
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE APIZACO

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

“DETECCIÓN DEL SÍNDROME DE APNEA OBSTRUCTIVA DEL SUEÑO (SAOS) MEDIANTE UN ALGORITMO DE CÓMPUTO INTELIGENTE USANDO UN ELECTROCARDIOGRAMA (ECG)”

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRA EN SISTEMAS COMPUTACIONALES

PRESENTA:

LIC. ROSA MONTES DELGADO

ASESORES:

Director: DR. JOSÉ CRISPÍN HERNÁNDEZ HERNÁNDEZ

Co-Director: DR. RAFAEL ORDOÑEZ FLORES

2013 "Año del Generalísimo José María Morelos y Pavón"

Apizaco, Tlax., **05 de febrero de 2015**

No. de Oficio: DEPI/022/15

ASUNTO: **Se Autoriza Impresión de Tesis de Grado.**

LIC. ROSA MONTES DELGADO
CANDIDATA AL GRADO DE MAESTRA EN
SISTEMAS COMPUTACIONALES
No. de Control: **M04370642**
P R E S E N T E.

Por este medio me permito informar a usted, que por aprobación de la Comisión Revisora asignada para valorar el trabajo, mediante la Opción: **I Tesis de Grado por Proyecto de Investigación**, de la Maestría en **Sistemas Computacionales**, que presenta con el tema: "**DETECCIÓN DEL SÍNDROME DE APNEA OBSTRUCTIVA DEL SUEÑO (SAOS) MEDIANTE UN ALGORITMO DE CÓMPUTO INTELIGENTE USANDO UN ELECTROCARDIOGRAMA (ECG)**" y conforme a lo establecido en el Procedimiento para la Obtención del Grado de Maestría en el Instituto Tecnológico, la División de Estudios de Posgrado e Investigación a mi cargo le emite la:

AUTORIZACIÓN DE IMPRESIÓN

Debiendo entregar un ejemplar del mismo debidamente encuadernado y seis copias en CD en formato PDF, para presentar su Acto de Recepción Profesional a la brevedad.

Sin otro particular por el momento, le envío un cordial saludo.

ATENTAMENTE

PENSAR PARA SERVIR, SERVIR PARA TRIUNFAR®


M.A.D. MA. A. ACÉLA DAVILA JIMENEZ
JEFA DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE
POSGRADO E INVESTIGACIÓN.



Secretaría de Educación Pública
Instituto Tecnológico de Apizaco
División de Estudios de Posgrado
e Investigación

MAADJ/mebr.

C.p. Expediente.



Av. Instituto Tecnológico S/N, Apizaco,
C.P. 90300 Apizaco, Tlaxcala. Tels. 01 241 41 7 20 10. Conmur. 101 Ext. 146.
www.itapizaco.edu.mx



2015 Año del Gran Maestro, Sr. María Morelos y Pavón

Apizaco, Tlax., **14 de Enero de 2015**

ASUNTO: Aprobación del trabajo de Tesis de Maestría.

M.A.D. MA. A. ACELA DAVILA JIMENEZ
JEFA DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE
POSGRADO E INVESTIGACIÓN,
P R E S E N T E.

Por este medio se le informa a usted, que los integrantes de la **Comisión Revisora** para el trabajo de tesis de maestría que presenta la LIC. ROSA MONTES DELGADO, con número de control **M04370642** candidata al grado de **Maestra en Sistemas Computacionales** y egresada del **Instituto Tecnológico de Apizaco**, cuyo tema es **"DETECCIÓN DEL SÍNDROME DE APNEA OBSTRUCTIVA DEL SUEÑO (SAOS) MEDIANTE UN ALGORITMO DE CÓMPUTO INTELIGENTE USANDO UN ELECTROCARDIOGRAMA (ECG)"**, fue:

A P R O B A D O

Lo anterior, al valorar el trabajo profesional presentado por la candidata y constatar que las observaciones que con anterioridad se le marcaron así como correcciones sugeridas para su mejora ya han sido realizadas.

Por lo que se avala se continúe con los trámites pertinentes para su titulación.

Sin otro particular por el momento, le envié un cordial saludo.

LA COMISIÓN REVISORA


DR. JOSE CRISPÍN HERNANDEZ HERNANDEZ


DR. RAFAEL ORDOÑEZ FLORES


DR. ROBERTO MORALES CAPORAL


DR. EDMUNDO BONILLA HUERTA

C. p.- Interesada



Agradecimientos.

Le agradezco a Dios por bendecirme y guiarme a lo largo de mi carrera, por ser mi fortaleza en los momentos de debilidad y por la vida llena salud, aprendizajes, experiencia y sobre todo de felicidad que me ha dado.

Expreso mi más sincero agradecimiento al comité revisor de esta tesis, Dr. Rafael Ordoñez Flores, Dr. Roberto Morales Caporal, Dr. Edmundo Bonilla Huerta por la orientación, el seguimiento y supervisión que me brindaron durante el desarrollo de esta investigación y en especial al Dr. José Crispín Hernández Hernández director de este trabajo, por haberme guiado durante la realización de este trabajo, por su tiempo, conocimiento y experiencias que dedico para el logro de mis objetivos y metas.

A la Dra. Alicia Rivera Méndez especialista en otorrinolaringología, por brindarme sus conocimientos y colaboración en el desarrollo de este trabajo.

A la M. C. Haydeé Patricia Martínez Hernández, por su grande apoyo y hospitalidad durante mi estancia en esta institución.

Al M. I. A. Carlos Pérez Corona y al Dr. José Federico Ramirez Cruz, por su amistad y haber confiado en mi capacidad.

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo económico brindado para la realización de mis estudios de posgrado.

Un agradecimiento muy especial merece la comprensión, paciencia y ánimo recibidos de mi familia, mi novio y amigos.

A todos ellos, muchas gracias...

Dedicatoria.

A mis padres y hermanos

A mi papa José Montes y a mi mama María de los Ángeles Delgado por ser en todo momento mi apoyo y motivación para seguir adelante, por ser un gran ejemplo a seguir, por su esfuerzo y consejos a lo largo de mi vida.

A mis hermanos, Lety, Con, José, Pascual, Fede y Cary, por ser parte importante de mi vida y representar la unidad familiar, por el apoyo incondicional que me han brindado, por creer en mí y llenar mi vida de alegrías.

A mi compañero Gabriel Martínez por ser una parte fundamental en mi vida, por su afecto y apoyo incondicional que me ha brindado en las buenas y en las malas, por alentarme y ayudarme a levantarme y seguir adelante.

A toda mi familia en general fuente de apoyo constante e incondicional que creyó y me apoyo en todo momento.

En memoria de Banny y Emmanuel los recordaré siempre.

Con cariño les dedico esta tesis.

CONTENIDO

Índice de figuras	vi
Índice de tablas	vii
Resumen	viii
Abstract	viii
Capítulo I Introducción	1
1.1 Descripción del problema	2
1.2 Pregunta de investigación	2
1.3 Justificación	3
1.4 Objetivos	4
1.4.1 Objetivo general.....	4
1.4.2 Objetivos específicos	4
1.5 Descripción del contenido del documento	4
1.6 Estado del arte	5
Capítulo II Marco Teórico	14
2.1 El sueño	14
2.2 Trastornos del sueño	18
2.2.1 Apnea obstructiva	20
2.2.2 Consecuencias del saos en la salud	21
2.3 Polisomnografía	22
2.4 Señal electrocardiográfica	23
2.4. 1 El corazón.....	23
2.4.2 Propagación del potencial de acción	25
2.5 Electrocardiograma	26
2.6 Computación inteligente	29
2. 6.1 lógica difusa tipo i	29
2. 6. 2 lógica difusa tipo ii.....	33
2.7 Plataforma arduino	37

Capítulo III Metodología	44
3.1 Esquema general de la metodología	44
3.2 Registros analizados	46
3.3 Electrocardiograma	47
3.4 Extracción de características.....	50
3.5 Algoritmo de detección de apnea mediante un sistema de inferencia difuso tipo II.....	56
Capítulo IV Pruebas y Resultados	59
4.1 Sistema de inferencia difuso tipo i	60
4.2 Resultados obtenidos.....	62
4.3 Desarrollo de prototipo.	64
Capítulo V Conclusiones y Trabajos Futuros	72
5.1 Conclusiones.....	72
5.2. Trabajos futuros.....	74
Referencias bibliográficas.....	75
Anexo I Publicaciones	80
Anexo II Reconocimientos.....	8102

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1 Sistema de Diagrama de Bloques.....	5
Figura 1.2 Diagrama de Bloques del Sistema.....	7
Figura 1.3 Diagrama Esquemático del Sistema.....	11
Figura 2.1 Fases del Sueño.....	15
Figura 2.2 Excesivo crecimiento de la amígdala.....	20
Figura 2.3 Anatomía interna del corazón.....	24
Figura 2.4 Señal de Electrocardiograma.....	27
Figura 2.5 Intervalos y Segmentos del ECG.....	28
Figura 2.6 Estructura de una regla difusa.....	32
Figura 2.7 Componentes de un FLS Tipo II.....	35
Figura 2.8 Función Triangular.....	35
Figura 2.9 Función de la campana de Bell.....	36
Figura 2.10 Componentes de un FLS Tipo II.....	36
Figura 2.11 Microcontrolador ATmega 328.....	41
Figura 2.12 Diagrama esquemático del microcontrolador ATmega 328.....	43
Figura 3.1 Diagrama de bloques de la metodología.....	45
Figura 3.2 Señal de ECG.....	48
Figura 3.3 Señal ECG con ruido de línea de base.....	48
Figura 3.4 Filtro de la media móvil.....	49
Figura 3.5 Diagrama de bloque algoritmo Pan Tompkins.....	51
Figura 3.6 Filtro Pasa Bajo.....	51
Figura 3.7 Filtro Pasa Alto.....	52
Figura 3.8 Aplicación del operador derivativo.....	52
Figura 3.9 Aplicación de la operación de cuadratura.....	53
Figura 3.10 Complejos QRS detectados.....	54
Figura 3.11 Detección de picos R.....	55
Figura 3.12 Variable de Entrada.....	57
Figura 3.13 Variable de Salida.....	57
Figura 4.1 Sistema de Inferencia Difuso Tipo I.....	60
Figura 4.2 Variable de entrada.....	60
Figura 4.3 Variable de Salida.....	61
Figura 4.4 Prueba del sistema de inferencia Difuso Tipo I.....	61
Figura 4.5 Prototipo para la adquisición de ECG.....	64
Figura 4.6 Diagrama de bloques de la metodología.....	65
Figura 4.7 Laboratorio clínico Bio Diagnostics.....	66
Figura 4.8 Laboratorio clínico Bio Diagnostics.....	66
Figura 4.9 Instalaciones Laboratorio Clínico Bio Diagnostics.....	67
Figura 4.10 Colocación del prototipo.....	67
Figura 4.11 Configuración del prototipo.....	68
Figura 5.1 Señal de ronquido filtrada.....	74

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Funciones de Pertenencia FLS Tipo I.....	31
Tabla 2. Especificaciones del microcontrolador Atmel ATmega328.....	40
Tabla 3. Parámetros de clasificación del índice de apneas del sueño.....	58
Tabla 4. Comparación de resultados de Referencia, Sistema Difuso Tipo I y Tipo II con grabaciones de pacientes del grupo A de PhysioNet.....	62-63
Tabla 5. Comparación de resultados de Referencia, Sistema Difuso Tipo I y Tipo II con grabaciones de pacientes del grupo B de PhysioNet.....	63
Tabla 6. Comparación de resultados de Referencia, Sistema Difuso Tipo I y Tipo II con grabaciones de pacientes del grupo C de PhysioNet.....	63-64
Tabla 7. Comparación de resultados referencial con el Sistema Difuso Tipo I y Tipo II de grabaciones de pacientes del grupo de prueba X de PhysioNet.....	69
Tabla 8. Comparación de resultados de expediente clínico de pacientes con el determinado por el Sistema Difuso Tipo I y Tipo II.....	70

RESÚMEN

El síndrome de apnea obstructiva del sueño (SAOS) se produce por la oclusión intermitente repetitiva de la vía aérea superior durante el sueño, lo que origina una interrupción completa (apnea) o parcial (hipopnea) del flujo aéreo. Su prevalencia es considerable (4-6% de hombre y 2% de las mujeres). La obesidad y las anomalías estructurales del tracto respiratorio superior son los factores etiológicos fundamentales. La polisomnografía es el estudio frecuentemente utilizado para la detección de SAOS aunque su costo sea excesivo.

En este trabajo se diseñó e implementó un algoritmo de cómputo inteligente basado en un sistema de inferencia difusa tipo I y II que clasificó los registros de ECG obtenidos de la base de datos de libre distribución de PhysioNet Apnea-ECG Database.

Pruebas adicionales del algoritmo se realizaron con registros de ECG obtenidos a partir de un prototipo que fue diseñado exclusivamente para el desarrollo de este trabajo. Los resultados obtenidos comprueban la sensibilidad, especificidad y precisión de este algoritmo.

ABSTRACT

Obstructive sleep apnea (OSA) occurs by repetitive obstruction of the upper airway during sleep, causing complete cessation (apnea) or partial (hypopnea) of airflow. Is a common disorder affecting (4-6% of men and 2% of women). Obesity and structural abnormalities of the upper respiratory tract are the main etiological factors. The polysomnography is a study frequently used to OSA detection although has an excessive cost.

In this work was designed and implemented an algorithm of intelligent computing based on fuzzy logic system type I and II that processing ECG records obtained from the database of free distribution of PhysioNet apnea-Database.

Additional test were performed using the algorithm ECG recordings obtained from a prototype that was designed exclusively for the development of this work. Results obtained confirm the sensitivity, specificity and accuracy of the algorithm.

CAPÍTULO I INTRODUCCIÓN

En la actualidad el aporte de la tecnología es fundamental en todas las áreas, siendo imprescindible en lo que respecta al sector salud. Se considera de gran importancia interrelacionar la medicina y tecnología, pues el desarrollo tecnológico ha propiciado un cambio asombroso para este sector; su avance ha permitido conocer infinidad de procesos que explican el porqué de muchas enfermedades, de eventos que ocurren en el organismo humano y de las consecuencias de relacionarse con su entorno.

Esto ha generado una forma más simple del razonamiento en la ejecución del acto médico, pues la tecnología permite crear, diseñar e innovar equipos médicos de alta calidad, que ofrezcan diagnósticos precisos en los cuales el médico se base para indicar tratamientos efectivos, tal es el caso del Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño (SAOS) donde la aplicación de las nuevas tecnologías en materia de Electrónica y Sistemas Computacionales permiten demostrar un gran potencial en el impacto clínico de detección y diagnóstico (Osorio & Peláez, 2011) (Morillo, 2008).

1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

El ser humano pasa aproximadamente la tercera parte de su vida durmiendo, lo que sugiere que el sueño juega un papel importante en mantener la salud física y mental. Los trastornos del sueño constituyen un grupo numeroso y heterogéneo de procesos, que la mayoría de las veces suelen ser mal diagnosticados y tratados, sus consecuencias en la salud y mortalidad representan una carga de salud pública no reconocida (UNAM, 2010). Actualmente el método más utilizado en la detección de la apnea del sueño es la polisomnografía, que requiere del registro de diferentes señales biomédicas, encareciendo el proceso.

Los parámetros que evalúa la polisomnografía se clasifican en dos grandes grupos, aquellos que evalúan la etapa de sueño y aquellos que identifican patrones fisiológicos relacionados, en el primer grupo están: electroencefalograma (EEG), electrooculograma (EOG) y electromiografía (EMG) y en el segundo grupo: flujo respiratorio, movimientos toracoabdominales, saturación de oxígeno (oximetría) y electrocardiograma (ECG) (Galeano, MD, & Milena, 2011).

En este trabajo se pretende realizar el diseño de un sistema, aplicando un algoritmo de cómputo inteligente que sea capaz de hacer la detección del Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño, a partir de las señales adquiridas del ECG que permita dar un diagnóstico, evitando recurrir a un estudio polisomnográfico.

1.2 PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

¿Es posible realizar la detección del Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño mediante un algoritmo de cómputo inteligente a partir de las señales obtenidas de un ECG?

1.3 JUSTIFICACIÓN

Dormir es una actividad de carácter indispensable para todo ser humano, se estima que una de las tantas causas del bajo rendimiento escolar, laboral y en la vida social está relacionada con la insuficiencia de las horas de sueño debido a los malos hábitos que el ser humano tiene en sus vidas cotidianas.

Casi 30 millones de mexicanos son afectados por la apnea del sueño, uno de los más frecuentes trastornos del dormir; está asociado al 98 por ciento de los pacientes con exceso de peso (M. Al-Ashmouny, A. Morsy, & F. Lozada, 2005).

Uno de cada tres mexicanos padece algún tipo de trastorno del sueño, lo cual le impide descansar y recuperarse correctamente, elevando el riesgo de padecer problemas del corazón, pulmones o accidentes relacionados con el cansancio.

La apnea ocasiona frecuentes interrupciones de la respiración, de aproximadamente 10 segundos cada una, y provoca ronquidos y un sueño fragmentado que no es reparador. Cada episodio va seguido de un intento súbito por respirar y un cambio a una etapa de sueño más ligero.

Además, ocasiona que se colapse la vía aérea mientras se duerme y es más frecuente en los obesos por el cúmulo de grasa en la orofaringe¹, una región que abarca la porción posterior de la boca, desde el paladar blando hasta el hueso hioides, e incluye el tercio posterior de la lengua (UNAM, 2010).

La causa más común es la obstrucción parcial o completa del flujo de aire respirado debido a la relajación de los músculos que rodean la garganta y lengua. Esta alteración puede poner en peligro la vida, ya que se asocia con un latido irregular del corazón, alta presión sanguínea, ataque cardíaco y apoplejía², así como el cierre de la faringe o garganta durante el sueño provocando que la persona deje de respirar (Martinez Alarcón, 2010).

¹ Lugar por donde transitan los alimentos, líquidos y saliva al ser tragados, desde la boca hacia el esófago.

² Muerte súbita e instantánea de células cerebrales tras una interrupción de la circulación de la sangre en el cerebro.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 OBJETIVO GENERAL

Obtener un diagnóstico confiable y preciso de la detección del Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño (SAOS) mediante Lógica Difusa Tipo 2 utilizando un electrocardiograma.

1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Diseñar un prototipo para la obtención de la señal de ECG y ronquido.
- Implementación de un algoritmo de Lógica Difusa Tipo 1 y 2 para el análisis de las señales obtenidas.
- Hacer una comparación de los resultados de ambos algoritmos.
- Dar un diagnóstico confiable y preciso al médico.

1.5 DESCRIPCIÓN DEL CONTENIDO DEL DOCUMENTO

Este trabajo está dividido en 5 capítulos. A continuación se describe brevemente de qué trata cada uno de ellos.

El capítulo 1 expone los antecedentes históricos del sistema y se presenta un planteamiento acerca de cuál es y cómo se aborda la problemática referente a esta tesis. En el 2 se abarca la base teórica bajo la cual se articula la investigación. En el 3 se detalla la metodología propuesta para el desarrollo y logros de objetivos del desarrollo de esta tesis. En el 4 da a conocer las pruebas que fueron realizadas así como los resultados obtenidos de ellas. En el 5 se presenta las conclusiones y trabajos futuros a realizar para dar continuidad a este trabajo.

1.6 ESTADO DEL ARTE

En el trabajo “Sleep Apnea Detection Using an Adaptive Fuzzy Logic Based Screening System” (A. Ahmed & M. Al-Ashmouny, 2005) los autores presentan un sistema adaptativo de diagnóstico para la clasificación de eventos de respiración con el fin de detectar síndrome de apnea del sueño.

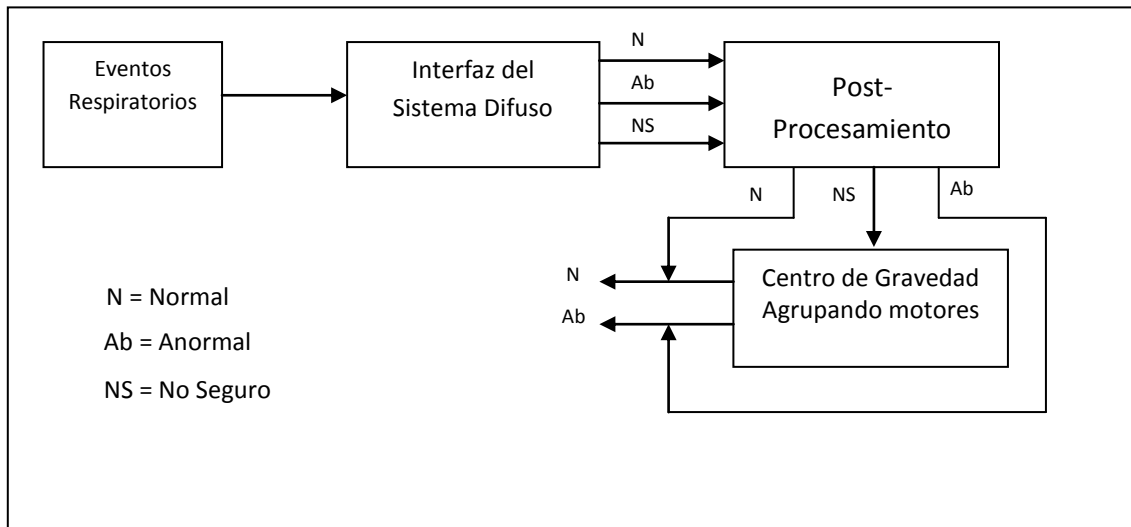


Figura 1.1 Sistema de Diagrama de Bloques.

En el diagrama de bloques que se muestra en la figura 1.1, las señales de flujo de aire nasal son el conjunto de datos utilizados que son rectificadas y filtradas para incorporarse después en el sistema de inferencia difusa y ser evaluados muestra por muestra.

El motor de lógica difusa se compone principalmente de tres entradas; funciones de membresía de entrada y salida, motor de interferencia. Las funciones de membresía de entrada fueron elegidas para diferenciar tres valores (alta, media y baja) en las señales de flujo nasal usadas.

El primer paso en el post-procesamiento es eliminar muestra por muestra aquellas correspondientes a la hiper-respiración del grupo de muestras etiquetadas como normal, mientras que las muestras secuenciales que tienen el mismo caso se agrupan para formar un evento etiquetado como acontecimiento normal, anormal y

no seguro. A continuación se construye una matriz que contiene el inicio, la duración y el caso de cada evento. Otra función de suavizado se aplica para eliminar eventos de menos de cinco segundos de duración si se encuentran entre dos o más eventos del mismo tipo, por último los eventos normales y anormales con menos de dos segundos se vuelven a etiquetar como no-seguros.

