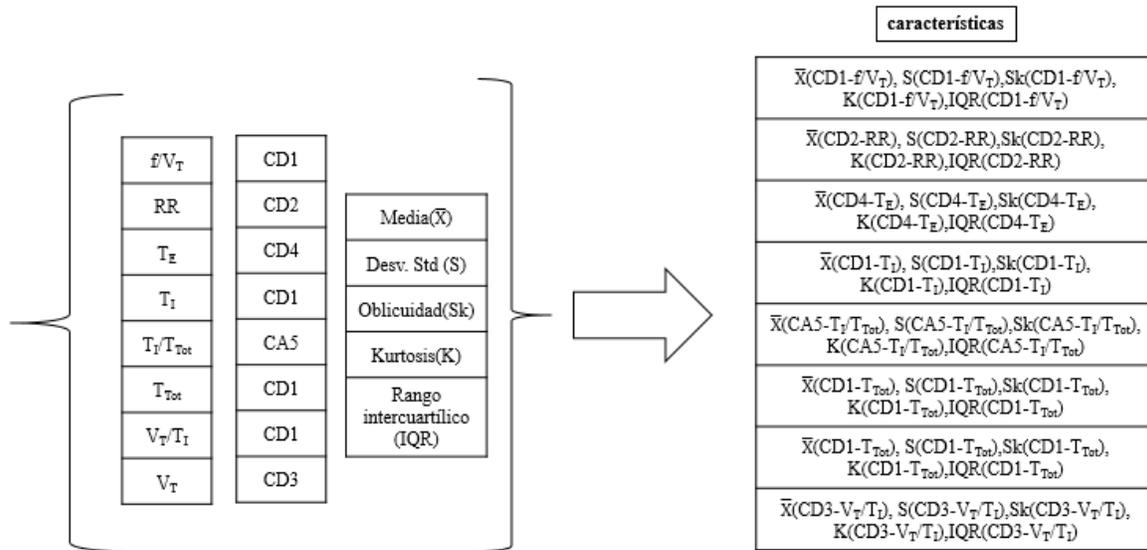
En el Anexo B se despliegan los resultados de todo este proceso. En la figura 21 se exponen los coeficientes y niveles seleccionados por cada caso, señalados como mejores en base al cuantificador Q expuesto anteriormente.



(a)



(b)



(c)

Figura 21. Representación de las 40 características por cada paciente obtenidas mediante la TWD con 7 series temporales (T_I , T_E , T_{Tot} , V_T , T_I/T_{Tot} , V_T/T_I y f/V_T), el intervalo RR y 5 estadísticos (media, desviación estándar, oblicuidad, curtosis y rango intercuartílico).

En la figura 21(a) se representan las 40 características de cada paciente que mejor difieren entre las clases “Éxito” y “Fracaso”; en la figura 21(b) se representan las 40 características de cada paciente que mejor difieren entre las clases “Fracaso” y “Reintubados”; y en la figura 21(c) se representan las 40 características de cada paciente que mejor difieren entre las clases “Éxito” y “Reintubados”.

6.4 CLASIFICACIÓN

Se aplican las técnicas de reducción de dimensionalidad seleccionadas y presentadas anteriormente (Capítulo 5), combinadas con las dos técnicas de clasificación elegidas (Capítulo 5).

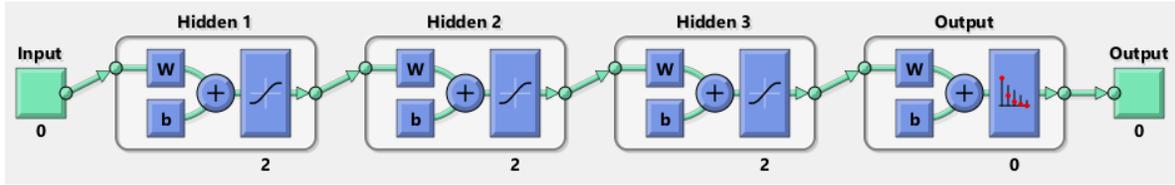


Figura 22. Esquema de la Red Neuronal sintonizada.

En la clasificación con redes neuronales, se sintoniza una red neuronal con la estructura presentada en la figura 22, formada por tres capas ocultas, y dos neuronas en cada una de las capas ocultas. Se fraccionan los datos de manera aleatoria de la siguiente forma:

Del 100% de los datos, se toma un 70% para realizar el ajuste de la red, en donde se subdividen del siguiente modo:

70% para el entrenamiento, 15% para la validación, y 15% para el test.