La siguiente etapa calcula el Centro de gravedad (CoG) de un evento, dividiendo las sumas de los valores de las muestras absolutas de la duración de cada evento. El CoG principal del caso normal se calcula promediando los CoG de los eventos normales. El mismo procedimiento se aplica para obtener el CoG principal de los casos anormales. Mientras que el CoG del caso de la hiper respiración se calcula tomando el máximo del CoG de todos los eventos no seguros.

Los autores concluyen diciendo que la detección de los eventos respiratorios relacionados con el Síndrome de Apnea es realizada a lo largo de dos pasos. El primer paso utiliza la lógica difusa en motor de inferencia. El segundo paso consiste en un agrupamiento del centro de gravedad formado por datos generados por el motor de inferencia.

La evaluación inicial de este enfoque adaptable se realizó utilizando un pequeño conjunto de datos clínicos. Los resultados preliminares han demostrado una alta precisión en términos de sensibilidad y especificidad. Las investigaciones futuras incluirían el empleo de datos clínicos de un gran número de los pacientes para evaluar y validar el rendimiento del sistema propuesto.

En el trabajo "Sleep Apnea Detection and Classification Using Fuzzy Logic: Clinical Evaluation" los autores (M. Al-Ashmouny, A. Morsy, & F. Lozada, 2005) proponen la implementación de un sistema que utiliza señales de respiración como el flujo nasal, movimiento de tórax y de abdomen.

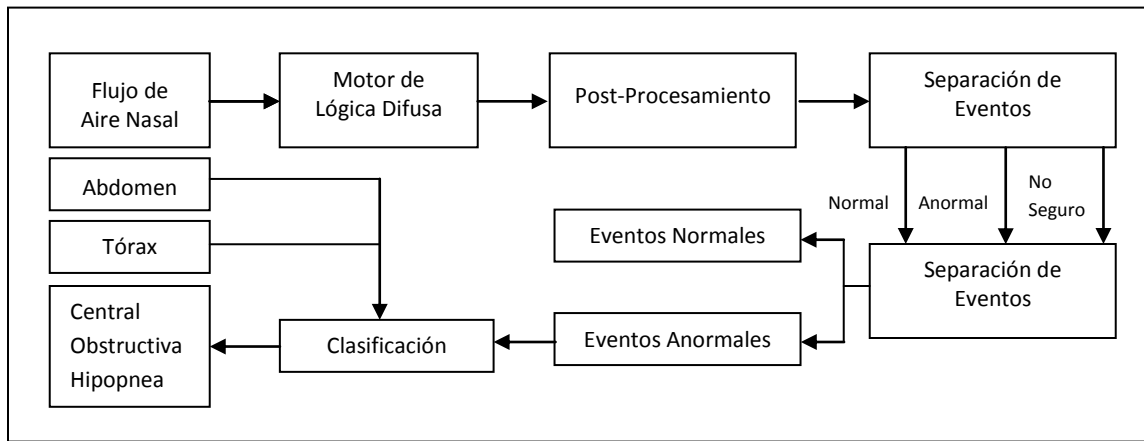


Figura 1.2. Diagrama de Bloques del Sistema.

En el diagrama de bloques de la figura 1.2, la señal del sensor del flujo nasal de cada conjunto de datos es rectificadora y filtrada en paso bajo, y después incorporada al motor de lógica difusa para ser evaluado muestra por muestra para luego en el post - procesamiento dar tres señales etiquetadas como normal, anormal y no segura. Un motor de Centro de Gravedad es entrenado por las señales normales y anormales, el resultado son tres centros: el centro de gravedad normal (CoG), el anormal (CdG) y la hiper-respiración. Las señales marcadas como no seguras se clasifican por estos tres centros para ser agrupadas como normales o anormales. Después de la detección, las señales del tórax y abdomen toman su papel en el sistema y para una mejor legibilidad y se pone en comparación con Alice® 4, el sistema propuesto se conoce como Fuzzy Logic Apnea Detection Algorithm (FLADA).

En el algoritmo de clasificación de Apnea los centros de gravedad COG son evaluados para las tres señales utilizadas (Flujo de aire nasal NAF-CoG, Tórax TH-CoG y de Abdomen AB - CdG), un proceso de normalización se realiza de modo que cada diente de la señal tenga un valor entre 0 y 1. La comparación de cada evento de estas tres variables con el diente de la señal se clasifica como Apnea Central, Apnea Obstructiva o Hipopneas durante el sueño.

Los resultados obtenidos (datos clínicos de 30 pacientes) se utilizaron para evaluar la detección con el motor y la precisión de la clasificación general de cada sistema. Con lo que los autores demuestran que FLADA con 36 eventos correctos

superó a Alice[®]4 con 15 eventos correctos. El trabajo futuro incluiría una gran validación clínica y verificación del esfuerzo para probar la eficacia del sistema propuesto.

Otro trabajo analizado fue “Sleep Apnea Detection Using Flow Spectral Analysis and Fuzzy Logic”, donde los autores (Haja, Behbehani, Yen, Lucas, & Burk, 1999) incorporan un nuevo algoritmo para la detección y clasificación de apneas del sueño, el algoritmo utilizó datos de la presión positiva continua en la vía aérea (CPAP, por sus siglas en inglés, *Continuous Positive Airway Pressure*) de diez pacientes previamente diagnosticados con apnea del sueño, se realizó el análisis de los datos de área, frecuencia y amplitud de medidas ponderadas como entradas del programa de lógica difusa.

Las señales del flujo de aire nasal se muestrearon a 1024Hz en segmentos de datos de tres tipos de respiraciones normales, Apnea Obstruktiva del Sueño (OSA) y Apnea Central del Sueño (CSA) cada una con duración de 6 segundos, se cortaron a partir de una señal continua y se probaron para determinar la estacionalidad. La línea de base se eliminó y el ruido se filtró con un tercer orden de filtro con un corte de 3Hz de frecuencia. Se obtuvo el espectro de potencia de los clips como son el área, la frecuencia y amplitud de medias ponderadas, estos se alimentaron como entrada a un programa de lógica difusa para diferenciar entre OSA y CSA.

Los autores concluyen que el algoritmo tenía una alta sensibilidad (99.6%) en la diferenciación entre los eventos normales y apnea. Los eventos espectrales OSA y CSA tienden a parecerse entre sí causando dificultad para distinguir el tipo de apnea.

Por otro lado en el trabajo “Automatic Classification of Sleep Apnea Epochs Using the Electrocardiogram” (de Chazal, Heneghan, Sheridan, Reilly, Nolan, & O' Malley, 2000) Consideran el uso del ECG para la detección de apnea del sueño usando una variedad de características clasificadas basadas en los intervalos de

tiempo del ECG y amplitudes. Esta técnica de clasificación se evaluó usando una base de datos con registros minuto a minuto de ECG para la presencia de Apnea.

La señal de ECG se procesó utilizando un filtro de fase lineal de paso alto con una frecuencia de corte de 0,5 Hz para eliminar el paso basal. Los Intervalos R-R se definen como el intervalo entre los máximos sucesivos de la onda R donde los tiempos de detección del Complejo QRS (es la representación de la actividad ventricular), se ajustarán a los valores máximos de la onda R buscando el máximo en la región de 100 milisegundos más allá del inicio del QRS. Todos los intervalos R-R sospechosos se encuentran mediante la aplicación de un filtro a la mediana de la secuencia de 5 intervalos R-R. Los intervalos R-R se fusionan para obtener un solo intervalo. Una inspección visual de los nuevos R-R mostró una mejoría significativa, la amplitud de la onda R se define como el valor de la señal de ECG en los puntos de detección de QRS definidos por el proceso anterior.

Una técnica de clasificación supervisada se utilizó para derivar todos los clasificadores. El modelo tiene un conjunto de parámetros ajustables que se optimizan usando datos de entrenamiento. Para este estudio se utilizaron los modelos lineales discriminantes. Este modelo proporciona una aproximación para métrica de la regla de Bayes.

Así mismo los autores comentan que su trabajo indica que la detección de Apnea del sueño es posible con una precisión de aproximadamente 89%. Tanto el tiempo de aparición del complejo QRS, y su amplitud de onda R son de uso para la clasificación. Es posible que los cambios de amplitud de la onda R sean un artefacto del sistema de grabación de ECG, debido al movimiento de los electrodos durante la respiración, en vez de reflejar una respuesta fisiológica del corazón. Sin embargo, fue una característica constante de la ECG. La apnea se acompaña de cambios en la actividad en el sistema nervioso autónomo, que puede influir en la entrada autónoma para el corazón. Esto puede explicar la importancia de las variaciones de los intervalos RR en el proceso de clasificación.

En el trabajo “Analysis of EEG and EMG Signals for Detection of Sleep Disordered Breathing Events”, los autores (Md., Shah, Md., & Tahmid, 2010) confirman que el EEG y el EMG permiten a los neurólogos especialistas del sueño obtener un análisis de señales que permiten dar un diagnóstico y seguimiento de los eventos respiratorios durante el sueño, mediante un conjunto de datos que contiene 25 registros de polisomnografía de pacientes diagnosticados con trastornos de respiración en el sueño identificados desde la base de datos del Banco PhysioNet. La salida del filtro se invirtió y luego se pasó a través de un nuevo filtro de fase cero. Las señales EEG y EMG fueron divididas en segmentos de 10 segundos para su posterior análisis. Los valores medios de la frecuencia de potencia normalizada fueron (bandas delta, theta, alfa beta y sigma) de las señales de EEG. La estimación de densidad espectral de potencia se calculó utilizando el Método de Periodogramas de Welch, promediando para todo el rango de frecuencia de 1-50Hz. Se analizó un total de 250 eventos respiratorios con 10 eventos de trastornos identificados como hipopnea seguida de apnea central o hipopnea seguida de Apnea Obstructiva. Los resultados muestran cambios significativos en los valores de delta, theta, alfa, sigma y beta, por lo tanto pueden utilizarse para la detección de eventos de trastornos respiratorios durante el sueño.

En el trabajo “Automated Recognition of Obstructive Sleep Apnea Syndrome Using Support Vector Machine Classifier”, los autores (Haitham & V., 2012), utilizaron 50 señales de control de pacientes con SAOS de la base de datos de Heart Health Study mediante el Clasificador de Máquina de Soporte Vectorial (SVM) con núcleos lineales y polinomios de segundo orden, para la clasificación por minutos, las características respiratorias tuvieron mayor sensibilidad mientras que la saturación del oxígeno dio mayor especificidad. Los intervalos R-R fueron extraídos de las señales ECG utilizando el algoritmo de Pan-Tompkins, la corrección de intervalos R-R (intervalo de tiempo de una onda R a la siguiente onda R) se realizaron usando interpolación lineal, polinomial y Gaussiana. Los intervalos RR fueron evaluados en cada latido del corazón. Concluyeron que la sensibilidad fue en el rango de 70%, la saturación de oxígeno mostró resultados

interesantes, fueron más precisos en la clasificación de eventos respiratorios normales. La implementación de un polinomio de segundo orden tuvo una mejora en la precisión de saturación de oxígeno, estas características se pueden incorporar en algoritmos automáticos para monitoreo portátil de Apnea Obstructiva del Sueño. Una desventaja de la SVM es su tiempo de formación para todo el conjunto de datos.

Por otro lado en el trabajo “Detection of Obstructive Sleep Apnea Through ECG Signal Features” los autores, (Almazaydeh, Elleithy, & Faezipour, Detection of Obstructive Sleep Apnea Through ECG Signal Features, 2012) presentan un algoritmo de clasificación automatizado para procesar la duración de los eventos respiratorios en datos de EGC. El algoritmo de clasificación automatizada se basa en la máquina de vectores de soporte (SVM) que ha sido entrenado y probado con grabaciones de apneas de sueño de pacientes con y sin apnea del Sueño.

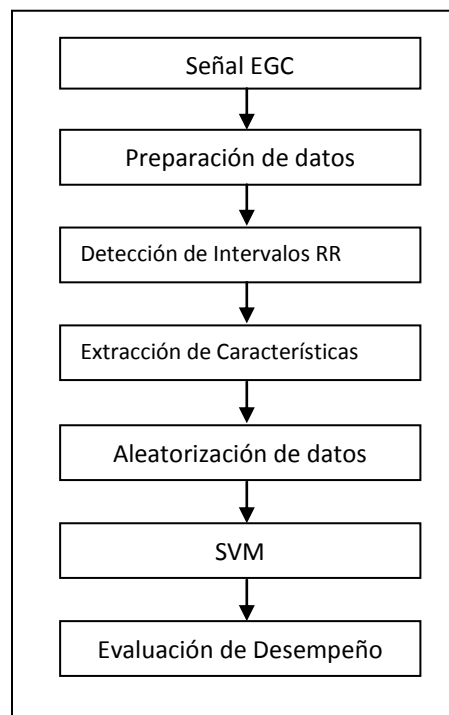


Figura 1.3 Diagrama Esquemático del Sistema.

La base de datos de señales de ECG que se utilizó están disponibles en el sitio web PhysioNet, las muestras fueron grabaciones de hombres y mujeres entre 27 y

63 años de edad. Los registros del sueño fueron de 32 sujetos reclutados sanos y pacientes con apnea obstructiva.

El diagrama de bloques de la metodología de la figura 1.3 se describe a continuación:

- A. Señal ECG: se considera como una de las características más eficientes para detectar trastornos del sueño. Se identificaron las variaciones clínicas en la duración de un latido del corazón, conocido como intervalos RR (intervalo de tiempo de una onda R a la siguiente onda R) del ECG para ser asociados con episodios de apnea del sueño.
- B. Preparación de datos: se eligieron registros de ECG que tienen datos continuos de apnea durante un cierto periodo de tiempo, seguidos por una señal normal o viceversa. La elección de los periodos fueron los datos que tenían apnea clara y periódica. Se analizaron tres casos de partición de los datos periódicos de 10 segundos, 15 segundos y 30 segundos.
- C. Detección del intervalo RR: se desarrollaron condiciones en las que las ondas R-pico eran identificadas si ambas satisfacen: a) un máximo local y b) el pico máximo local debe estar dos veces por encima de la media para determinar los intervalos de RR.
- D. Extracción de características: la técnica es más eficaz calculando la media, la desviación estándar, la media de los valores absolutos, la mediana de los eventos respiratorios y de los intervalos RR.
- E. Datos aleatorios: consiste en la separación de apneas, se acomodan para ser tratadas por la SVM.
- F. Máquina de vectores de Soporte: una buena separación de las dos clases de datos fue posible mediante la construcción de un hiperplano de máximo margen, cuanto mayor sea el margen, menor es el error del clasificador.
- G. Evaluación del desempeño: los autores concluyen que con el clasificador SVM se obtiene una mejor precisión en eventos respiratorios de 15 segundos.

En el trabajo “Automated Detection of Apnea and Hypopnea Events” los autores (Bijoylaxmi & Debangshu, 2012) presentan un método automático para la detección de Apneas-Hipopneas durante el sueño a partir de la grabación de una sola señal de eventos de flujo oronasal, fueron examinadas tres medidas de dominio de cada uno de los segmentos cortos de la señal de respiración. Para obtener el conjunto de las características se incluyeron zonas superiores a 90 percentiles y la varianza que utilizaron para medir los cambios en la señal durante la apnea e hipopnea. Se utilizó una Máquina de vectores de soporte para clasificar el vector de características entre categorías de acuerdo con su origen a partir de los eventos respiratorios con una precisión de 95.1% con el sistema propuesto, por lo que podría ser aplicado como una herramienta de detección automático para la detección de reconocimiento de los episodios de Apnea.

CAPÍTULO II MARCO TEÓRICO

2.1 EL SUEÑO

El hombre moderno (homo Sapiens) es el único sobreviviente de este género que habita este planeta desde hace 30,000 años. La antigüedad del género homo se estima entre 2,5 y 1,5 millones de años. Desde entonces, el hombre está acostumbrado a deambular durante el día y a dormir durante la noche.

El desconocimiento de cómo funciona el organismo humano y de su necesidad de dormir, ha provocado que muchos seres humanos sufran serios trastornos del sueño que alteran gravemente su calidad de vida (Contreras, 2008).

El sueño es un estado fisiológico de reposo periódico, durante el cual ocurren procesos dinámicos cerebrales que afectarán directamente la salud física, mental y es esencial en el normal funcionamiento del cuerpo, incluyendo el sistema inmunológico (Andrade, 2013).

Generalmente se da por supuesto que el dormir es algo normal. Sin embargo, la falta de sueño o insomnio es un síntoma molesto que con frecuencia se puede

llevar a consultar con el médico de confianza. El insomnio puede ser secundario a los problemas que cada día se tiene que afrontar o bien ser consecuencia de problemas más graves.

Dependiendo de la edad que se tenga se decide cuanto es necesario dormir, los bebés duermen cerca de 17 horas al día, que se reducen a 9 o 10 horas cuando se van haciendo mayores. La mayoría de los adultos duermen entre 7 y 8 horas cada noche, aunque éstas serán menos según el individuo envejezca.

Realmente nadie se ha muerto por no dormir. Una noche ocasional sin dormir tiene muy poco efecto sobre la salud física o mental. Sin embargo, tras varias noches de insomnio las personas comienzan a sentirse adormilados durante el día, les resulta más difícil el concentrarse o tomar decisiones y esto puede llegar a afectar el estado de ánimo. Esto puede ser extremadamente peligroso para aquellas personas que manejan maquinaria pesada o que conducen. No se debe de olvidar la gran cantidad de muertes que se producen cada año como consecuencia de quedarse dormido al volante mientras conducen.

Por el contrario algunas personas pueden quedarse dormidas durante el día a pesar de que desean permanecer despiertas. Generalmente, la razón más frecuente es la falta de sueño en la noche previa. Algunas personas se quedan dormidas como forma de escapar de las presiones de la vida diaria. Sin embargo, cuando este tipo de trastorno tiene un carácter continuo es necesario descartar la presencia de enfermedades físicas como la diabetes, infecciones virales y problemas tiroideos (Salud, 2012).

El sueño normal progresa en diversos estadios en la figura 2.1 se muestra la fase NO REM (nonrapid eye movement) y fase REM (rapid eye movement). En condiciones normales, las fases del sueño NO REM y REM se alteran durante la noche en forma de cinco-seis ciclos. En total, un 75% del sueño nocturno normal es NO REM y un 25% REM (Carro García, Alfaro Acha, & Boyano Sánchez, Trastornos del Sueño, 2006).

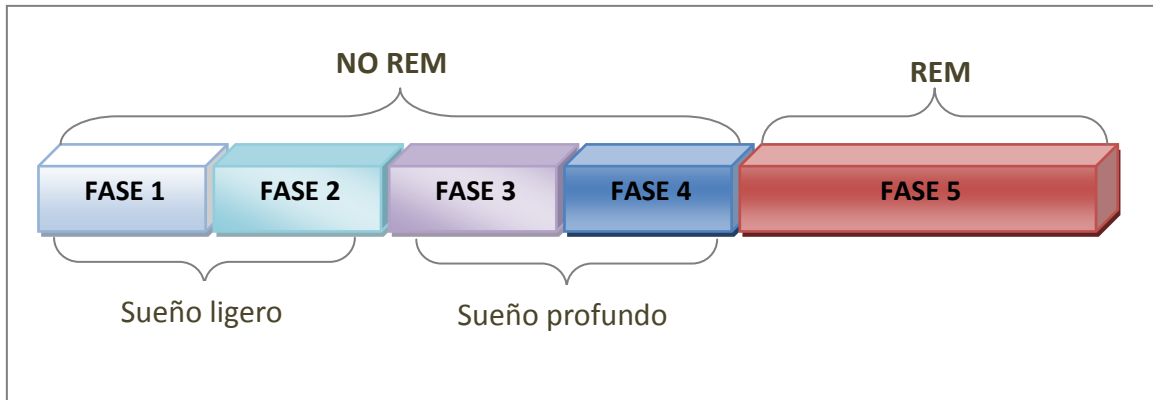


Figura 2.1 Fases del Sueño.

FASE REM: se denomina sueño sincronizado, sueño rápido, sueño de ondas rápidas o sueño REM. Generalmente no se divide en fases (Hernández Pereira, 2009). Sucede cada 90 minutos aproximadamente, tiende a incrementarse a lo largo de la noche, es la fase en la que se presenta el sueño que es posible recordar. Las características de esta fase son las siguientes:

- Tono muscular prácticamente nulo.
- Se presenta el sueño activo, la actividad eléctrica cerebral es máxima, paradójicamente, mientras el cuerpo se encuentra en completo reposo, el cerebro funciona a un ritmo máximo.
- Se registran los característicos movimientos oculares rápidos.
- La frecuencia cardíaca así como la respiratoria, presenta signos irregulares.
- Aumenta el metabolismo basal y la cantidad de jugo gástrico (Carro García, Alfaro Acha, & Boyano Sánchez, Trastornos del Sueño, 2006).
- Un adulto normal emplea del 15 al 20% de las horas de sueño en sueño REM, aunque este porcentaje disminuye con la edad. Los REMs pueden ser abundantes o escasos, dependiendo de la tensión puesta en el entorno (Hernández Pereira, 2009).

FASE NO REM: también conocido como sueño profundo, facilita el descanso corporal (Carro García, Alfaro Acha, & Boyano Sánchez, Trastornos del Sueño, 2006), en este estado, generalmente la actividad del cuerpo disminuye: existen

movimientos lentos del ojo, la frecuencia respiratoria y cardíaca descienden, la presión sanguínea disminuye y el consumo total de oxígeno en el cuerpo se reduce (Hernández Pereira, 2009).

Se divide en cuatro fases que son:

- FASE 1 (*sueño superficial*): etapa de sueño muy ligero, con una duración de varios minutos, aunque su duración puede aumentar desde el 5% de tiempo de sueño total en jóvenes, hasta el 12-15% en ancianos, debido a que estos últimos despiertan con más frecuencia durante la noche (Carro García, Alfaro Acha, & Boyano Sánchez, Trastornos del Sueño, 2006). Durante esta fase muchas personas experimentan contracciones musculares repentinas precedidas de una sensación de estar cayendo, son frecuentes las imágenes a medio camino entre sueño y realidad (Ramiro Bosque, 2012).
- FASE 2 (*sueño superficial*): se caracteriza en el ECG por husos³ de sueño y complejos K. Su duración es de 10 a 15 minutos, en esta etapa el tono muscular se relaja aún más, disminuyen levemente la temperatura corporal y la frecuencia cardíaca y respiratoria, desapareciendo los movimientos de los ojos.
- FASE 3 (*sueño profundo*): se caracteriza por ondas cerebrales lentas llamadas ondas delta se intercalan con ondas más pequeñas, más rápidas, la percepción sensorial disminuye notablemente, así como las frecuencias cardíacas y respiratorias, la relajación de los músculos se intensifica, y no se dan movimientos en los ojos. Es la etapa fundamental para que el sujeto descanse subjetiva y objetivamente.
- FASE 4 (*sueño profundo*): se caracteriza porque la duración de las ondas lentas debe ser mayor del 50% de la duración total del trazado. Sucede aproximadamente entre 30 y 40 minutos después de tomar el sueño, y el individuo se despierta raramente. Junto con la tercera fase constituye el

³ Los husos del sueño son ritmos sinusoidales de un segundo de duración, con frecuencia entre 12 y 14 Hz, en promedio aparecen 5 husos por minuto.

periodo clave de la recuperación física (Carro García, Alfaro Acha, & Boyano Sánchez, Trastornos del Sueño, 2006).

2.2 TRASTORNOS DEL SUEÑO

Los trastornos del sueño presentan una alta prevalencia en la edad geriátrica, siendo una importante causa de consulta médica. A pesar de su aparente benignidad, deben diagnosticarse y tratarse ya que provocan alteraciones tanto en la calidad de vida del paciente, como en la de sus familiares y cuidadores.

Roncar no es un síntoma del buen dormir como se pensaba antes, no es sano, ya que no solamente deteriora la calidad de vida, sino que también puede traer complicaciones al ser un problema de oxigenación que da como resultado Apnea del Sueño (ClidelRonq, Causas y Efectos del Ronquido, 2013).

La Academia Americana de Medicina del Sueño (AAMS) define al SAOS como una enfermedad que se caracteriza por episodios repetitivos de obstrucción total (apnea) o parcial (hipopnea) de la vía aérea superior durante el dormir. Estos eventos a menudo ocasionan disminución de la saturación sanguínea de oxígeno y normalmente terminan en un breve despertar (alteramiento o microdespertar). Por definición, los eventos de apnea e hipopnea tienen una duración mínima de 10 segundos, aunque la mayoría tienen duración entre 10 y 30 segundos y de vez en cuando pueden prolongarse por más de un minuto (Carrillo Alduenda, Arredondo del Bosque, Reyes Ziñiga, castorena Maldonado, Vázquez García, & Torre-Bouscoulet, 2010).

La obstrucción nasal, parcial o completa, puede influir en la calidad del sueño y se ha vinculado de forma estrecha con el origen de la apnea durante el sueño. La relación entre el flujo de aire nasal y el proceso de colapso de las vías respiratorias altas es compleja. Cada vez se identifican más casos de respiración alterada durante el sueño en grupos de pacientes infantiles y en la población general.

Los términos para describir a los pacientes con trastornos de la respiración observados durante el sueño son:

Apnea obstructiva: se manifiesta cuando cesa el flujo de aire debido a la obstrucción de la vía respiratoria, con esfuerzo respiratorio. Tienen una duración de al menos 10 segundos.

Apnea central: es el cese del flujo de aire debido a que se detiene el esfuerzo respiratorio. Debe durar al menos 10 segundos para que se considere relevante. Se diferencia de la apnea obstructiva y de la mixta por la ausencia de obstrucción en las vías aéreas superiores y el consecuente intento ventilatorio contra la vía cerrada.

Apnea mixta: tiene características de la obstructiva y de la central.

Hipopnea: es un periodo de hipo ventilación debido a la obstrucción parcial de la vía respiratoria. La frecuencia y profundidad de la respiración disminuyen hasta el punto en que fisiológicamente tienen el mismo efecto en el cuerpo que la apnea (Villagra Siles & Villagra Uriona, Apnea obstructiva del sueño, 2006).

Se ha reportado que en Estados Unidos la apnea obstructiva del sueño afecta de 2 a 15% de la población adulta entre 30 y 60 años de edad; a pesar de esto, esta entidad pasa inadvertida hasta en 80% de los pacientes que acuden al médico. La detección oportuna de este síndrome es imprescindible, ya que la mortalidad asociada a esta enfermedad llega a 40%.

El SAOS se ha asociado con el desarrollo de cardiopatías, arritmias, hipertensión arterial y pulmonar, enfermedad trombo embólica e intubación/ventilación difícil, que incrementa el riesgo anestésico y quirúrgico, y favorecen la ocurrencia de complicaciones potencialmente deletéreas para el paciente (Covarrubias, Gomez Guevara, Lopez Reyes, & Alvarado Suarez).

2.2.1 APNEA OBSTRUCTIVA

Normalmente los músculos de la parte superior de la garganta mantienen la vía respiratoria abierta y permite que el aire fluya hacia los pulmones. Aunque estos músculos generalmente se relajan durante el sueño, la parte superior de la garganta permanece lo suficientemente abierta para permitir el paso al aire.

Sin embargo, algunas personas tienen un área en la garganta más estrecha y, durante el sueño, la relajación de los músculos hace que el paso se cierre por completo, lo cual impide que el aire ingrese a los pulmones, o bien presentan un crecimiento de la amígdalas (ver figura 2.2) provocando el cierre de la garganta.

Por esta razón, se presentan ronquidos fuertes y respiración difícil. Durante el sueño profundo, la respiración se puede detener por un corto periodo de tiempo (a menudo más de 10 segundos). Esto se denomina apnea obstructiva del sueño.

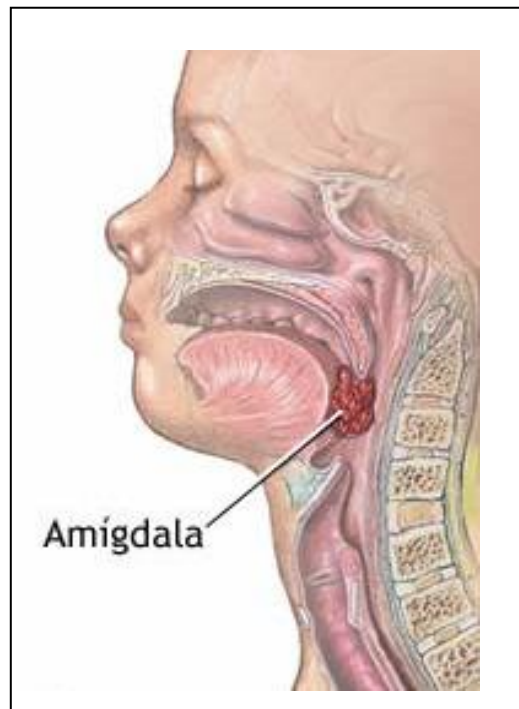


Figura 2.2. Excesivo crecimiento de la amígdala, causante de la obstrucción de la vía respiratoria durante la relajación de los músculos, provocando así la apnea obstructiva del sueño.

2.2.2 CONSECUENCIAS DEL SAOS EN LA SALUD

El Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño (SAOS) es un trastorno del sueño grave y debilitante, ocurre cuando se interrumpe la respiración por más de 10 segundos mientras se está dormido. Cada episodio va seguido de un intento súbito por respirar y un cambio a una etapa de sueño más ligero, lo que origina un sueño fragmentado y poco reparador (de Chazal, Heneghan, Sheridan, Reilly, Nolan, & O' Malley, 2000).

Este tipo de enfermedad puede llegar a ser potencialmente mortal ya que frecuentemente suele estar asociada a diferentes tipos de enfermedades, por ejemplo:

- Enfermedades cardiovasculares.
- La probabilidad de desarrollar arritmias complejas es de dos a cuatro veces mayor que los que no la padecen.
- El predominio en pacientes con insuficiencia cardíaca se estima entre el 40% y el 70%.
- Alta probabilidad de sufrir un infarto que los que no la padecen.
- El JNC7⁴ reconoce al SAOS como una causa identificable de hipertensión.
- La diabetes de tipo 2 es más frecuente en pacientes con SAOS (independientemente de otros factores de riesgo) (Respironics, 2007).

Como consecuencia de este trastorno, el cuadro clínico de los principales síntomas define:

- Somnolencia excesiva durante el día causa: fatiga crónica, accidentes laborales, accidentes de tráfico, afecta la capacidad intelectual y al rendimiento.
- Trastornos respiratorios.
- Trastornos cardiovasculares. Mientras se produce una apnea, el paciente está bradicárdico y cuando finaliza la apnea se produce una taquicardia,

⁴ Séptimo Informe del Comité Nacional Conjunto en Prevención, Detección, Evaluación y Tratamiento de la Hipertensión Arterial.

teniendo como consecuencia padecimientos de hipertensión arterial, arritmias, angina de pecho e infarto de miocardio o cerebral.

- Trastornos psicológicos e intelectuales: dificultad de atención-concentración, depresión nerviosa y disminución de la libido, continuos cambios en el estado de ánimo, ansiedad, dolor de cabeza (sobre todo por la mañana) e irritabilidad (R., 2013).
- Pacientes que pasan más de un 12% de la noche con una saturación de oxígeno por debajo de 90% tienen dos veces más riesgo de padecer cáncer (20minutos.es, 2013).

Sin embargo, en muchas ocasiones el paciente no es consciente de los episodios de apnea durante la noche, y son los familiares o pareja quienes perciben todos los síntomas.

2.3 POLISOMNOGRAFIA

La polisomnografía (PSG) es un estudio electrofisiológico durante el sueño que registra el patrón respiratorio y la arquitectura del sueño, es el estándar de oro utilizado en clínicas del sueño para evaluar la calidad del sueño, ya que de forma continua registra simultáneamente múltiples señales fisiológicas durante el sueño, como el electroencefalograma (EEG), electromiograma (EMG), electrooculograma (EOG), electrocardiograma (ECG) y la saturación de oxígeno en la sangre, que se describen a continuación:

EEG: registra la actividad eléctrica del cerebro, que presenta patrones distintos en las diferentes etapas del sueño.

EMG: registra señales bioeléctricas generadas por las actividades de los músculos esqueléticos, que desempeña una importante función para distinguir la vigilia del sueño REM (Da, y otros, 2012).

EOG: registra el movimiento de los ojos durante el sueño, que es fundamental para diferenciar la fase del sueño REM de otras etapas del sueño.

ECG: representa el registro gráfico en la superficie corporal de la actividad eléctrica cardíaca (Galeano, MD, & Milena, 2011).

2.4 SEÑAL ELECTROCARDIOGRÁFICA

El electrocardiograma (ECG) es el registro de la actividad eléctrica del corazón obtenida a partir de la medida normalmente entre dos puntos de la superficie del cuerpo.

2.4. 1 EL CORAZÓN

El corazón es el órgano principal del sistema circulatorio, es un órgano musculoso formado por 4 cavidades. Su tamaño es parecido al de un puño cerrado y tiene un peso aproximado de 250 y 300 gramos en mujeres y varones adultos, respectivamente. Está situado en el interior del tórax, por encima del diafragma, en la región denominada mediastino, que es la parte media de la cavidad torácica localizada entre las dos cavidades pleurales. Casi dos terceras partes del corazón se sitúan en el hemitorax izquierdo (Tortosa & Reiriz, 2008). El corazón tiene forma de cono invertido con la punta (ápex) dirigida hacia la izquierda. En la base se encuentran los vasos sanguíneos que llevan la sangre al corazón y también la sacan. Los vasos encargados de llevar la sangre al corazón son las venas cavas superior e inferior y las venas pulmonares. Los vasos que se ocupan de sacarla son la arteria pulmonar y la aorta. Las venas cavas, que recogen la sangre venosa de todo el cuerpo, desembocan en la aurícula derecha, y las venas pulmonares, que llevan la sangre oxigenada desde los pulmones, terminan en la aurícula izquierda. También se observan dos estructuras: una a la derecha de la aorta y otra a la izquierda de la arteria pulmonar; se denominan orejuelas y forman parte de las aurículas (ver figura 2.3) (Aragoncillo, 2009).

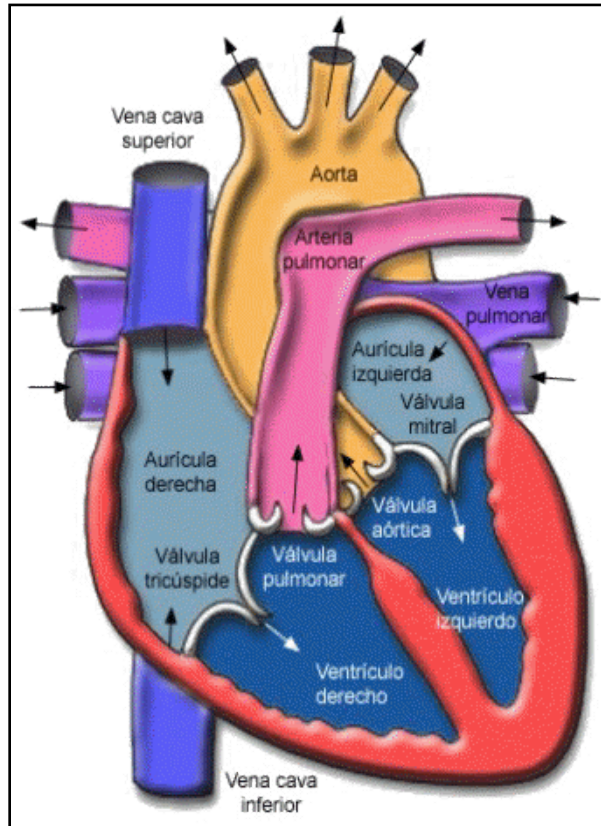


Figura 2.3. Anatomía interna del corazón.

El corazón consta de un sistema productor de impulsos eléctricos, que hace que las células se contraigan y se produzca el ritmo cardíaco. Conformado por músculos especializados que suministran la fuerza motriz para impulsar la sangre a través del organismo. Se compone de dos cavidades superiores llamadas aurículas y dos inferiores denominadas ventrículos, separadas por una pared muscular denominada tabique. El flujo sanguíneo se controla por medio de cuatro válvulas: tricúspide, mitral, pulmonar y aórtica, las cuales, se encargan de permitir el paso a la sangre entre las cavidades al interior y al exterior del corazón.

En cada latido, el corazón bombea sangre a dos circuitos cerrados, la circulación general o mayor y la pulmonar o menor. La sangre no oxigenada llega a la aurícula derecha a través de las venas cava superior e inferior, y el seno coronario. Esta sangre no oxigenada es transferida al ventrículo derecho pasando a través de la válvula tricúspide y posteriormente fluye hacia el tronco pulmonar, el

cual se divide en arteria pulmonar derecha e izquierda. La sangre oxigenada pasa al ventrículo izquierdo donde se bombea a la aorta ascendente. A este nivel, la sangre fluye hacia las arterias coronarias, el cayado aórtico, y la aorta descendente (porción torácica y abdominal). Estos vasos y sus ramas transportan la sangre oxigenada hacia todas las regiones del organismo (circulación general).

2.4.2 PROPAGACIÓN DEL POTENCIAL DE ACCIÓN

El potencial de acción cardíaca se propaga desde el nódulo sinusal por el miocardio auricular hasta el nódulo auriculoventricular en aproximadamente 0,03 segundos. En el nódulo AV, disminuye la velocidad de conducción del estímulo, lo que permite que las aurículas dispongan de tiempo suficiente para contraerse por completo, y los ventrículos pueden llenarse con el volumen de sangre necesario antes de la contracción de los mismos. Desde el nódulo auriculoventricular, el potencial de acción se propaga posteriormente de forma rápida por el haz de His y sus ramas para poder transmitir de forma sincrónica el potencial de acción a todas las fibras del miocardio ventricular. El tiempo entre el inicio del potencial en el nódulo sinusal y su propagación a todas las fibras del miocardio auricular y ventricular es de 0,22 segundos (Tortosa & Reiriz, 2008).

La actividad eléctrica generada por el corazón se encuentra en el rango de los milivoltios (para la amplitud de voltaje) y de los milisegundos (para la duración de los eventos). El electrocardiograma tiene componentes de alta frecuencia y componentes de baja frecuencia. Los primeros son aquellos que muestran un cambio rápido en la señal y corresponden al complejo QRS (particularmente la onda Q y los empastamientos del complejo QRS); los segundos son las ondas P, T y U. La frecuencia fundamental del complejo QRS es cercana a 10 Hz, y la mayor parte de la información está contenida por debajo de los 100 Hz.

La frecuencia cardíaca se expresa clínicamente en latidos por minuto. Una frecuencia cardíaca de 75 latidos por minuto equivale a tener 1.25 latidos por segundo (75 latidos en 60 segundos). Esto corresponde a que la frecuencia del

evento es de 1.25 Hz (Hz, ciclos por segundo). Sin embargo, desde la perspectiva clínica es de mayor utilidad calcular el período de tiempo (T) entre dos latidos, que es la recíproca de la frecuencia del evento. Para ello se debe emplear la siguiente fórmula: $T=1/\text{frecuencia}$. Para el ejemplo antes citado $1/1.25=0.8$ segundos. Es decir, el intervalo entre latidos es de 0.8 segundos (800 milisegundos) (Pozas, 2007).

2.5 ELECTROCARDIOGRAMA

Cuando el impulso cardíaco atraviesa el corazón, la corriente eléctrica también se propaga desde el corazón hacia los tejidos adyacentes que lo rodean. Una pequeña parte de la corriente se propaga a la superficie corporal y puede registrarse. Este registro se denomina ECG.

El ECG es un registro gráfico de la actividad eléctrica del corazón y de la conducción de sus impulsos. Las corrientes eléctricas se detectan en la superficie del cuerpo como pequeños potenciales eléctricos que tras su ampliación se observan en el electrocardiógrafo. En la práctica clínica, el ECG se registra colocando electrodos en los brazos y piernas (derivaciones de las extremidades) y seis en el tórax (derivaciones torácicas). Cada electrodo registra actividad eléctrica distinta porque difiere su posición respecto del corazón. Con la interpretación del ECG se puede determinar si la conducción cardíaca es normal, el tamaño de las cavidades cardíacas y si hay daño en regiones del miocardio (Tortosa & Reiriz, 2008).

Con cada latido cardíaco se observan 3 ondas en el ECG (ver figura 2.4):

1. La **onda P** es una pequeña onda ascendente. Representa la despolarización de las aurículas. Su duración normal es de 0,1 s. Un aumento del voltaje o de la duración de esta onda indica una anomalía auricular. La ausencia de esta onda ocurre en una parada del nodo sinusal, y en el bloqueo SA sinoauricular (situación en la que sí se despolariza el

nodo sinusal, pero no se transmite el impulso a las células de la aurícula contiguas). La repolarización de las aurículas queda enmascarada en la despolarización de los ventrículos.

2. El **complejo QRS** se inicia con una onda descendente, continúa con una onda rápida triangular ascendente y finalmente una pequeña deflexión. Este complejo representa la despolarización ventricular. La fase de repolarización auricular coincide con la despolarización ventricular por lo que la onda de repolarización auricular queda oculta por el complejo QRS y no puede verse en el ECG. Su duración es de aproximadamente 120 ms máximo.
3. La **onda T** es una onda ascendente suave que aparece después del complejo QRS y representa la repolarización ventricular (Tortosa & Reiriz, 2008). La onda T normal es asimétrica en sus ramas y está redondeada en su vértice. Las anomalías de esta onda pueden indicar trastornos del equilibrio hidroelectrolítico.

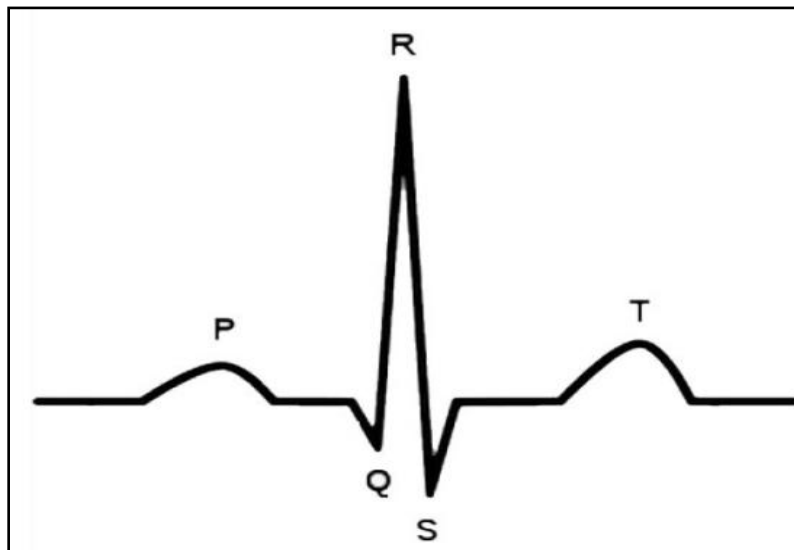


Figura 2.4 Señal de Electrocardiograma.

El análisis del ECG también incluye la medición de los espacios entre las ondas o **intervalos** o **segmentos** (ver figura 2.5):

1. El **intervalo P-R** se mide desde el inicio de la onda P hasta el comienzo del complejo QRS. Ello permite determinar el tiempo necesario para que el impulso se propague por las aurículas y llegue a los ventrículos. La duración normal de este segmento está entre 0.12 s y 0.20 s, dependiendo de la frecuencia cardíaca.
2. El **segmento S-T** representa el intervalo entre el final del complejo QRS y el inicio de la onda T. Se corresponde con la fase de meseta del potencial de acción. Este segmento se altera cuando el miocardio recibe insuficiente oxígeno (p. e., angina de pecho o infarto de miocardio).
3. El **intervalo Q-T** incluye el complejo QRS, el segmento ST y la onda T y representa el principio de la despolarización ventricular hasta el final de la repolarización ventricular (Tortosa & Reiriz, 2008).
4. El **intervalo RR** corresponde al intervalo de tiempo entre la onda R de un complejo QRS y la onda R del siguiente complejo QRS.