Con el 20% final se realiza el test final de la red y se presentan los mejores resultados en la tabla 9. Este proceso se realiza tanto para la Base de Datos obtenida del PSD (BD2), como para la Base de Datos obtenida del análisis por medio de TWD (BD1).

Debido a que la división de los datos se realiza de manera aleatoria, se realiza el proceso de entrenamiento, validación y test 150 veces y se promedian los resultados.

Éxito Vs Fracaso		
BASE DE DATOS	CARACTERISTICAS	RESULTADO DE LA PRUEBA

BD1	IQR(CD1-T _I), K(CA8-RR)	84,61±3%
BD1	IQR(CD1-T _I), K(CA8-RR), IQR(CD1-V _T /T _I), K(CD1-T _I), X(CA7-f/V _T)	80,76±6%
BD2	F _p (f/V _T), P(V _T /T _I), IQR(T _I /T _{Tot}), A _p (f/V _T)	65,3±0,9%
BD2	F _p (f/V _T), P(V _T /T _I), IQR(T _I /T _{Tot})	54,4±0,9%

(a)

Éxito Vs Reintubado		
BASE DE DATOS	CARACTERISTICAS	RESULTADO DE LA PRUEBA
BD1	X(CD1-f/V _T)	82,6±3%
BD1	X(CD1-f/V _T), IQR(CD3-V _T /T _I)	86,9±1%
BD2	P(RR)	78,2±0.7%
BD2	P(RR), F _p (f/V _T)	86,8±0.7%

(b)

Fracaso Vs Reintubados		
BASE DE DATOS	CARACTERISTICAS	RESULTADO DE LA PRUEBA
BD1	S(CD1-T _{Tot}), X(CD1-f/V _T), IQR(CD1-f/V _T), K(CD2-RR), Sk(CD1-f/V _T), K(CD1-f/V _T)	83,3%
BD1	S(CD1-T _{Tot}), X(CD1-f/V _T), IQR(CD1-f/V _T), K(CD2-RR), Sk(CD1-f/V _T), K(CD1-f/V _T), S(CD1-f/V _T), X(CA5-T _I /T _{Tot}), S(CD1-T _I), K(CD1-T _{Tot}), Sk(CD1-T _{Tot}), IQR(CD2-RR), K(CD4-T _E)	91,6%
BD2	F _p (f/V _T), A _p (T _I /T _{Tot}), A _p (T _I), A _p (RR), A _p (f/V _T), IQR(T _{Tot}), IQR(CD1-T _I), IQR(RR), IQR(f/V _T)	50±1,6%
BD2	F _p (f/V _T), A _p (T _I /T _{Tot}), A _p (T _I), A _p (RR), A _p (f/V _T), P(T _{Tot})	58,3±1,3%

(c)

Tabla 9. Resultados del test de clasificación con RNA, para el mejor conjunto de variables seleccionadas obtenidas después de la reducción de dimensionalidad.

Por otro lado, en la clasificación con análisis discriminante, se utiliza una discriminación lineal. Se dividen los datos tanto de la BD1 como de la BD2 en la forma mencionada anteriormente. Los mejores resultados de la clasificación con LDA se presentan en la tabla 10.

Éxito Vs Fracaso		
BASE DE DATOS	CARACTERISTICAS	RESULTADO DE LA PRUEBA
BD1	$IQR(CD2-T_I/T_{Tot})$	71,64±8
BD1	$IQR(CD2-T_I/T_{Tot}) X(CA7-f/V_T),$ $IQR(CD1-V_T/T_I)$	72,13±8
BD2	$A_p(f/V_T)$	70±7,8
BD2	$A_p(f/V_T), P(f/V_T)$	70,6±7,7

(a)

Éxito Vs Reintubado		
BASE DE DATOS	CARACTERISTICAS	RESULTADO DE LA PRUEBA
BD1	$X(CD1-f/V_T),$	83,33±7,4%
BD1	$X(CD1-f/V_T), IQR(CD3-T_{Tot})$	82,55±7,5%
BD2	$F_p(f/V_T)$	80,9±6,4%
BD2	$F_p(f/V_T), IQR(V_T/T_I)$	81,3±6,8%

(b)