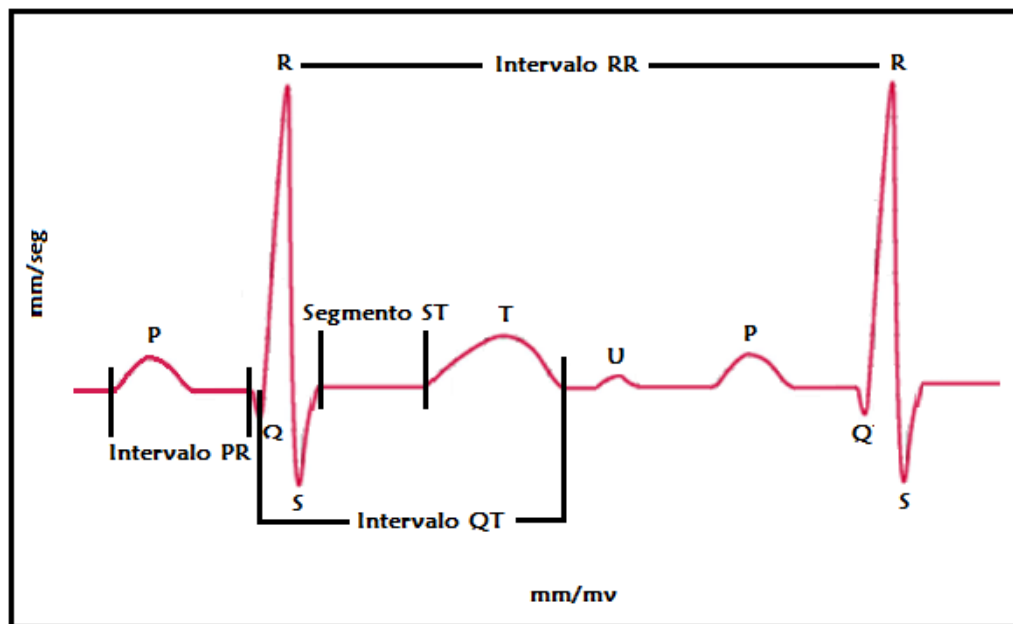


Figura 2.5 Intervalos y Segmentos del ECG

Algunos estudios han demostrado que el cambio instantáneo en el intervalo RR (también llamado variabilidad del ritmo cardíaco o HRV) es de alta importancia clínica (R. Sanjee, Co, Upper, Vijendra, MaxisIT, & Metuchen, 2010).

2.6 COMPUTACIÓN INTELIGENTE

El cómputo inteligente se integra principalmente por tres grandes áreas: las redes neuronales artificiales, la lógica difusa y el cómputo evolutivo. En los últimos años se han propuesto nuevos conceptos como resultado de la observación y análisis del comportamiento de grupos de organismos y la forma en que resuelven diferentes tareas (Sa, 2012).

Técnicas como las redes neuronales, los sistemas expertos, lógica difusa, computación evolutiva o el aprendizaje por refuerzo, entre otras, han demostrado ser valiosas en tareas como: identificar patrones complejos en conjuntos de datos, soportar la toma de decisiones basada en juicios cualitativos y cuantitativos, inducir reglas de decisión a partir de datos históricos, y buscar soluciones óptimas en problemas con alta complejidad de variables. Las redes neuronales por ejemplo tienen su origen en el funcionamiento del cerebro humano; la lógica difusa en una extensión de la teoría de conjuntos que permite expresar realidades de una manera aproximada a como lo hacen los humanos; la computación evolutiva en la evolución de las especies; el aprendizaje por refuerzo, en la forma como un organismo vivo aprende un determinado comportamiento a partir de la correlación entre sus acciones y el placer o dolor que éstas le producen (Gui, 2011).

2. 6.1 Lógica Difusa tipo I

La lógica difusa (fuzzy logic), es una de las técnicas de la Inteligencia Artificial más utilizadas en aplicaciones prácticas, dentro del ámbito industrial y empresarial, en tareas como clasificación, reconocimiento de patrones, control, entre otros. Su principal objetivo es tratar información imprecisa.

Los sistemas de lógica difusa tienen una estrecha relación con los conceptos difusos tales como conjuntos difusos, término lingüístico, variables lingüísticas, predicado lingüístico, inferencia difusa mismas que se describen a continuación:

Conjuntos difusos: teniendo un posible rango de valores el cual se llamará U , por ejemplo $U=R^n$, donde R^n es un espacio de n dimensiones, a U se le denomina *universo de discurso*. En U se tendrá un conjunto difuso de valores llamado F el cual es caracterizado por una función de pertenencia uf tal que $uf: U \rightarrow [0, 1]$, donde $uf(u)$ representa el grado de pertenencia de un u que pertenece a U en el conjunto difuso F .

Término lingüístico: es una palabra que en el dominio de un determinado lenguaje de uso humano es empleado para hacer referencia a un conjunto difuso implícitamente definido sobre un determinado universo de discurso.

Variable lingüística: es una variable cuyos términos se representan mediante términos lingüísticos. El significado de estos términos lingüísticos se determina mediante conjuntos difusos. Proporcionan una transición gradual de estados. Tienen capacidad para expresar y trabajar con observaciones y medidas de incertidumbre. Una variable lingüística se caracteriza por (ver fórmula 1):

$$(v, T, X, g, m) \quad (1)$$

Donde:

v : es el nombre de la variable.

T : es el conjunto de término lingüístico de v .

X : es el universo de discurso de la variable v .

g : es una regla sintáctica para generar términos lingüísticos, y

m : es una regla semántica que se asigna a cada término lingüístico t su significado $m(t)$, que es un conjunto difuso.

Predicado lingüístico: se trata de una expresión lingüística de tipo declarativa definida por una tupla de la forma: (VL, TL), donde VL es una variable lingüística y TL es un término lingüístico.

Funciones de pertenencia (FP): son formulas matemáticas que permiten caracterizar conjuntos difusos así como su forma geométrica mediante la determinación del grado de pertenencia en el intervalo [0, 1] de cada uno de los elementos comprendidos en tales conjuntos. En la tabla 1 se describen algunas de las funciones de pertenencia.

Tabla 1. Funciones de pertenencia de lógica difusa Tipo I.

FUNCIÓN	PARÁMETROS	FÓRMULA	FORMA GRÁFICA
FP TRIANGULAR	$\{a, b, c\}$	$FP(x, a, b, c)$ $= \max\left[0, \min\left[0, \left(\frac{x-a}{b-a}\right), \left(\frac{b-x}{b-m}\right), 0\right]\right]$	
FP TRAPEZOIDAL	$\{a, b, c, d\}$	$FP(x, a, b, c, d)$ $= \max\left[0, \min\left[0, \left(\frac{x-a}{b-a}\right), 1, \left(\frac{d-x}{d-c}\right), 0\right]\right]$	
FP GAUSSIANA	$\{c, \sigma\}$	$FP(x, c, \sigma) = e^{-\left(\frac{1}{2}\right)\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$	
FP CAMPANA DE BELL	$\{x, a, b, c\}$	$FP(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left \frac{x-c}{a}\right ^{2b}}$	

Inferencia difusa: puede definirse como el proceso de obtener un valor de salida para un valor de entrada empleando la teoría de conjuntos difusos. La inferencia de tipo Mamdani es posiblemente el método más ampliamente utilizado, propuesto por Ebrahim Mamdani en 1975. El proceso se realiza en cuatro pasos:

1. **Fuzzificador:** la entrada de un sistema de lógica difusa tipo Mamdani normalmente es un valor numérico proveniente, por ejemplo de un sensor; para que este valor pueda ser procesado por el sistema difuso se hace necesario convertirlo a un “lenguaje” que el mecanismo de inferencia pueda procesar. Esta la función del fuzzificador, que toma los valores numéricos provenientes del exterior y los convierte en valores “difusos” que pueden ser procesados por el mecanismo de inferencia. Estos valores difusos son los niveles de pertenencia de los valores de entrada a los diferentes conjuntos difusos en los cuales se ha dividido el universo de discurso de las diferentes variables de entrada al sistema.
2. **Evaluación de las reglas:** teniendo los diferentes niveles de pertenencia arrojados por el fuzzificador, los mismos deben ser procesados para generar una salida difusa. La tarea del sistema de inferencia es tomar los niveles de pertenencia y apoyado en la base de reglas generar la salida del sistema difuso.
3. **Agregación de las salidas de las reglas:** La base de reglas es la manera que tiene el sistema difuso de guardar el conocimiento lingüístico que le permite resolver el problema para el cual ha sido diseñado. Estas reglas son del tipo IF-THEN.

Una regla de la base de reglas o base de conocimiento tiene dos partes, el antecedente y el consecuente (ver figura 2.6).

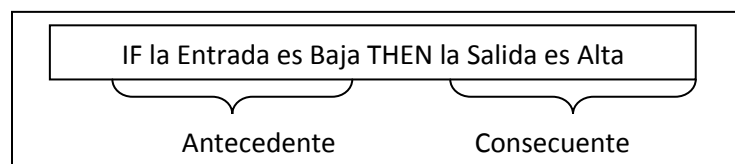


Figura 2.6 Estructura de una regla difusa.

En un sistema difuso tipo Mamdani tanto el antecedente como el consecuente de las reglas están dados por expresiones lingüísticas.

4. **Defuzzificación:** la salida que genera el mecanismo de inferencia es una salida difusa, lo cual significa que no puede ser interpretada por un elemento externo (por ejemplo un controlador) que solo manipule información numérica. Para lograr que la salida del sistema difuso pueda ser interpretada por elementos que solo procesen información numérica, se debe convertir la salida difusa del mecanismo de inferencia: este proceso lo realiza el defuzzificador.

2. 6. 2 Lógica Difusa Tipo II

Recientemente, los conjuntos difusos tipo II se han inscrito en el razonamiento aproximado debido a su capacidad de capturar la incertidumbre en las reglas difusas.

La estructura general de un sistema de inferencia difusa tipo II (en inglés Fuzzy Logic Systems FLS), se compone de un conjunto integrado por FLS tipo I.

Los sistemas basados en lógica difusa imitan la forma en que toman decisiones los humanos, con la ventaja de ser mucho más rápidos. Estos sistemas son generalmente robustos y tolerantes a imprecisiones y ruidos en los datos de entrada.

En la aplicación de la lógica difusa se tiene la intención de imitar el razonamiento humano en la programación de computadoras. Con la lógica convencional, las computadoras pueden manipular valores estrictamente duales, como verdadero/falso, sí/no o ligado/desligado.

Los conjuntos difusos tipo-2 se usan para modelar incertidumbre e imprecisión fueron originalmente propuestos por Zadeh en 1975 y son esencialmente conjuntos “difusos - difusos” en los que los grados de pertenencia son conjuntos

difusos tipo-1. En lo referente a control de procesos con lógica difusa tipo 2 en el país existe muy poca información y se quiere comparar con los controladores tradicionales, logrando visualizar las diferencias entre la tipo 1 y la tipo 2.

La terminología utilizada en un FLS Tipo 2 es:

Variable primaria: la variable principal de interés se describe como variable primaria, se denota con letras que pueden tener un significado por ejemplo temperatura, presión, nivel, entre otros.

Pertenencia primaria: cada valor de la variable primaria x tiene una banda (por ejemplo un intervalo) de valores de pertenencia, se denota $J_{x'} = [MF_1(x'), MF_N(x')]$.

Variable secundaria: cada elemento de la pertenencia primaria se llama variable secundaria y se nota $U \in J_x$, ejemplo u_1, u_2, \dots, u_N .

Gado secundario: es el peso (probabilidad) asignada a cada variable secundaria, escrita así: $f_x(u_1) = w_{x'1}$.

FS Tipo 2 \tilde{A} : un FM tridimensional con ternas $(x, u, \mu_{\tilde{A}}(x, u))$ donde $x \in X, u \in J_x$ $0 \leq \mu_{\tilde{A}}(x, u) \leq 1$ donde $f_x(u) = \mu_{\tilde{A}}(x, u)$.

Función de pertenencia secundaria para x : una función de pertenencia secundaria para x , es una FS tipo 1 para x también llamado un corte vertical (ver figura 2.7).

Huella de incertidumbre de \tilde{A} : $FOU(\tilde{A})$: es la unión de todas las pertenencias primarias: el dominio D de \tilde{A} ; el área entre $UMF(\tilde{A})$; y $LMF(\tilde{A})$. Como se aprecia en la figura 2.3, la FOU se obtiene a partir de una perturbación (ϵ) aplicada como rango inferior y superior, obteniéndose una huella simétrica con relación a la función primaria. Esta perturbación (ϵ) se define en un rango de 0 a 1 siendo 0 ninguna y 1 la mayor perturbación soportada. El mecanismo anterior aplica para cualquier tipo de función de membresía, tomando la función primaria (Tipo-I),

restando y sumando (respectivamente) la variación (ϵ) predefinida a cada valor de la función.

MF bajo de \tilde{A} : $LMF(\tilde{A})$ o $\mu_{\tilde{A}}(x)$: es la banda de debajo de $FOU(\tilde{A})$. También se puede decir que es el límite inferior de un $FOU(\tilde{A})$.

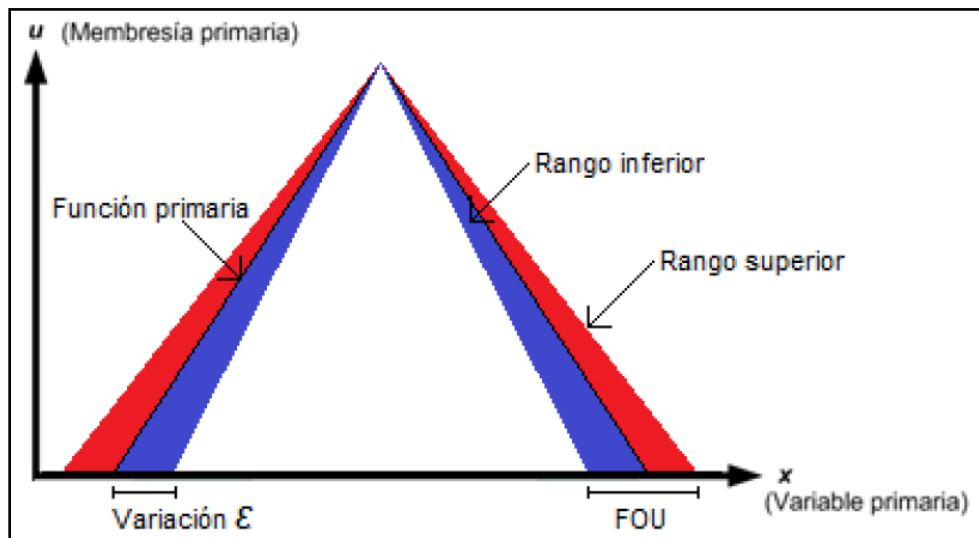
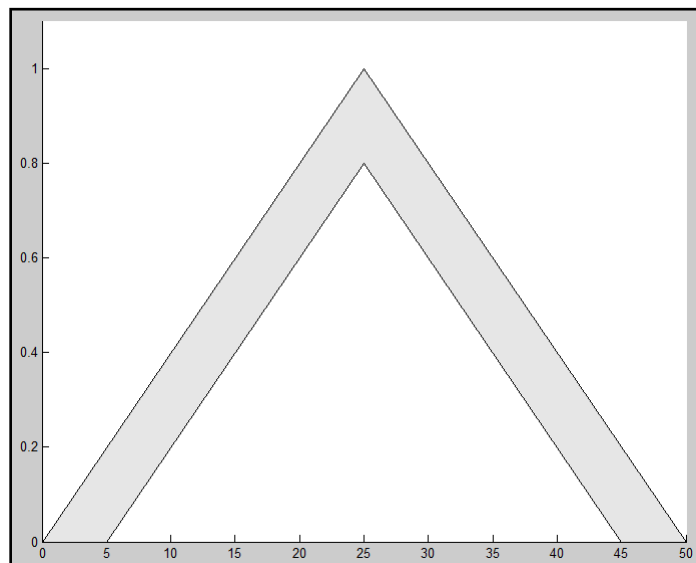
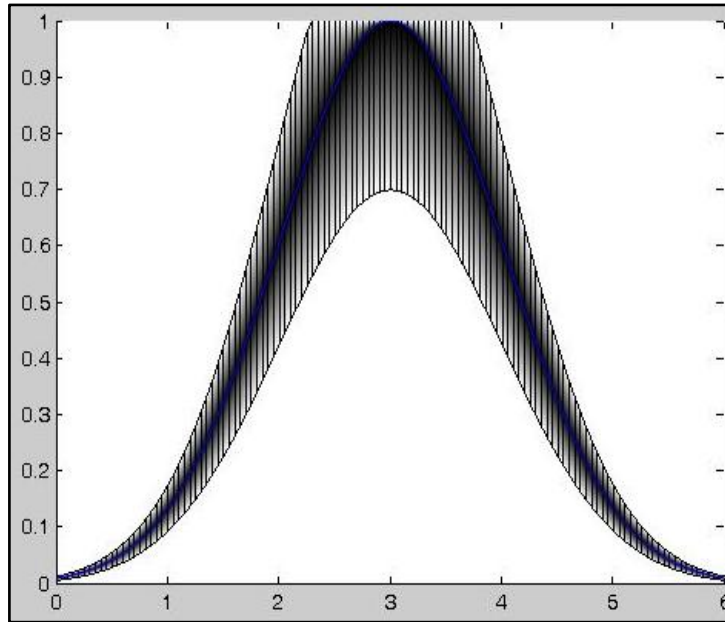


Figura 2.7. Componentes de un FLS Tipo 2.

En las figuras 2.8 y 2.9 se muestran dos funciones de membresía tipo 2.



2.8 Función Triangular.



2.9 Función de la campana de Bell.

Las funciones de membresía en los sistemas difusos tipo 2 se caracterizan por una función de membresía superior y una membresía inferior (ver figura 2.8 y 2.9); el intervalo entre estas dos funciones puede variarse para obtener un desempeño óptimo. Cada una de estas funciones puede representarse como una función de membresía de sistemas difusos tipo 1.

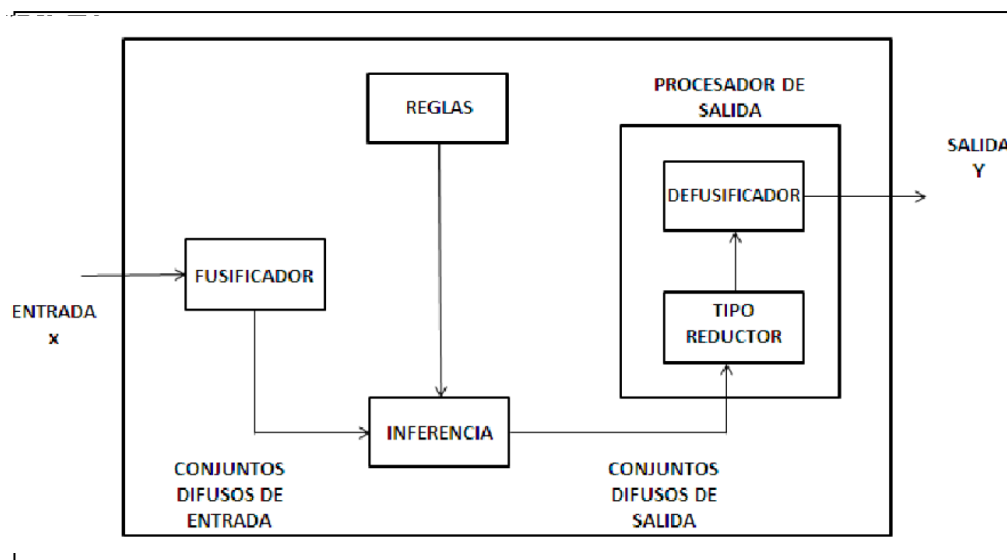


Figura 2.10 Componentes de un FLS Tipo 2.

Un FLS T2 basado en reglas contiene cuatro componentes: reglas, fuzzificador, motor de inferencia y procesador de salida, que están interconectadas (ver figura 2.10). Una vez que las reglas han sido establecidas, el FLS puede ser visto como un mapeo de entradas a salidas que puede estar expresadas de acuerdo a la fórmula 2. Esta clase de FLS es muy utilizado en aplicaciones de ingeniería de lógica difusa, tal como un controlador y una señal procesada.

$$Y = f(x) \quad (2)$$

Las reglas son la cabeza de un FLS, estas pueden ser provistas por un experto o sacadas de datos numéricos. En este caso las reglas pueden ser expresadas como una colección de declaraciones de la forma Si- Entonces.

La parte Si de una regla es su antecedente, y la parte Entonces es su consecuente. Las FP están asociadas con términos que aparecen en los antecedentes o consecuentes de las reglas, y con las entradas y salidas de los FLS. Las FP permiten cuantificar los diferentes tipos de incertidumbres que pueden ocurrir y que son:

- Las palabras que se utilizan en los antecedentes y los consecuentes en las reglas pueden significar diferentes cosas para diferentes personas.
- Los consecuentes obtenidos por votación de un grupo de expertos suelen ser diferentes para la misma regla.
- Solamente la formación de datos ruidosos son habilitados por la sintonización y optimización de los parámetros de un ITS FLS.
- Mediciones de ruido activan el FLS.

2.7 PLATAFORMA ARDUINO

Para las pruebas del sistema se desarrolló y construyó un prototipo para la adquisición de las señales para el cual se utilizaron los componentes de la plataforma Arduino, que se describe a continuación:

El Arduino Nano puede ser alimentado a través de la conexión USB Mini-B, 6-20V no regulado fuente de alimentación externa (pin 30), o 5V fuente de alimentación externa regulada. La fuente de alimentación se selecciona de forma automática a la fuente de tensión más alta.

Cada uno de los 14 pines digitales en el Nano se puede utilizar como una entrada o salida, utilizando `pinMode ()`, `digitalWrite ()`, y las funciones `digitalRead ()`. Funcionan a 5 voltios. Cada pin puede proporcionar o recibir un máximo de 40 mA y tiene una resistencia de pull-up (desconectado por defecto) de 20 a 50 kOhm. Además, algunos pines tienen funciones especializadas:

Serial: 0 (RX) y 1 (TX). Se utiliza para recibir (RX) y transmitir datos en serie (TX) TTL. Estos se encuentran conectados a los pines correspondientes del USB-to-TTL chip Serial FTDI.

Interrupciones externas: 2 y 3. Estos pines pueden configurarse para activar una interrupción en un valor bajo, un flanco ascendente o descendente, o un cambio en el valor. Véase la función `attachInterrupt ()` para más detalles.

PWM: 3, 5, 6, 9, 10, y 11. Proporcionar una salida PWM de 8 bits con la función `analogWrite ()`.

SPI: 10 (SS), 11 (MOSI), 12 (MISO), 13 (SCK). Estos pines soportan la comunicación SPI, que, aunque proporcionada por el hardware subyacente, no está incluido en el lenguaje Arduino.

LED: 13. Es un LED incorporado conectado al pin digital 13. Cuando el valor es alto, el LED está encendido, cuando el valor es bajo, es apagado.

El Nano tiene 8 entradas analógicas, cada uno de los cuales proporcionan 10 bits de resolución (es decir, 1.024 valores diferentes). Por defecto se miden desde 0-5 volts, aunque es posible cambiar el extremo superior de su rango de uso de la función `analogReference ()`. Pines analógicos 6 y 7 no se pueden utilizar como pines digitales. Algunos pines tienen funciones especializadas:

El Arduino Nano tiene una serie de instalaciones para comunicarse con una computadora, otro Arduino, u otros microcontroladores. Los ATmega168 y ATmega328 proporcionan TTL UART (5V) de comunicación serie, que está disponible en los pines digitales 0 (RX) y 1 (TX). Un FTDI FT232RL en los canales de mesa esta comunicación en serie a través de USB y los drivers FTDI (incluido con el software de Arduino) proporcionan un puerto COM virtual para el software en la computadora. El software de Arduino incluye un monitor de serie que permite a los datos textuales sencillos para ser enviados hacia y desde la placa Arduino. Los LEDs RX y TX en el tablero parpadean cuando se están transmitiendo datos a través del chip y conexión USB FTDI a la computadora (pero no para la comunicación en serie en los pines 0 y 1).

Una biblioteca SoftwareSerial permite la comunicación en serie en cualquiera de los pines digitales del Nano.

El ATmega168 y ATmega328 también apoyan I2C (TWI) y SPI. El software de Arduino incluye una librería Wire para simplificar el uso del bus I2C; consulte la documentación para obtener más información. Para utilizar la comunicación SPI, consulte la ficha técnica ATmega168 o ATmega328.

El Arduino Nano se puede programar con el software de Arduino 1.0 Seleccione "Arduino Nano" o "ATmega328" desde el menú Herramientas

En lugar de requerir una prensa física del botón de reinicio antes de que una carga, el Arduino Nano está diseñado de una manera que permite que sea restablecido por el software que se ejecuta en una computadora. Una de las líneas de control de flujo de hardware (DTR) del FT232RL está conectada a la línea de restablecimiento de los ATmega168 o ATmega328 a través de un condensador de 100 nanofaradios.

Cuando esta línea se afirma (tomada bajo), la línea de restablecimiento pasa el tiempo suficiente para restablecer el chip. El software de Arduino utiliza esta capacidad para permitir que usted cargue código con sólo pulsar el botón de

subida en el entorno Arduino. Esto significa que el gestor de arranque puede tener un tiempo de espera más corto, ya que el descenso de DTR puede ser bien coordinada con el inicio de la subida.

Esta configuración tiene otras implicaciones. Cuando el Nano está conectado ya sea a una computadora con Mac OS X o Linux, se restablece cada vez que se realiza una conexión a la misma desde el software (a través de USB). Para el siguiente medio segundo o así, el gestor de arranque se ejecuta en el Nano. Mientras que está programado para ignorar los datos malformados (es decir nada, además de una carga de nuevo código), se interceptará los primeros bytes de datos enviados a la junta después de abrir una conexión. Si un funcionamiento boceto en el tablero recibe la configuración de una sola vez u otros datos cuando se inicia por primera vez, asegúrese de que el software con el que se comunica espera un segundo después de abrir la conexión y antes de enviar estos datos.

Tabla 2. Especificaciones del microcontrolador Atmel ATmega328

Especificaciones:	
Microcontrolador Atmel	ATmega328
Tensión de funcionamiento (nivel lógico)	5 V
Voltaje de entrada (recomendado)	7-12 V
Voltaje de entrada (límites)	6-20 V
Digital pines I / O 14 (de los cuales)	6 PWM y 8 Digitales
Pines de entrada analógicas	8
Corriente DC por Pin I / O	40 mA
Memoria Flash (ATmega328)	32 KB) de los cuales 2 KB utilizado por el gestor de arranque
SRAM (ATmega328)	2 KB
EEPROM (ATmega328)	1 KB
Velocidad del reloj de	16 MHz
Dimensiones	0,73 "x 1,70"
Longitud 45 mm	45 mm
Peso	5 g

El Arduino ATmega328 como lo especifica en la tabla 2 y en la figura (2.11.), es una placa electrónica basada en el microprocesador. Contiene 14 pines que

pueden ser utilizadas como entradas o salidas digitales (6 se pueden utilizar como salidas PWM), 8 entradas analógicas, un puerto UARTs (puertos serie de hardware), un cristal oscilador de 16 MHz, una conexión USB, un conector de alimentación, una cabecera ICSP, y un botón de reset. Contiene todo lo necesario para apoyar el microcontrolador, para conectarlo a una computadora mediante un cable USB o encenderlo con un adaptador de CA a CC o batería.

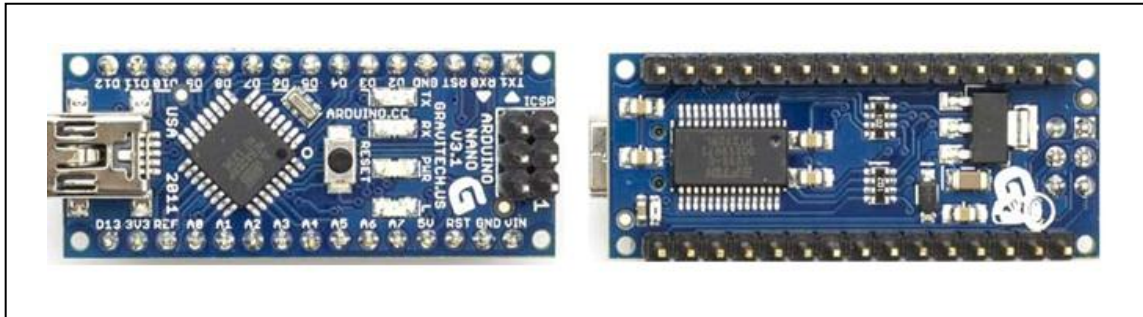


Figura 2.11. Microcontrolador ATmega 328.

Cada uno de los pines digitales se puede utilizar como una entrada o salida, utilizando `pinMode ()`, `digitalWrite ()`, y las funciones `digitalRead ()`. Funcionan a 5 volts. Cada pin puede proporcionar o recibir un máximo de 40 mA y tiene una resistencia de pull-up (desconectado por defecto) de 20 a 50 kOhm. Además, algunos pines tienen funciones especializadas:

Comunicación Serial: 0 (RX) y 1 (TX). Se utiliza para recibir (RX) y transmitir datos en serie (TX) TTL. Estos se encuentran conectados a los pines correspondientes del USB-to-TTL chip Serial FTDI.

Interrupciones externas: 2 y 3. Estos pines pueden configurarse para activar una interrupción en un valor bajo, un flanco ascendente o descendente, o un cambio en el valor.

PWM: 3, 5, 6, 9, 10, y 11. Proporcionar una salida PWM de 8 bits con la función `analogWrite ()`.

SPI: 10 (SS), 11 (MOSI), 12 (MISO), 13 (SCK). Estos pines soportan la comunicación SPI, que, aunque proporcionada por el hardware subyacente, no está incluido en el lenguaje Arduino.

LED: 13. Hay un LED incorporado conectado al pin digital 13. Cuando el pasador es de valor alto, el LED está encendido, cuando el valor es bajo, es apagado.

El Nano tiene 8 entradas analógicas, cada uno de los cuales proporcionan 10 bits de resolución (es decir, 1.024 valores diferentes). Por defecto se miden desde 0 volts a 5 volts, aunque es posible cambiar el extremo superior de su rango de uso de la función `analogReference()`. Pines analógicos 6 y 7 no se pueden utilizar como pines digitales. Además, algunos pines tienen funciones especializadas:

I2C: 4 (SDA) y 5 (SCL). Soporte I2C (TWI) comunicación utilizando la biblioteca de Wire library.

Contiene un programa pre cargado llamado Quemar el gestor de arranque (Burning the Bootloader).

El gestores de arranque actual trabajan a 19.200 baudios y tomar hasta 2 KB de memoria flash. Las únicas diferencias es el momento en que el gestor de arranque de espera para un nuevo programa en llegar y el número de veces que parpadea el pin 13 del LED cuando se inicia. Debido a la restauración automática, su gestor de arranque sólo necesita esperar un lapso muy corto de tiempo (menos de un segundo).

Los comandos "Burn Bootloader" en el entorno Arduino utilizan una herramienta de código abierto, avrdude. Hay cuatro pasos: Abrir la sección del gestor de arranque, el establecimiento de los fusibles en el chip, cargar el código del gestor de arranque en el chip, y bloqueo de la sección del gestor de arranque. Estos son controlados por un número de preferencias en el archivo de preferencias Arduino.

Por los tanto el gestor de arranque es el pequeño programa que se ejecuta al encender el Arduino en, o pulsar el botón de reinicio. Su función principal es la de

esperar a que el software de Arduino en su computadora para enviar un nuevo programa para el Arduino, que entonces la incluye en la memoria en el Arduino. Esto es importante, ya que normalmente se necesita un dispositivo especial para programar el Arduino. El gestor de arranque es lo que permite programar el Arduino utilizando sólo el cable USB.

Cuando nos referimos a "bootloading" el Arduino, estamos hablando sobre el uso de un dispositivo especial (llamado In-System Programmer o ISP) para reemplazar el software gestor de arranque.

Es necesario conectar 6 pines en el Arduino Mini para seis pines en el ISP. Los seis pines se denominan MISO, MOSI, SCK, RESET, alimentación y tierra. Tres de ellos corresponden a los pines de E / S digitales, numerada 11 - 13. Los otros tres son el Reset, + 5V y las patillas de tierra que lo ha estado utilizando probablemente. (Tenga en cuenta que desea utilizar el pin + 5V, no el pin + 9V. Esto se utiliza para suministrar energía a la ISP.)

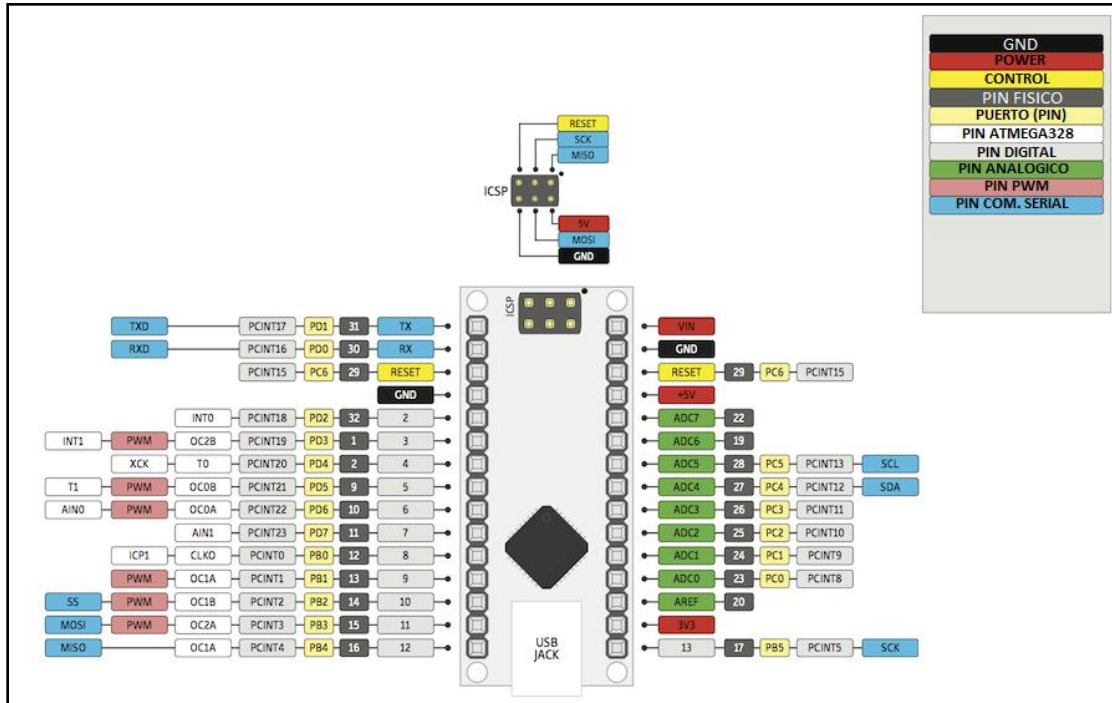


Figura 2.12 Diagrama esquemático del microcontrolador ATmega 328

CAPÍTULO III METODOLOGÍA

En este capítulo, se describe la metodología utilizada para el tratamiento y el análisis de las señales registradas mediante un prototipo. Permite identificar los episodios de apneas y sus características durante una noche de sueño de un paciente.

Para probar y evaluar el algoritmo se utilizó la base de datos de PhysioNet de libre distribución Apnea-ECG Database. Otros datos provienen de la adquisición de señales mediante un prototipo que fue diseñado especialmente para este proyecto, el cual cuenta con 3 electrodos que permiten la adquisición de la señal eléctrica del corazón.

Los datos son guardados en una tarjeta de almacenamiento tipo micro SD (por sus siglas en ingles Secure Digital) y al finalizar, la grabación será analizada en una computadora por un sistema de detección de SAOS. Éste permite acondicionar las señales y extraer características para hacer una adecuada clasificación de datos utilizando lógica difusa tipo 2.

3.1 ESQUEMA GENERAL DE LA METODOLOGÍA

A continuación se describe cada etapa del diagrama de bloques de la metodología para el desarrollo del proyecto, misma que se puede observar en la figura 3.1.

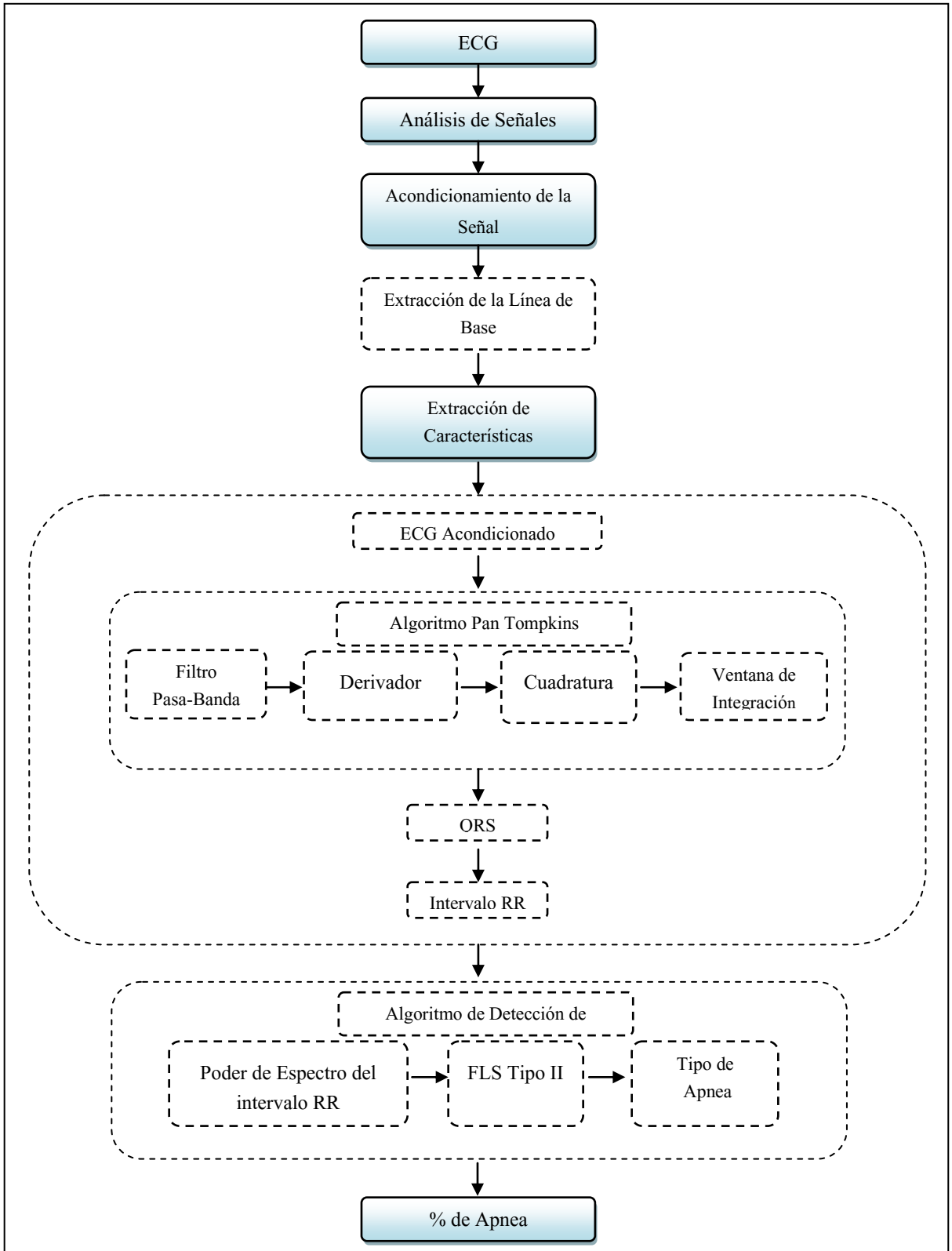


Figura 3.1 Diagrama de bloques de la metodología.

3.2 REGISTROS ANALIZADOS

Para llevar a cabo este trabajo se utilizó la base de datos de libre distribución de PhysioNet Apnea-ECG Database, desarrollada por el PhysioNet/Computers in Cardiology Challenge 2000.

Los datos consisten en 70 registros en una sola señal continua de aproximadamente 8 horas de duración. Los registros de ECG fueron extraídos de una base de datos mayor de mediciones polisomnográficas provistas por la Universidad Philips, Marburg, Alemania. La señal está muestreada a 100 Hz, con una resolución de 16 bits, donde cada bit representa 5 V. Para la medición de los registros se utilizaron las posiciones de los electrodos de ECG de sueño estándares. La base de datos no contiene episodios de apnea central pura, solamente apnea obstructiva. De las 70 señales registradas, 35 contienen anotaciones de apnea y del complejo QRS. De estas 35 grabaciones, 8 disponen de 4 señales respiratorias: oronasal, pletismografía de pecho, abdominal y saturación de oxígeno. En estas 8 señales, las anotaciones de apnea fueron desarrolladas por médicos expertos y anotadas minuto a minuto. Las otras 35 señales registradas contienen anotaciones de apnea y del complejo QRS añadidas a lo largo del concurso.

Los registros son hombres y mujeres con edades entre 27 y 63 años (media: 43.8 ± 10.8 años) con pesos entre 53 y 135 Kg (media: 86.3 ± 22.2 Kg). Se cuenta con registros de paciente voluntarios sanos y pacientes con apnea obstructiva. Originalmente las grabaciones del sueño se les realizaron a 32 sujetos, 25 hombres y 7 mujeres.

En la base de datos, se subdividen las señales en 3 grupos, pacientes con apnea (grupo A), pacientes borderline (grupo B) y pacientes normales o en control (grupo C). Esta contiene 40 grabaciones (20 con anotaciones) de paciente con apnea, 10 borderline (6 con anotaciones) y 20 normales (5 con anotaciones). Los registros de apnea consisten en grabaciones con una duración de 60 a 100 minutos con un índice de apnea de 10 o más de las aproximadamente 8 horas de grabación. En

los pacientes clasificados como borderline, hay entre 5 y 99 minutos de grabación clasificados como apnea. Por último, en los registros clasificados como normal contiene menos de 5 minutos con apnea.

Para cargar las señales se utilizó el ATM PhysioBank que es una herramienta que permite descargar las señales del PhysioNet mediante el navegador web. Esta permite convertir las librerías PhysioToolKit de PhysioNet en diferentes formatos para descargar.

3.3 ELECTROCARDIOGRAMA

Los potenciales bioeléctricos del cuerpo humano o de cualquier animal raramente son determinísticos. Sus magnitudes varían con el tiempo, incluso cuando todos los factores que las originan están controlados. Los valores de la misma medida pueden variar enormemente entre diferentes individuos aunque estos estén sanos y las condiciones de medición sean las mismas. Esto quiere decir que los valores pueden ser muy diferentes para diferentes personas aunque sean valores normales en ellos.

El principal problema de la captación de las señales bioeléctricas proviene de los valores de amplitud y frecuencia de las mismas. Dichas amplitudes son pequeñas y a menudo se encuentran contaminadas de ruido que incluso puede ser superior al valor de la propia señal, por lo que es necesario contar con filtros para la señal, siendo importantes para el acondicionamiento de la señal. A partir de estas señales se establecen las especificaciones del amplificador necesario para recuperar las mismas, así como las características del equipo de medida y las relacionadas con el ancho de banda de la señal de entrada.

La señal de ECG fue adquirida con una frecuencia de muestreo de 100 Hz con 12 bits de resolución se puede observar esta señal en la figura 3.2.

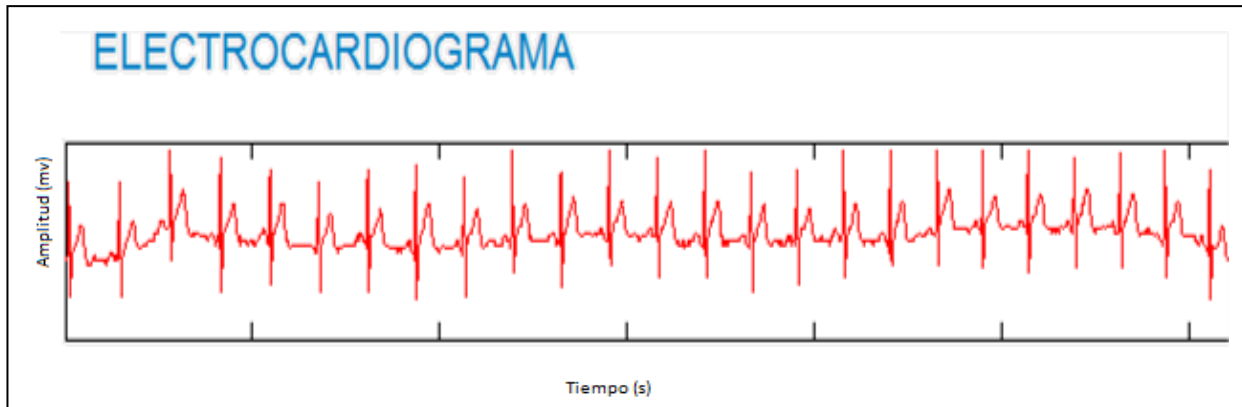


Figura 3.2 Señal de ECG

3.3.1 ACONDICIONAMIENTO DE LA SEÑAL

FILTRADO DE LA LÍNEA BASE

La derivada de la línea de base en la señal ECG puede ser representada como una componente sinusoidal que puede ser causada por la respiración o movimiento del paciente, (ver figura 3.3). El ruido de línea base se genera gracias a las ondas de frecuencias bajas presentes en la señal (0 – 1 Hz). Este tipo de ruido causa problemas en la detección de picos ya que debido a la desviación de la señal ECG con respecto a la línea de referencia el pico de la onda T podría ser más alto que el pico de la onda R, lo cual implicaría detectar la onda T como si fuera una onda R.