Fracaso Vs Reintubados		
BASE DE DATOS	CARACTERISTICAS	RESULTADO DE LA PRUEBA
BD1	X(CD2-RR)	75,3±11,3%
BD1	X(CD2-RR), S(CD2-RR)	80,1±10.6%
DB2	$F_p(f/V_T), A_p(f/V_T), A_p(T_E), A_p(T_I/T_{Tot}), P(f/V_T)$	76±10,8%
BD2	$F_p(f/V_T), A_p(f/V_T), A_p(T_E), A_p(T_I/T_{Tot})$	75±11%

(c)

Tabla 10. Resultados del test de clasificación con LDA, para el mejor conjunto de variables seleccionadas obtenidas después de la reducción de dimensionalidad.

7

CONCLUSIONES Y EXTENSIONES FUTURAS

Las redes neuronales son una técnica muy sofisticada capaz de modelar funciones complejas de diversa índole. Conjuntamente con la técnica *forward selection* permite obtener un buen subconjunto de características de entrada a la misma. Se han utilizado las redes neuronales para analizar la variabilidad del patrón cardiorrespiratorio en pacientes asistidos mediante ventilación mecánica, en proceso de extubación, con el objetivo de encontrar diferencias significativas en pacientes capaces de mantener la respiración de forma espontánea, pacientes que fracasan en este intento, y pacientes que aun habiendo superado el proceso de destete o extubación deben ser reintubados antes de 48 horas.

La red entrenada con el conjunto completo de 40 características obtenidas a partir del análisis tiempo-frecuencia obtuvo un porcentaje de clasificados correctamente del 80,7% para el grupo Éxito-Fracaso, 82,64% para el grupo Éxito-Reintubado y 74,9% para Fracaso-Reintubado. Después de aplicada la selección de características, se obtuvo un porcentaje del 84.6% para el grupo Éxito-Fracaso, 86,9% para el grupo Éxito-Reintubado y 91,6% para Fracaso-Reintubado, utilizando únicamente dos, dos y trece de las 40 características.

La red entrenada con el conjunto completo de 32 características provenientes del análisis en frecuencia presenta porcentajes de clasificación entre 50% y 75% para los tres casos, lo que lleva a concluir que para un problema de clasificación como el presentado en este trabajo,

se obtienen mejores resultados si los índices son extraídos de un análisis tiempo-frecuencia, permitiendo diferir mejor los patrones de las diferentes clases.

Los resultados de la clasificación aplicando análisis discriminante lineal en comparación con los presentados por parte de las redes neuronales reflejan lo robustas que pueden llegar a ser estas últimas en cuanto a clasificación se trata. A pesar de aplicar ambas técnicas un aprendizaje supervisado, la arquitectura de las redes neuronales les permite adaptarse a casi cualquier tipo de datos y manejar en buena medida el problema de generalización de datos.

En la comparación entre grupos se aprecia que las características derivadas de la señal f/V_T son las que más información aportan al clasificador. Además, se comprueba que la mayor parte de información de las series temporales que mejor difieren los grupos está concentrada en las altas frecuencias, o lo que es lo mismo, tienden a quedar almacenada en los coeficientes de detalle luego de una descomposición en tiempo-frecuencia.

Como futuras extensiones se pretenden realizar más aportaciones en la detección de nuevos índices y características que ayuden a mejorar la detección del momento óptimo de desconexión de pacientes sometidos a ventilación mecánica, haciendo uso de técnicas pertenecientes a la inteligencia artificial y estadística que día a día van tomando más fuerza para la aportación de información en el campo biomédico y solución de problemas en el mismo como lo son las máquinas de soporte vectorial entre otras.

Es necesario realizar un modelo con las más importantes características y estudiar la generalización del sistema. Por otra parte se podría incrementar el número de patrones en el conjunto de entrenamiento con el objetivo de minimizar el error de generalización.

8

CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES

Semestre	1er Semestre académico 2014																2do Semestre académico 2014																			
	Febrero				Marzo				Abril				Mayo				Agosto				Septiembre				Octubre				Noviembre							
Semana	I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV				
Búsqueda Bibliográfica	■	■	■	■	■	■	■	■					■	■			■	■			■	■	■	■												
Estudio preliminar Técnicas propuestas				■	■	■	■	■	■	■																										
Estudio de señales respiratorias y cardiorrespiratorias								■	■	■	■	■	■	■																						
Estudio de técnicas estadísticas									■	■	■	■																								
Estudio de técnicas de inteligencia artificial													■	■	■	■	■	■																		
Estudio de técnicas en dominio tiempo- frecuencia														■	■	■	■	■	■	■																
Desarrollo del modelo para la clasificación																					■	■	■	■	■	■	■	■								
Análisis e interpretación de los resultados obtenidos																									■	■	■	■	■	■	■	■				

Tabla 11. Cronograma de actividades.