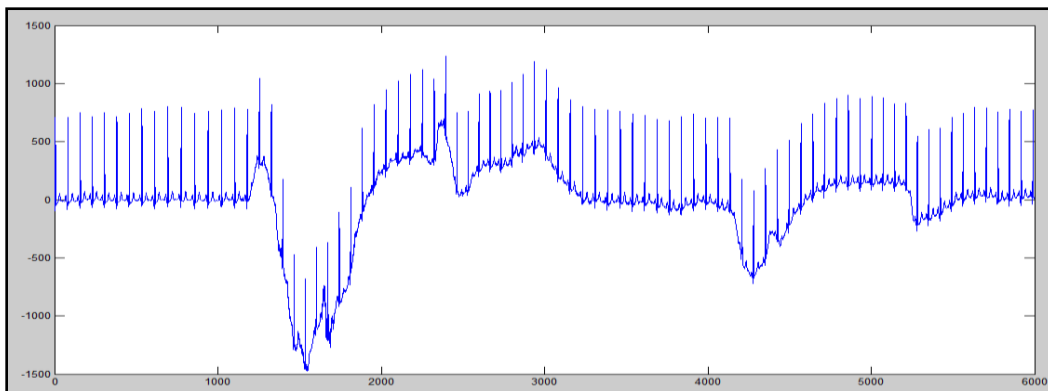


Figura 3.3 Señal ECG con ruido de línea de base.

Para lograr reducir la interferencia de la línea se utilizó un filtro de mediana móvil de 200 ms y 600 ms para analizar la señal que presentan perturbaciones y lograr extraer la derivada de la línea, la ecuación del filtro de medio móvil se puede observar en la fórmula 3, mientras que el resultado se observa en la figura 3.4.

$$y[n] = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} x[n - k] = \sum_{k=0}^{M-1} \frac{1}{M} x[n - k] \quad (3)$$

Donde:

y contiene el resultado de la media móvil.

M es el tamaño de la muestra de x.

x contiene la señal a analizar.

n es el índice de inicio.

k es el índice final.

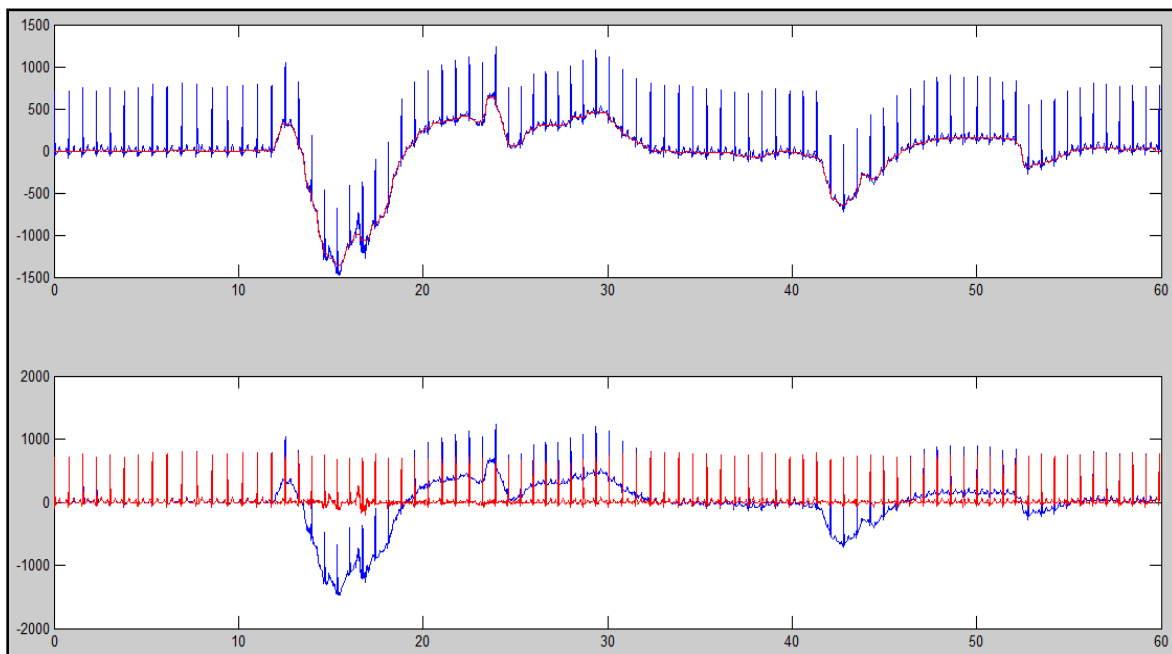


Figura 3.4. En la figura superior se muestra como el filtro de la media móvil de 200 ms actúa sobre la señal. En la figura inferior se muestra en azul la señal original y

en rojo el resultado del filtro de media móvil de 200 ms aplicado a un minuto de muestras de la señal ECG.

3.4 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Una vez que la señal ha sido acondicionada mediante la extracción de la derivada de línea base, se procede a analizarla con la finalidad de obtener la máxima información necesaria para proceder a hacer la detección de apneas.

El punto clave en muchos métodos y algoritmos para la detección de los componentes del ECG es el identificar el punto exacto correspondiente al ciclo cardíaco que será el necesario para continuar con la siguiente etapa y llevar a cabo la clasificación de estas características.

3.4.1 DETECCIÓN DEL COMPLEJO QRS

El componente básico y esencial para la selección de características es la detección del complejo QRS, ya que facilita la localización del punto R en cada pulso de la señal.

El complejo QRS está formado por la sucesión de 3 ondas de curso rápido, que representan la despolarización del miocardio ventricular. Mide normalmente de 0.06 seg., a 0.08 seg. Por debajo de esos valores no se describen perturbaciones. Su anchura y su voltaje si pueden aumentar.

Con respecto al voltaje, éste sí puede aumentar o disminuir. Cuando el voltaje del QRS disminuye de forma muy notoria, se utiliza el término micro voltaje.

ALGORITMO PAN_TOMPKINS PARA EL ANÁLISIS DEL ECG

Para la ejecución de esta investigación se implementó el algoritmo de Pan-Tompkins (Quintero Salazar & Valencia Parra, 2012), que permite identificar los intervalos QRS por medio de filtros, integradores y derivadores, que básicamente tratan de encontrar los cambios bruscos de pendiente que caracterizan el inicio de

las ondas R. El algoritmo involucra una serie de filtros y operadores de tipo pasa bajo, pasa alto, derivador, cuadratura y ventana de integración (Ver figura 3.5). En este caso, la detección del QRS se basa en el análisis de amplitud, pendiente y anchura de los complejos QRS.

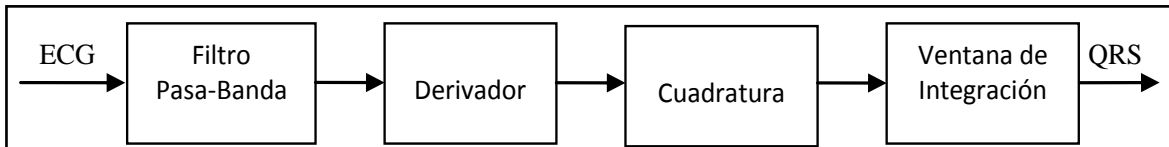


Figura 3.5 Diagrama de bloque algoritmo Pan Tompkins

a) FILTRO PASA BANDA

La función del filtro pasa banda es reducir el ruido y la interferencia de señales fuera de la banda definida entre 5Hz y 15Hz. Esta banda se define a partir del análisis de las señales presentes en el ECG. La implementación del filtro pasa banda se compone de un filtro pasa bajos y un filtro pasa altos en cascada. Cada uno está implementado con filtros recursivos.

El Filtro pasa bajo recursivo que se utilizó en el algoritmo de Pan-Tompkins, posee coeficientes enteros con el fin de reducir la complejidad y el consumo computacional. La función de transferencia discreta de este filtro está dada por la fórmula 4 que ha sido aplicada a la señal (ver figura 3.6).

$$H(z) = \frac{1}{32} \frac{(1-z^{-6})^2}{(1-z^{-1})^2} \quad (4)$$

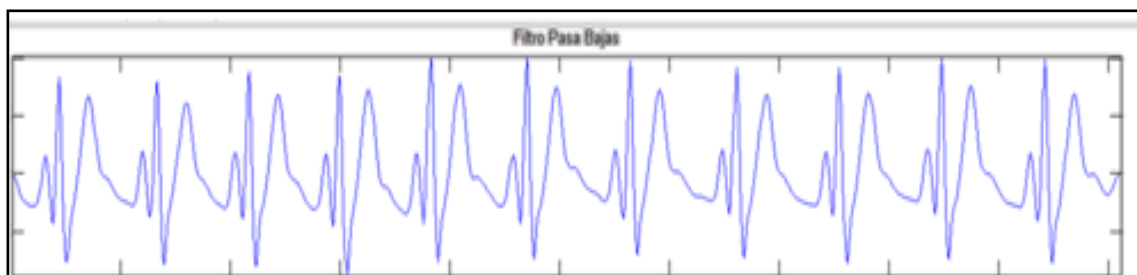


Figura 3.6 Filtro Pasa Bajo.

El Filtro pasa alto utilizado en el algoritmo es implementado como un filtro pasa todo menos un filtro pasa bajo. El componente pasa alto tiene la función de transferencia dada por la fórmula 5 (ver figura 3.7).

$$H_{ip}(z) = \frac{1}{32} \frac{(1-z^{-52})}{(1-z^{-1})} \quad (5)$$

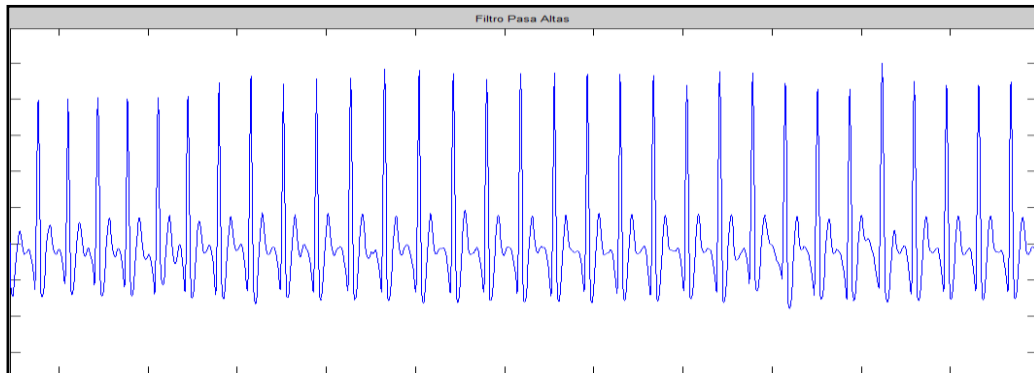


Figura 3.7 Filtro Pasa Alto.

b) DERIVADA

El operador derivativo (ver figura 3.8) usado por Pan y Tompkins está dado por la fórmula 6. El objetivo de aplicar el operador derivativo es debido a que elimina las componentes de baja frecuencia de las ondas P y T, y proporciona una gran ganancia para las componentes de alta frecuencia.

$$y(n) = \frac{1}{5} [2x(n) + x(n-1) - x(n-3) - 2x(n-4)] \quad (6)$$

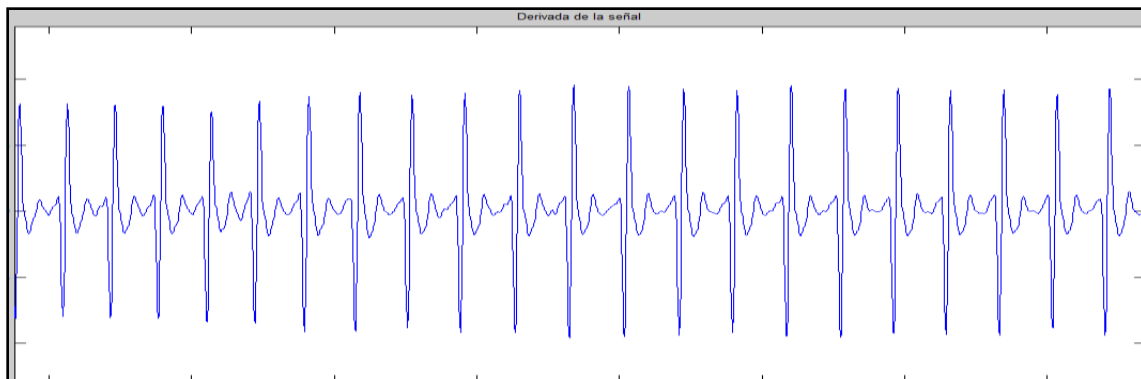


Figura 3.8 Aplicación del operador derivativo.

c) CUADRATURA

La operación de cuadratura eleva al cuadrado punto a punto, lo cual hace positivo el resultado de los filtros ya descritos intensificando aún más las altas frecuencias y acentuando las bajas, lo que ayuda a distinguir los complejos QRS de las ondas P y T de alta frecuencia (ver figura 3.9).

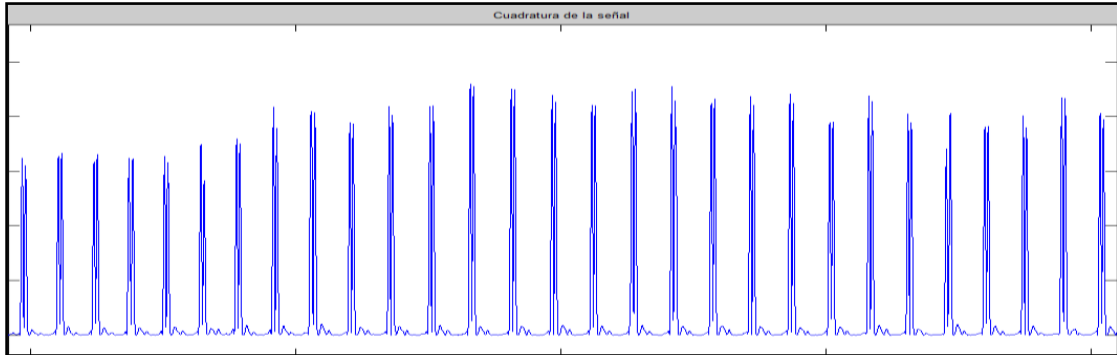


Figura 3.9 Aplicación de la operación de cuadratura.

d) INTEGRACIÓN

La salida de la operación derivativa exhibe múltiples picos dentro de la duración de un complejo QRS simple. El algoritmo de Pan-Tompkins suaviza la salida de las operaciones ya realizadas mediante la integración de la señal aplicando una ventana móvil (ver fórmula 7), con la que se obtiene información sobre características adicionales a la pendiente de la onda R. En este caso el ancho de la ventana (dado por N) debe ser aproximadamente igual al ancho de un complejo QRS, ya que si queda demasiado grande se podrían mezclar con las ondas T, de lo contrario si queda demasiado chico un solo complejo QRS puede generar varios picos de energía.

$$y(n) = \frac{1}{N} [x(n - (N - 1)) + x(n - (N - 2)) + \dots + x(n)] \quad (7)$$

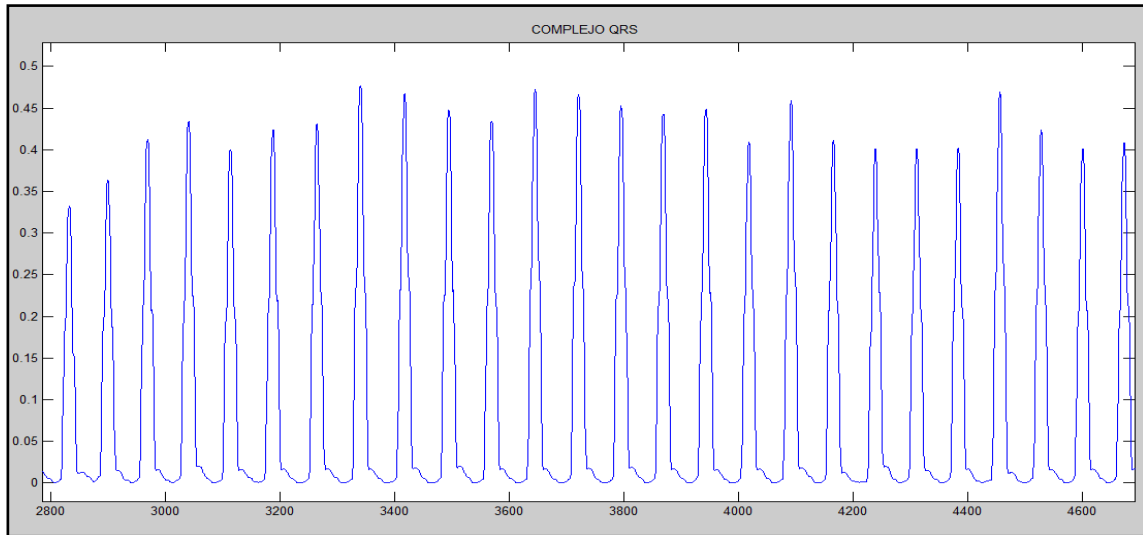


Figura 3.10 Complejos QRS detectados.

Al finalizar el proceso de integración aplicada a la señal quedan visibles los complejos QRS del ECG (ver figura 3.10). El cual facilitará la detección de los picos R, que es la característica importante para la detección de SAOS.

3.4.1.2 IDENTIFICACIÓN DE PICOS R

Según varios estudios, la frecuencia de las ondas relacionadas con los picos R se encuentra en los rangos de 11 a 30 Hz aproximadamente.

La detección de los picos R se realizó mediante un ventaneo de 300 ms centrada en la señal del complejo QRS obtenida en la integración, el proceso consistió en buscar el punto máximo de cada tramo, realizando anotaciones en el punto máximo y su posición ver figura 3.11.

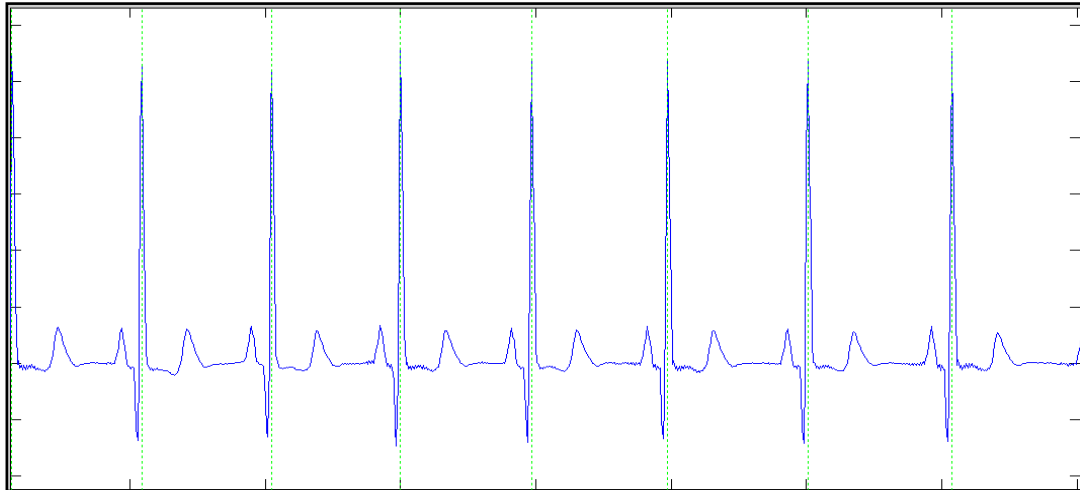


Figura 3.11 Detección de picos R

VARIABILIDAD DEL RITMO CARDÍACO (INTERVALO RR)

Como último paso de la extracción de características se trabaja la variabilidad del ritmo cardíaco (intervalo RR), esta señal se utiliza a partir de la idea de que la consecuencia directa de un episodio de apnea es la disminución en el ritmo cardíaco por parte del paciente debido a la no necesidad de bombeo del corazón. Debido a esto se produce un aumento en el intervalo RR y por lo tanto una disminución clara en la frecuencia cardíaca.

Los métodos espectrales han comenzado a ser utilizados más a menudo gracias a su capacidad de separar la variabilidad del ritmo cardíaco debido a la excitación vagal de la producida por la excitación simpática. A diferencia de los métodos estadísticos que solo hacen una somera aproximación a este objetivo cuando se cuantifica la variabilidad del ritmo cardíaco latido a latido (con el índice pNN50 o el MDARR, por ejemplo).

El análisis espectral tiene como objetivo caracterizar el contenido frecuencial de una señal a partir de métodos de procesamiento de la señal. Es útil para la detección de variables periódicas y se ha empleado exhaustivamente en el procesamiento de series temporales.

La secuencia RR se define como el tiempo entre complejos QRS sucesivos. La forma más usual de expresarla es en forma de **tacograma** definida como $R(n)$ el instante en el cual aparece el complejo QRS n -ésimo, entonces el tacograma queda definido como una secuencia discreta (ver fórmula 8).

$$RR(n) = R(n + 1) - R(n) \quad (8)$$

Se detecta la apnea obstructiva del sueño a través de obtener la potencia espectral del tramo de la señal analizado en el intervalo 0.01 y 0.04 Hz y compararlo para ver si es mayor a un cierto límite. Se realiza análisis mediante la Transformada Rápida de Fourier (FFT) para el cálculo de la densidad espectral.

Las siguientes bandas frecuenciales son las bandas de frecuencia utilizadas mayoritariamente son:

1. Banda de muy baja frecuencia (VLF) para frecuencias inferiores a 0.04 Hz.
2. Banda de baja frecuencia (LF) para frecuencias entre 0.04 Hz y 0.15 Hz.
3. Banda de alta frecuencia (HF) para frecuencias entre 0.15 Hz y 0.4 Hz.

Para este caso calcula la potencia en todo el tramo de la señal llamada TPWR (Total Power Spectrum Signal) y se obtiene la potencia relativa en la banda entre 0.01 y 0.04 Hz, llamada DPWR (Differential Power Spectrum Signal) definida por la fórmula 9 y que será el dato de entrada al sistema difuso.

$$DPWR = \frac{FPWR}{TPWR} \quad (9)$$

3.5 ALGORITMO DE DETECCIÓN DE APNEA MEDIANTE UN SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO TIPO II

El análisis de la señal para determinar el porcentaje de apnea diagnosticada en cada señal se realizó mediante un Sistema de Inferencia Difuso Tipo II, una vez que se tiene las mediciones del poder de espectro de la señal, el primer paso fue diseñar el sistema de inferencia difuso que consta de una variable de entrada la cual está definida como Poder de Espectro en un rango de frecuencia de 0.0 a 0.4 esto en base al trabajo de Penzel [2008] donde la mayoría de las señales con

tramos apneicos se encuentran en el rango de frecuencias de 0.1 – 0.4 Hz. Dicho rango de frecuencias se repite cada 100 ms. Se utilizó una función de pertenencia Triangular tanto para la entrada (x) representando el poder de espectro de los intervalos R (ver figura 3.12) como para la salida (y) (ver figura 3.13).

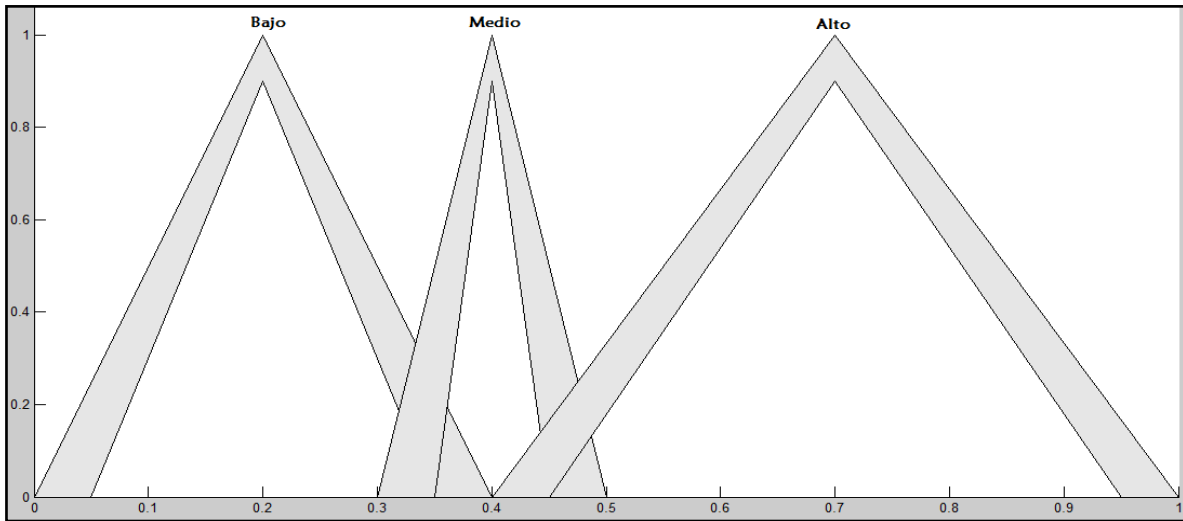


Figura 3.12 Variable de Entrada

Y una variable de salida (y), ver figura 3.13, que representa la el tipo de apnea en base a la clasificación de gravedad del índice de Apneas que se detalla en la tabla 3.

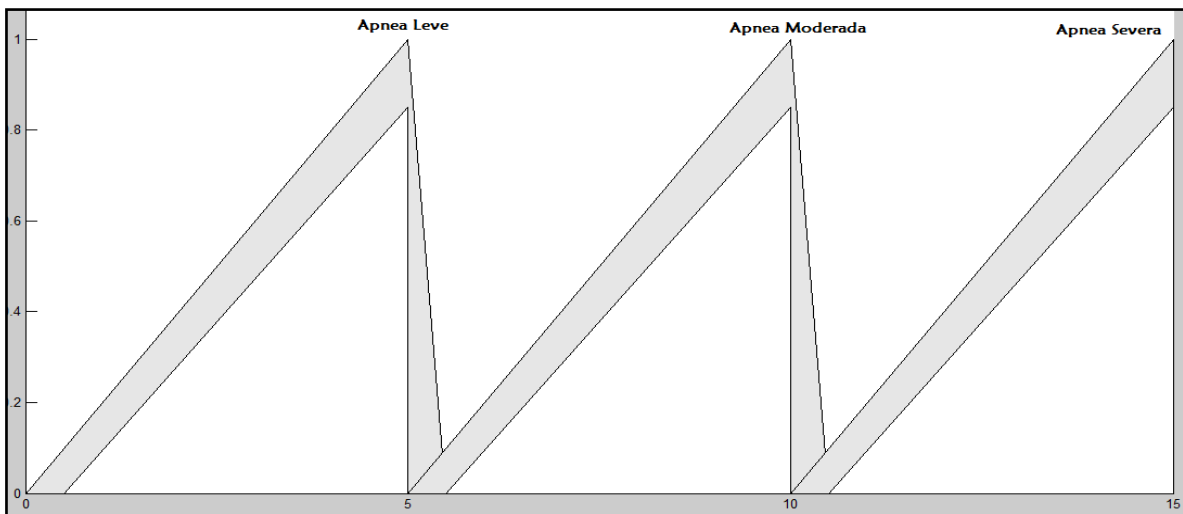


Figura 3.13 Variable de Salida

Tabla 3. Parámetros de clasificación del índice de apneas del sueño.

Clasificación	Índice de Apnea
Leve	<5
Moderada	5 – 10
Severa	>10

La base de reglas que se definieron fueron las siguientes:

- R1: IF x es Bajo THEN y es Leve
R2: IF x es Medio THEN y es Moderado
R3: IF x es Alto THEN y es Severo

Considerando la entrada de (x) los intervalos del conjunto de salida (y) se establecieron de la siguiente manera:

$$Y = (0 \ 5.5; 5 \ 10.5; 10 \ 20)$$

La salida del sistema de inferencia difuso tipo II fue discretizada mediante el método del Centroide Generalizado utilizando el algoritmo iterativo mejorado llamado EIASC (Dongrui & Maowen, 2011), para calcular los límites de corte inferior (yl) y superior (yr) ver fórmula 10.

$$\begin{aligned}
 a &= \sum_{n=1}^N \underline{x}_n \underline{W}_n & b &= \sum_{n=1}^N \underline{W}_n \\
 y_l &= \underline{x}_N & l &= 0 \\
 y_r &= \underline{x}_1 & r &= N
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

CAPÍTULO IV PRUEBAS Y RESULTADOS

En este capítulo se reportan los resultados obtenidos durante la fase de experimentación, según el método científico aplicado para validar el correcto funcionamiento del sistema de detección del síndrome de apnea obstructiva del sueño propuesto en el presente trabajo.

En primer lugar el algoritmo fue probado con la base de datos de libre distribución Apnea-ECG Database desarrollada por PhysioNet/Computers in Cardiology Challenge 2000. Que consiste de 70 registros de grabaciones de una sola señal continua de aproximadamente 8 horas de duración.

Estas señales están muestreadas a 100Hz, con una resolución de 16 bits, donde cada bit representa 5 μ V.

4.1 SISTEMA DE INFERENCIA DIFUSO TIPO I

Para hacer una comparación de los resultados obtenidos, se realizaron pruebas con un Sistema de Inferencia Difusa Tipo I (ver figura 4.1) que consta de:

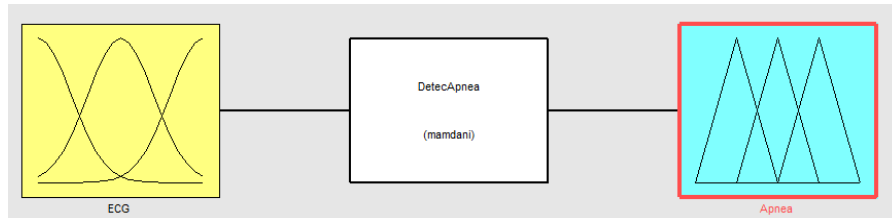


Figura 4.1 Sistema de Inferencia Difuso Tipo I.

- Una variable de entrada (ver figura 4.2) que corresponde al poder de espectro de los intervalos RR cuyos rangos van de 0 a 1, compuesta por tres funciones de pertenencia triangulares (Bajo (0 – 0.4), Medio (0.3- 0.5) y Alto (0.4 - 1)).

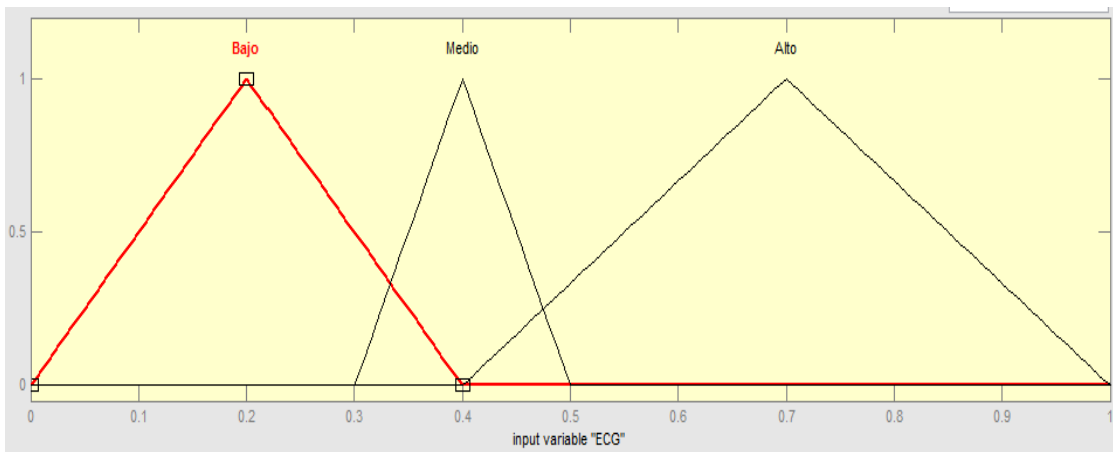


Figura 4.2 Variable de entrada

- Una variable de Salida (ver figura 4.3) que será discretizada en base a la clasificación de parámetros del índice de apneas, para determinar el tipo de Apnea con un intervalo de 0 a 15, compuesta por tres funciones de pertenencia (leve (0 – 5.5), moderado (5-10.5) y Severo (10- 15)).

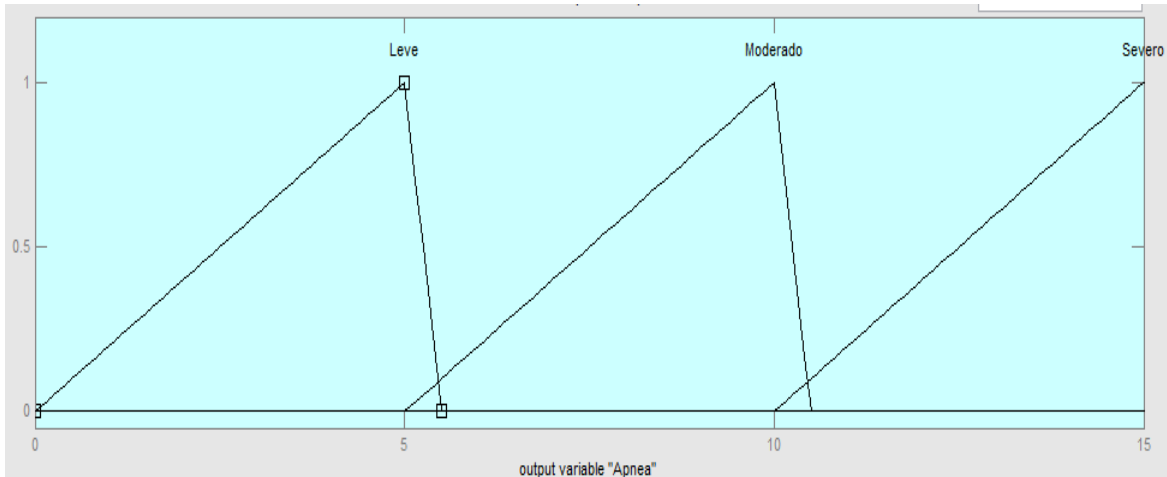


Figura 4.3 Variable de Salida

Las reglas que se implementaron para este sistema de inferencia difusa son:

- R1: IF RR es Bajo THEN Apnea es Leve
- R2: IF RR es Medio THEN Apnea es Moderado
- R3: IF RR es Alto THEN Apnea es Severo

Este sistema se probó (ver figura 4.4 a) y 4.4 b)) con las 70 grabaciones disponibles de PhysioNet al igual que el sistema de inferencia difuso tipo II descrito en el capítulo anterior.

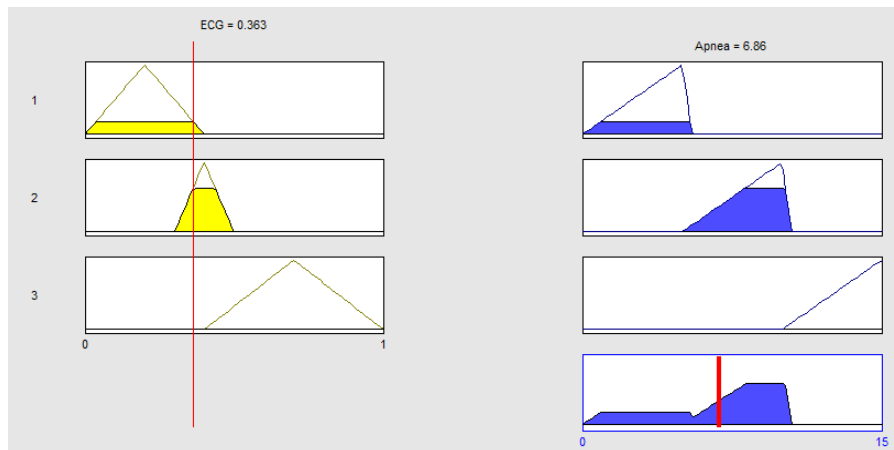


Figura 4.4 a) Prueba del sistema de inferencia difuso tipo I con 2 datos de entrada diferentes.

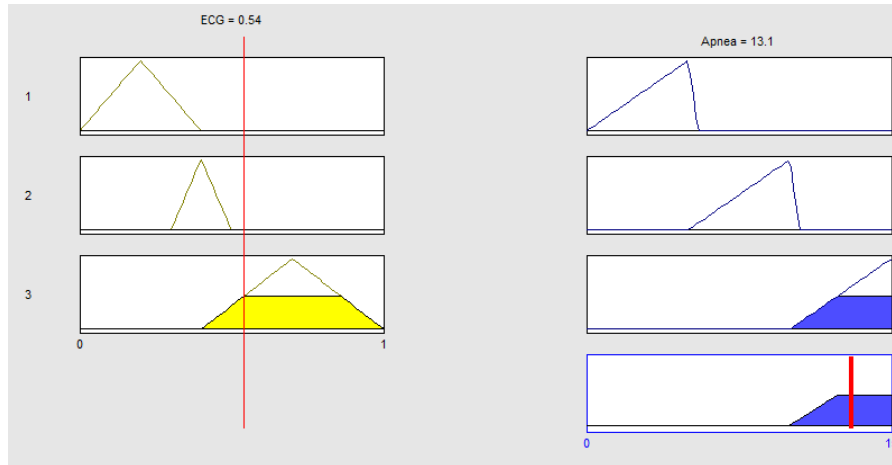


Figura 4.4 b) Prueba del sistema de inferencia difuso tipo I con 2 datos de entrada diferentes.

Una vez que se obtuvieron los resultados de ambos sistemas difusos se realizó una tabla de comparación que contiene la el porcentaje de Apnea Referencial de la base de datos de PhysioNet, así como el tipo de Apnea.

4.2 RESULTADOS OBTENIDOS

Tabla 4. Comparación de resultados de Referencia, Sistema Difuso Tipo I y Tipo II con grabaciones de pacientes del grupo A de PhysioNet.

Grabación	Porcentaje de Apnea			Tipo de Apnea		
	Referencial	Tipo I	Tipo II	Referencial	Tipo I	Tipo II
a01	95.33	84.3003	94.198	SI	SI	SI
a02	79.17	70.57	78.74	SI	SI	SI
a03	47.04	32.87	39.72	SI	SI	SI
a04	91.18	74.91	89.21	SI	SI	SI
a05	60.88	48.47	58.38	SI	SI	SI
a06	40.41	36.72	43.87	SI	SI	SI
a07	62.92	78.32	69.16	SI	SI	SI
a08	37.76	29.87	30.57	SI	SI	SI
a09	76.48	67.56	73.68	SI	SI	SI
a10	19.15	3.12	6.41	SI	NO	SI
a11	47.42	38.42	46.65	SI	SI	SI
a12	92.52	77.98	74.78	SI	SI	SI
a13	49.16	31.72	39.21	SI	SI	SI

a14	73.28	62.74	68.12	SI	SI	SI
a15	72.23	66.65	69.93	SI	SI	SI
a16	66.46	44.95	53.42	SI	SI	SI
a17	32.63	22.89	29.95	SI	SI	SI
a18	88.84	90.54	86.04	SI	SI	SI
a19	40.82	23.93	28.53	SI	SI	SI
a20	61.74	68.29	64.78	SI	SI	SI

Los resultados de la tabla 4 pertenecen a grabaciones del grupo A que son grabaciones de pacientes con Apnea. El sistema de inferencia difuso tipo I obtiene un falso negativo mientras que sistema de inferencia difuso tipo II detecta todos los tipos de apneas como positivos.

La tabla 5 muestra los resultados del grupo B que son pacientes Borderline. El desempeño del sistema de inferencia difuso tipo uno realiza tres clasificaciones falsos positivos, mientras el tipo II solo tiene un falso positivo obteniendo con esta última un resultado aceptable.

Tabla 5. Comparación de resultados de Referencia, Sistema Difuso Tipo I y Tipo II con grabaciones de pacientes del grupo B de PhysioNet.

Grabación	Porcentaje de Apnea			Tipo de Apnea		
	Referencial	Tipo I	Tipo II	Referencial	Tipo I	Tipo II
b01	5	10.74	14.57	Borderline	SI	SI
b02	17.6	20.81	25.34	Borderline	SI	SI
b03	16.57	9.45	12.89	Borderline	NO	SI
b04	2.33	11.82	9.67	Borderline	NO	NO
b05	13.18	8.12	12.92	Borderline	NO	SI

Tabla 6. Comparación de resultados de Referencia, Sistema Difuso Tipo I y Tipo II con grabaciones de pacientes del grupo C de PhysioNet.

Grabación	Porcentaje de Apnea			Tipo de Apnea		
	Referencial	Tipo I	Tipo II	Referencial	Tipo I	Tipo II
c01	0	0	0	No	No	No
c02	0.2	4.99	1.36	No	No	No
c03	0	7.12	10.16	No	No	No
c04	0	4.12	0.72	No	No	No
c05	0.64	8.61	12.19	No	SI	SI

c06	0.21	0.38	4.17	No	No	No
c07	0.93	12.45	6.27	No	SI	SI
c08	0	8.34	3.12	No	SI	No
c09	0.43	5.45	3.65	No	No	No
c10	0.23	5.02	7.65	No	SI	SI

Los resultados de la tabla 6 muestran los resultados obtenidos de la base de datos de pacientes que no presentan apneas, el comportamiento de inferencia difuso tipo I clasifica cuatro falsos positivos mientras que el tipo II solo clasifica tres falsos positivos mostrando un mejor comportamiento que el tipo I.

4.3 DESARROLLO DE PROTOTIPO.

El prototipo electrónico diseñado para la adquisición de los datos consiste en un cinturón ajustable que se sujeta en el abdomen del paciente, sus partes se pueden observar en la figura 4.5.

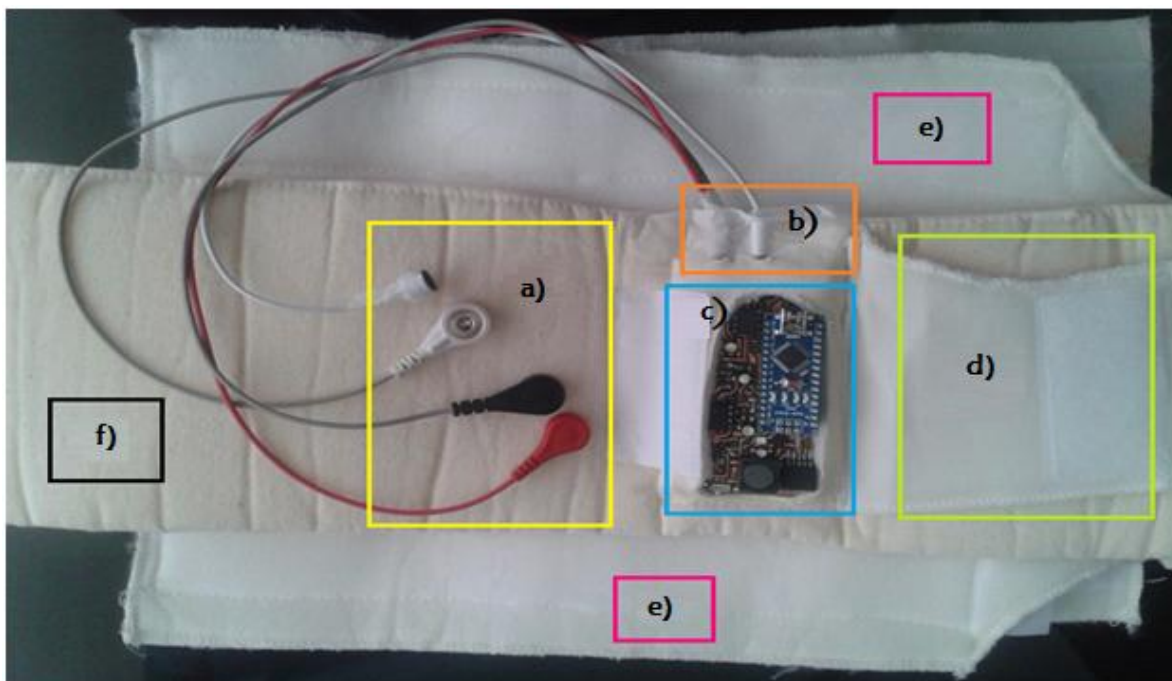


Figura 4.5 Prototipo para la adquisición de ECG.

- a) Electrodo y micrófono
- b) Conexión de electrodos y micrófono a la tarjeta electrónica
- c) Tarjeta Electrónica
- d) Tapa de la tarjeta electrónica
- e) Extensiones para el cinturón
- f) Cinturón

El cinturón se coloca alrededor del abdomen del paciente, el micrófono es sujetado a la altura de la faringe, los electrodos para la adquisición de las señales es de acuerdo a las derivaciones del plano frontal que consiste en tres derivaciones bipolares (I, II y III) y tres cables unipolares (aVR, aVL y aVF) diseñados para que cada uno registre la diferencia de potencial eléctrico entre dos extremidades (ver figura 4.6).

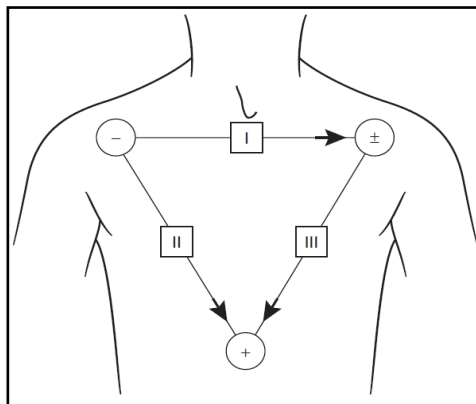


Figura 4.6 Diagrama de bloques de la metodología.