9

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] G. Benchetrit, "Breathing pattern in humans: diversity and individuality", *Respiration Physiology*, 122, pp. 123-129, 2000.
- [2] M. Meade, G. Guyatt, D. Cook, L. Griffith, "Predicting success in weaning from mechanical ventilation", *Chest*, 120, 6, 2001.
- [3] M.J. Tobin, "Advances in mechanical ventilation", *N. Engl. J. Med.*, Vol. 344, N. 26, pp. 1986-1996, 2001.
- [5] Cristancho, G. W. (2003). *Fundamentos de la fisioterapia respiratoria y ventilación mecánica manual Moderno*: 419-435.
- [6] E.N. Bruce, (1996). "Measures of respiratory pattern variability", in *Bioengineering approaches to pulmonary physiology and medicine*, Plenum Press, pp. 149–160,
- [7] M.C.Khoo, (2000). "Determinants of ventilatory instability and variability", *Respiratory physiology*, 122, pp. 167–182.
- [8] G. Benchetrit, (2000) "Breathing pattern in humans: diversity and individuality", *Respiration Physiology*, 122, pp. 123-129,
- [9] Esteban, A., F. Frutos, M. J. Tobin, I. Alía, J. F. Solsona, V. Valverdu, R. Fernández, M. A. De la Cal, S. Benito, R. Tomás, D. Carriedo, S. Macías, J. Blanco and T. S. L. F. C. Group (1995). "A Comparison of Four Methods of Weaning Patients from Mechanical Ventilation." *The New England Journal of Medicine* 332(6): 345-350.

- [10] Tobin, M. J. (2001). "Advances in mechanical ventilation." *The New England Journal of Medicine* 344.
- [4] Lorente Ramos, L. (2005) "Manejo de la vía aérea para prevenir la neumonía asociada a la ventilación mecánica." *Medicina Intensiva* 29(2): 88-102.
- [11] B. Giraldo, Member, IEEE, C. Arizmendi, Member, IEEE, E. Romero, R. Alquezar, P. Caminal, S. Benito, D. (2006). Ballesteros Patients on Weaning Trials classified with Neural Networks and Features Selection proceedings of the 28th IEEE embs Annual International Conference ISBN 1-4244-0033-3/06_ IEEE.
- [12] B. Giraldo, Member, IEEE, A. Garde, C. Arizmendi, Member, IEEE, R. Jané, Member, IEEE, S. Benito, I. Diaz, D. Ballesteros, (2006). Support Vector Machine Classification applied on Weaning Trials Patients proceedings of the 28th IEEE embs Annual International Conference ISBN 1-4244-0033-3/06/_IEEE,
- [13] Pere Caminal , Beatriz Giraldo, Haritz Zabaleta , Montserrat Vallverdu , Salvador Benito , D Ballesteros , L López-Rodríguez , A Esteban , M Baumert , Andreas Voss, (2005) Joint Symbolic Dynamic Analysis of Cardiorespiratory Interactions in Patients on Weaning Trials. A: 27th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society p. 1-4.
- [14].Rodríguez Pozo, A, (2005). "Espirometría Y Pruebas Funcionales respiratorias. Medicina y cirugía de las enfermedades del aparato respiratorio". *Med Biol Eng Comput* 50: 339-347
- [15] C. Schäfer, M. G. Rosenblum, J. Kurths, and H.-H. Abel, (1998). Synchronization in the human cardiorespiratory system *Nature London* 392, 239 .
- [16] C. Schäfer, M. G. Rosenblum, H.-H. Abel, and J. Kurths, "Synchronization in the human cardiorespiratory system" *Phys. Rev. E* 60, 857 _1999.
- [17] M. G. Rosenblum, J. Kurths, A. Pikovsky, C. Schäfer, P. Tass, and H.-H. Abel, (1998). Phase synchronization from theory to data analysis *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* 17, 46.
- [18] E. Toledo, S. Akselrod, I. Pinhas, and D. Aravot, (2002). Does synchronization reflect a true interaction in the cardiorespiratory system. *Med. Eng. Phys.* 24, 45.

- [19] E. Toledo, M. G. Roseblum, C. Schäfer, J. Kurths, and S. Akselrod,(1998) in Proceedings of the International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications _Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, Lausanne, _, Vol. 1, pp. 171– 174
- [20] MG Rosenblum, C Schafer, J Kurths, S Akselrod (1998)Quantification of cardiorespiratory synchronization in normal and heart transplant subjects - Proc. Int. Symp. Nonlinear Theory and its Applications, - tau.ac.il
- [21] E Toledo, MG Rosenblum, J Kurths, S Akselrod (1999)- Cardiorespiratory synchronization: is it a real phenomenon?. Computers in Cardiology, ieeexplore.ieee.org
- [22] S Rzeznicki, NB Janson, AG Balanov, PVE ,(2002) Regions of cardiorespiratory synchronization in humans under paced respiration- Physical Review E, 2002 - APS.
- [23]. Dirk cysark, Arndt Büssing (2005) Cardiorespiratory synchronization during zenial s meditation Eur J Appl Physiol, 95: 88-95
- [24] M . Susan. Barman and Gerard L. Gebber (2000) "Rapid" Rhythmic Discharges of Sympathetic Nerves: Sources, Mechanisms of Generation, and Physiological Relevance”J Biol Rhythms; 15; 365 DOI: 10.1177/074873000129001468
- [25] Larsen PD, Booth P, Gallety DC (1999). Cardioventilatory coupling in atrial fibrillation. Br J Anaesth;82:685-90.
- [26] Calabrese P,Pham Dinh T, Eberhard A, Bachy JP, and Benchetrit G,(1998) Effects of resistive loading on the pattern of breathing. Respir Physiol 113: 167-179.
- [27] Zenchman FW, Hall FG, and Hull We,(1957) Effects of graded resistance to tracheal ariflow in man. Jappl Physiol , 10: 356-362.
- [28] Hirsc JA abd Bishop B. Respiratory sinu arrythmia in humans,(1981) how breathing patterns modulate heart rate. Am J physiol Heart Circ Physiol, 241: H620-H629.
- [29] Brown TE, Beightol LA, Koh J, and Eckberg DL,(1998) Important influence of respiration on human R-R interval power spectra is largely ignored. J Physiol, 113: 167-179.

- [30] J. Almasi and O. H. Schmitt, (1974) Respiratory effects on cardiac related impedance indices measured under voluntary cardio-respiratory IEEE Trans. Biomed. Eng. 21, 264.
- [31] D.C Gallety, P.D. Larsen,(2001) Cardioventilatory coupling in heart rate variability: methods for qualitative and quantitative determination British Journal of Anaesthesia pag; 87: 827–33
- [32] V. K. Madisetti y D. B. Williams, THE DIGITAL SIGNAL PROCESSING HANDBOOK, CRC Press, 1997.
- [33] S. Kouro y R. Musalem, «Tutorial introductorio a la Teoría de Wavelet».
- [34] C. J. Arizmendi Pereira y B. Giraldo Giraldo, «Técnicas de análisis del patrón respiratorio y cardiorrespiratorio para la extracción de índices en pacientes en proceso de extubación,» 2007.
- [35] A. Fuentes y P. Faundez, «Procesamiento digital de señales acústicas utilizando Wavelets».
- [36] N. Nieto y D. M. Orozco, «El uso de la transformada wavelet discreta en la reconstrucción de señales senosoidales,» nº 38, 2008.
- [37] H. E. A. Tinsley y S. D. Brown, Handbook of applied multivariate statistics and mathematical modeling, San Diego, California: ACADEMIC PRESS, 2000, pp. 3-303.
- [38] J. T. Palma Méndez y R. Marín Morales, Inteligencia Artificial: Métodos, técnicas y aplicaciones, Aravaca (Madrid): McGraw-Hill/INTERAMERICANA DE ESPAÑA, s. A. U., 2008.
- [39] P. I. Viñuela y I. M. Galván León, REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES: Un enfoque práctico, D. F. Aragón, Ed., Madrid, España: PEARSON EDUCATION, 2004.
- [40] FONDO SOCIAL EUROPEO, INFORMATICA APLICADA AL ANÁLISIS ECONÓMICO.
- [41] M. Htay, «Control and Implementation of State Space Search,» 2003.