Los datos son guardados en un archivo tipo .txt que es almacenado en una memoria tipo micro SD. Este archivo es extraído para el procesamiento de las señales en el sistema de detección de SAOS.

4.3.1 ADQUISICIÓN DE LA SEÑAL

Con este prototipo se realizaron pruebas a 5 pacientes voluntarios del Hospital Regional de Apizaco “Lic. Emilio Sánchez Piedras”

Las pruebas se realizaron en el laboratorio clínico Bio Diagnostics (ver figura 4.7, 4.8 y 4.9) durante una noche de sueño (ver figura 4.10) con y sin sospecha de SAOS.



Figura 4.7 Laboratorio clínico Bio Diagnostics



Figura 4.8 Laboratorio clínico Bio Diagnostics



Figura 4.9 Instalaciones Laboratorio Clínico Bio Diagnostics



Figura 4.10 Colocación del prototipo



Figura 4.11 Configuración del prototipo

El prototipo se colocó y comprobó (ver figura 4.11) su correcto funcionamiento para obtener una mejor adquisición de las señales requeridas para el desarrollo de este proyecto.

RESULTADOS

Los resultados se presentan en dos grupos que pertenecen a la aplicación del algoritmo a los registros obtenidos de la base de datos de PhysioNet y los que pertenecen a los registros obtenidos a partir del prototipo.

Tabla 7. Comparación de resultados referencial con el Sistema Difuso Tipo I y Tipo II de grabaciones de pacientes del grupo de prueba X de PhysioNet.

Grabación	Porcentaje de Apnea			Tipo de Apnea		
	Referencial	Tipo I	Tipo II	Referencial	Tipo I	Tipo II
x01	71.7	88.23	90.23	SI	SI	SI
x02	44.25	37.12	44.34	SI	SI	SI
x03	2.58	0.98	2.62	NO	NO	NO
x04	0	4.18	0.98	NO	NO	NO
x05	63.61	35.31	40.89	SI	SI	SI
x06	0	9.75	4.53	NO	SI	NO
x07	47.3	39.62	45.72	SI	SI	SI
x08	62.84	45.75	59.81	SI	SI	SI
x09	32.87	45.64	40.26	SI	SI	SI
x10	18.84	38.92	34.62	SI	SI	SI
x11	3.07	1.17	4.39	NO	NO	NO
x12	10.8	4.26	3.66	SI	NO	NO
x13	57.44	76.31	67.81	SI	SI	SI
x14	88.21	77.84	93.2	SI	SI	SI
x15	38.64	19.76	28.91	SI	SI	SI
x16	13.59	4.33	8.62	SI	NO	SI
x17	0.25	3.41	1.96	NO	NO	NO
x18	0.65	4.11	1.63	NO	NO	NO
x19	82.92	75.64	82.27	SI	SI	SI
x20	52.1	47.71	54.16	SI	SI	SI
x21	23.74	4.99	7.23	SI	NO	SI
x22	0.83	4.56	6.23	NO	NO	SI
x23	22.33	11.72	17.31	SI	SI	SI
x24	0.23	4.66	3.87	NO	NO	NO
x25	57.59	67.28	55.32	SI	SI	SI
x26	66.15	49.72	61.28	SI	SI	SI
x27	97.99	79.29	90.73	SI	SI	SI
x28	87.24	63.56	77.96	SI	SI	SI
x29	0	4.83	1.69	NO	NO	NO
x30	61.22	56.68	62.45	SI	SI	SI
x31	92.61	90.47	94.72	SI	SI	SI
x32	78.97	65.76	64.68	SI	SI	SI
x33	1.06	8.83	4.94	NO	SI	NO
x34	0.84	3.89	1.56	NO	NO	NO
x35	0	4.9	2.68	NO	NO	NO

Los resultados de la tabla 7 muestran el comportamiento del sistema de inferencia difuso tipo I con dos falsos positivos y tres falsos negativos mientras que el sistema de inferencia difuso tipo II clasifico un falso positivo y un falso negativo, lo que comprueba un mejor comportamiento de clasificación que el sistema de inferencia difuso tipo I.

Tabla 8. Comparación de resultados de expediente clínico de pacientes con el determinado por el Sistema Difuso Tipo I y Tipo II.

Paciente	Exp. Clínico	Porcentaje de Apnea		Tipo de Apnea	
		Tipo I	Tipo II	Tipo I	Tipo II
P01	SI	34.21	45.62	SI	SI
P02	SI	6.78	8.23	SI	SI
P03	NO	5.6	0	SI	NO
P04	SI	18.58	12.83	SI	SI
P05	NO	0	1.34	NO	NO

Los resultados de la tabla 8 contiene los resultados de expedientes de pacientes que fueron detectados por el médico especialista como pacientes con Apnea y sin Apnea, las señales de ECG fueron obtenidas en una noche de sueño de cada paciente mediante el prototipo diseñado, las señales obtenidas fueron procesadas y clasificadas obteniendo un falso positivo por el sistema de inferencia difuso tipo I mientras que el sistema de inferencia difusa tipo II logró clasificar correctamente las 5 muestras.

Para poder cuantificar los resultados obtenidos se calcula la sensibilidad (11), Especificidad (12) y la Precisión (13) en la detección de la Apnea Obstructiva del Sueño mediante el sistema de inferencia difuso tipo I y tipo II.

$$Sensibilidad = 100$$

$$* \frac{N^{\circ} \text{ Detecciones Positivas Correctas}}{N^{\circ} \text{ Detecciones Positivas Correctas} + N^{\circ} \text{ Falsos Negativos}} \quad (11)$$

$$Especificidad = 100$$

$$* \frac{N^{\circ} \text{ Detecciones Negativas Correctas}}{N^{\circ} \text{ Detecciones Negativas Correctas} + N^{\circ} \text{ Falsos Positivos}} \quad (12)$$

Precisión

= 100

$$* \frac{N^{\circ} \text{ Detecciones Negativas Correctas} + N^{\circ} \text{ Detecciones Positivas Correctas}}{N^{\circ} \text{ Detecciones Negativas Correctas} + N^{\circ} \text{ Detecciones Positivas Correctas} + N^{\circ} \text{ Falsos Positivos} + N^{\circ} \text{ Falsos Negativos}} \quad (13)$$

$$\text{Sensibilidad}_{TIP01} = 100 * \frac{23}{23 + 3} = 88.46\%$$

$$\text{Sensibilidad}_{TIP02} = 100 * \frac{25}{25 + 1} = 96.15\%$$

$$\text{Especificidad}_{TIP01} = 100 * \frac{12}{12 + 3} = 80\%$$

$$\text{Especificidad}_{TIP02} = 100 * \frac{12}{12 + 1} = 92.30\%$$

$$\text{Precisión}_{TIP01} = 100 * \frac{12 + 23}{12 + 23 + 3 + 3} = 85.36\%$$

$$\text{Precisión}_{TIP02} = 100 * \frac{12 + 25}{12 + 25 + 1 + 1} = 94.87\%$$

Los resultados muestran que el sistema de inferencia difuso tipo II realiza una mejor clasificación que el sistema de inferencia difuso tipo I.

CAPÍTULO V CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

5.1 CONCLUSIONES

En este trabajo se propuso una metodología para la detección del Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño (SAOS) implementando lógica difusa tipo II utilizando las señales de la base de datos de libre distribución de Physionet.

Este proyecto parte de la necesidad de detectar este síndrome que aun cuando es muy casual en la vida de cualquier ser humano, no es diagnosticado ni tratado con la importancia que merece, debido a que afecta severamente la salud de las personas.

El inicio de este proyecto fue desde el diseño y construcción de un ECG caracterizado por el uso de alta tecnología, que a su vez fuese económica y fácil de implementar, con la finalidad de lograr una proyección y crecimiento del proyecto que permitan a la sociedad en general ser directamente beneficiada, con

el desarrollo científico y tecnológico que caracteriza a la comunidad de los institutos tecnológicos del país, permitirá también aplicar dicho conocimiento en un proyecto realizable, y competitivo dentro del mercado de aparatos para apoyo en el sector salud, con tecnología propia, de alto nivel, a bajo costo, confiable y segura.

Una de las principales ventajas de este proyecto es precisamente su costo de producción, el cual permitirá comercializarlo a un costo relativamente bajo, si se toma en cuenta el precio de otros sistemas que actualmente compiten en el mercado, así como el costo de una Polisomnografía que es un estudio que tiene un precio alto y a demás de ser muy invasivo e incomodo para el paciente que padece esta enfermedad.

Otro beneficio es que el sistema utilizar técnicas de cómputo inteligente para la detección de SAOS, el cual apoya significativamente el proceso de diagnóstico, logrando que los médicos al tener este sistema en sus consultorios podrán enfocarse en el tratamiento adecuado para el paciente más que por la detección de SAOS; además de la reducción de los costos que conllevaría la realización de una Polisomnografía.

Este proyecto ha sido evaluado satisfactoriamente por diferentes organismos como ANFECA, DGEST, consultores independientes, los cuales han expresado su satisfacción por el desarrollo de tecnología que pueda impactar en la sociedad y mejorar la calidad de vida de las personas.

Se espera que este proyecto pueda crecer, consolidarse, construir y comercializar el sistema de detección de SAOS:

- Portable
- Fácil de utilizar
- No invasivo
- A bajo costo

Y pueda llegar a impactar en la sociedad como un producto confiable.

Los resultados que se obtuvieron fueron satisfactorios demostrando una precisión de clasificación del 94.87% con el sistema de inferencia difusa tipo II.

5.2. TRABAJOS FUTUROS

Como trabajo futuro se pretende expandir la detección de SAOS, mediante una correlación del Ronquido ya que es una variable muy importante que afecta a las personas que padecen esta enfermedad.

El ronquido se da como resultado de la vibración de los tejidos blandos de la vía aérea superior, que a su vez es causada por flujo de aire turbulento creado por el estrechamiento del área transversal en la vía aérea superior de la faringe a una frecuencia entre 400-2.000 Hz y una intensidad superior a 60 dB. El origen del sonido también puede estar en las fosas nasales (Andrew, 2006).

Es importante remarcar que el prototipo diseñado para este proyecto ya cuenta con un micrófono para la adquisición de señales.

Para adquirir dicha señal se utilizará un micrófono que transforma energía acústica (sonido) en energía eléctrica (señal de audio). Este es utilizado para adquirir el sonido del ronquido (EMSIA, 2002), situado a la altura del tórax.

Cabe mencionar que ya se encuentra en proceso el tratamiento de esta señal del ronquido (ver figura 5.1).

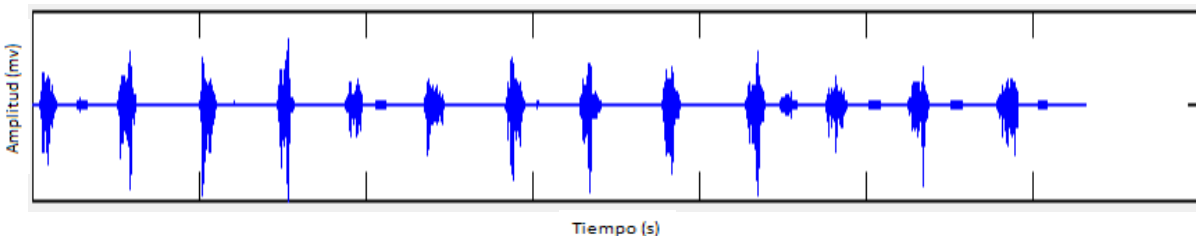


Figura 5.1 Señal de ronquido filtrada.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

(OTRI), O. d. (s.f.). *Apnea*. Recuperado el 11 de 2012, de SISTEMA PARA LA MONITORIZACIÓN Y EVALUACIÓN DOMICILIARIA DE LA APNEA DEL SUEÑO: http://www.uca.es/recursos/doc/Unidades/OTRI/Cartera_de_patentes/Apnea/837096302_172010125812.pdf

20minutos.es. (2013). *La apnea obstructiva del sueño puede elevar el riesgo de padecer cáncer*. Recuperado el 2013

A. Ahmed, M., & M. Al-Ashmouny, K. (2005). *Sleep Apnea Detection Using an Adaptive Fuzzy Logic Based Screening System*. Cairo, Egypt.

Almazaydeh, L., Elleithy, K., & Faezipour, M. *Detection of Obstructive Sleep Apnea Through ECG Signal Features*. Bridgeport.

Almazaydeh, L., Elleithy, K., & Faezipour, M. (2012). *Detection of Obstructive Sleep Apnea Through ECG Signal Features*. Bridgeport.

Andrade, D. L. (2013). Relación entre problemas habituales del sueño con déficit atencional y trastornos conductuales en niños. *Rev. Med. Clin. CONDES* , 8.

Andrew. (2006). Speech-like Analysis of Snore Signals for the Detection of Obstructive sleep Apnea. *Research Publishing Services* , 5.

Aragoncillo, D. P. (2009). Anatomía del corazón. En A. López, & C. Macaya, *Libro de la salud cardiovascular* (pág. 692). Madrid, España: Nerea, S. A.

B., M., B., F., & Domiguez, F. J. (2007). Sleep apnea-hypopnea syndrome and cardiovascular diseases.

Bijoylaxmi, K., & Debangshu, D. (2012). *Automated Detection of Apnea and Hypopnea Events*. Durgapur India.

Carrillo Alduenda, J. L., Arredondo del Bosque, F. M., Reyes Zñiga, M., castorena Maldonado, A., Vázquez García, J. C., & Torre-Bouscoulet, L. (2010). Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño en población adulta. *Neumol Cir Torax* , 13.

Carro García, T., Alfaro Acha, A., & Boyano Sánchez, I. Trastornos del Sueño. En *Tratado de Geritaria para Residentes*.

Carro García, T., Alfaro Acha, A., & Boyano Sánchez, I. (2006). Trastornos del Sueño. En *Tratado de Geritaria para Residentes* (pág. 781). Madrid: International Marketing & Communication, S. A. (M&C).

ClidelRonq, A. (s.f.). *Causas y Efectos del Ronquido*. Recuperado el 28 de 10 de 2012, de <http://www.ronquido.mx/causas-y-efectos-del-ronquido>

ClidelRonq, A. (28 de Agosto de 2013). *Causas y Efectos del Ronquido*. Recuperado el 28 de 10 de 2012, de <http://www.ronquido.mx/causas-y-efectos-del-ronquido>

Contreras, D. G. (2008). *El Sueño; por que es importante dormir*. Ciencia y Trabajo.

Covarrubias, A., Gomez Guevara, U., Lopez Reyes, H., & Alvarado Suarez, M. El Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño y su Importancia en la Medicina Perioperatoria. En D. d. Paliativa.

Crónica, L. (20 de 01 de 2011). *Prepara UNAM la Apertura de Segunda Clínica para Tratar Trastornos del Sueño*. Recuperado el 11 de 2012, de <http://noticias.universia.net.mx/ciencia-nn-tt/noticia/2011/01/20/782346/prepara-unam-apertura-segunda-clinica-tratar-trastornos-sueno.html>

Da, Da-Wei, C., You-De, L., Chung-Ping, Y., Jing-Jhong, C., Ying-Huang, C., y otros. (2012). Design and implementation of a Modularized Polysomnography System. *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, Vol 61. No. 7 , 12.

de Chazal, P., Heneghan, C., Sheridan, E., Reilly, R., Nolan, P., & O' Malley, M. (2000). *Automatic Classification of Sleep Apnea Epochs Using the Electrocardiogram*. Dublin, Ireland.

Diaz, G. A., López, J. A., & Caicedo, E. (2009). Aplicación de la lógica difusa tipo dos en una planta didáctica en control de procesos industriales, respecto de las variables nivel y flujo. *SISTEMAS y TELEMÁTICA* , 20.

Dongrui, W., & Maowen, N. (2011). Comparison and Practical Implementation of Type-Reduction Algorithms for Type-2 Fuzzy Sets and Systems. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems* , 2131-2138.

E, V., R. Cilveti, P., & E. Estivill, S. (2002). Síndrome del Apnea Obstructiva del sueño en el niño: una responsabilidad del pediatra.

EMSIA. (Octubre de 2002). *Curso Intensivo de Sonido*. Recuperado el 22 de Noviembre de 2013, de <http://www.emsia.com.ar/downloads/sonido2.pdf>

F. Gallo, R. (2005). *El Electrocardiograma en la Clínica: una forma práctica para su análisis*. República Argentina.

- Galeano, S. A., & Velosa, D. M. (2011). Interpretation of polysomnography.
- Galeano, S., MD, & Milena, D. (2011). Interpretación de la Polisomnografía. *Acta de Otorrinolaringología & Cirugía de Cabeza y Cuello* , 10.
- Geo, S. (s.f.). *Su sitio de Salud en la Web*. Recuperado el 12 de 2012, de http://geosalud.com/Salud_Mental/trastornos_sueno.htm
- Gui, L. (2011). *Ingeniería Informática*. Obtenido de Computación inteligente: <http://luisguillermo.com/Comp-Intelig/comp-intelig.htm>
- Haitham, M. A.-a., & V., S. A. (2012). *Automated Recognition of Obstructive Sleep Apnea Syndrome Using Support Vector Machine Classifier*.
- Haja, T., Behbehani, K., Yen, F., Lucas, E., & Burk, J. (1999). *Sleep Apnea Detection Using Flow Spectral Analysis and Fuzzy Logic*. Arlington, Texas.
- Hernández Pereira, E. M. (2009). Tesis Doctoral. En E. M. Hernández Pereira, *Técnicas de Inteligencia Artificial e Ingeniería de Software para un Sistema Inteligente de Monitorización de Apnea en Sueño*. Coruña.
- M. Al-Ashmouny, K., A. Morsy, A., & F. Lozada, S. (2005). *Sleep Apnea Detection and Classification Using Fuzzy Logic: Clinical Evaluation*. Cairo, Egypt.
- Martinez Alarcón, L. (31 de 05 de 2010). *Apnea del Sueño afecta a mexicanos*. Recuperado el 10 de 2012, de <http://bienestar.salud180.com/salud-dia-dia/apnea-del-sueno-afecta-mexicanos>
- Md., R. A., Shah, A. H., Md., S. A., & Tahmid, L. (2010). *Analysis of EEG and EMG Signals for Detection of Sleep Disordered Breathing Events*. Dhaka, Bangladesh.
- Melin, & Melin, P. (2013). A review on the applicatios of tipe 2 fuzzy logic clasification and pattern recognition. *Journal* , 11.
- Mireira, P., & Estivill, E. (2008). Indicaciones y metodos de exploración del sueño. *Jano* , 3.
- Morillo, D. S. (2008). Tesis Doctoral. En D. S. Morillo, *Procesado y Transmisión de Señales Biomédicas para el Diagnostico de Trastornos y Enfermedades del Sueño*. España.
- ORTHO APNEA. (s.f.). Recuperado el 01 de 11 de 2012, de La Solución al ronquido y al SAOS, Métodos Diagnostico; Tratamiento Apnea del Sueño: <http://www.orthoapnea.com/es/metodos-diagnosticos.php>
- Osorio, L. D., & Peláez, N. (2011). *Uso de la Tecnología en la medicina*.

P. de, C., C., H., E., S., R., R., P., N., & M., O. *Automatic Classification of Sleep Apnea Epochs Using the Electrocardiogram*. Dublin, Ireland.

Pozas, D. G. (2007). El electrocardiograma y su tecnología -Cuarta parte. *Educación médica No. 24 Volumen 8*, 27 - 31.

Quintero Salazar, E. A., & Valencia Parra, J. D. (2012). Simulación del algoritmo Pan-Tompkins para la detección de intervalos QRS en tiempo real. 73-81.

R. Sanjee, S., Co, M. &, Upper, G., Vijendra, S., MaxisIT, I., & Metuchen. (2010). ECG Feature Detection Using SAS. *PharmaSUG*, 9.

R., D. H. (2013). *Apnea del Sueño: CUADRO CLÍNICO Y ESTUDIO DIAGNÓSTICO*.

Ramiro Bosque, C. (27 de Enero de 2012). El sueño: Ciclos de Sueño y Alteraciones del dormir en el Síndrome de Tourette.

Respironics. (2007). *Apnea Obstructiva del Sueño*.

Sa, S. L. (12 de Octubre de 2012). *¿Hacia donde va la Computación Inteligente?* Recuperado el 18 de Noviembre de 2013, de Hoy en la Salle: <http://hoy.uls.edu.mx/?p=28948>

Salud, G. (09 de septiembre de 2012). *Su sitio de Salud en la Web*. Recuperado el 12 de 2012, de http://geosalud.com/Salud_Mental/trastornos_sueno.htm

Sanitat, G. V. (05 de 2012). *Estudio de Sueño o Polisomnografía*. Recuperado el 11 de 2012, de <http://www.saludymedicinas.com.mx/centros-de-salud/insomnio/analisis-y-estudios-de-laboratorio/polisomnografia.html>

T., H., K., B., F. C., Y., E. A., L., & J. R., B. (2010). *Sleep Apnea Detection Using Flow Spectral Analysis and Fuzzy Logic*. Arlington, Texas.

Tarik, A. A., Yskandar, Reduouane, Frederic, & Daniel. (2004). Sleep Apnea Syndrome Identification Using Hidden Markov Models.

Tortosa, A., & Reiriz, J. (2008). *Sistema cardiovascular: anatomía*.

UNAM. (22 de 03 de 2010). *Padecen apnea del sueño casi 30 millones de mexicanos*. Recuperado el 10 de 2012, de <http://noticias.universia.net.mx/ciencia-nn-tt/noticia/2010/03/22/192217/padecen-apnea-sueno-casi-30-millones-mexicanos.html>

Villagra Siles, F., & Villagra Uriona, J. *Apnea obstructiva del sueño*.

Villagra Siles, F., & Villagra Uriona, J. (2006). *Apnea obstructiva del sueño*. México: Medigraphic Literatura biomédica.

Wiki, p. (s.f.). *Polisomnografía*. Recuperado el 10 de 2012, de es.wikipedia.org/wiki/Polisomnografía

ANEXO I PUBLICACIONES

PUBLICACIÓN CONGRESO UNIVERSITARIO 2014 CHIHUAHUA

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE CIUDAD JUÁREZ

CONGRESO UNIVERSITARIO

2014

PUBLICACIONES EN EXTENSO



UNIVERSIDAD
TECNOLÓGICA
DE CIUDAD JUÁREZ

ANÁLISIS DEL INTERVALO RR PARA LA DETECCIÓN DEL SÍNDROME DE APNEA OBSTRUCTIVA DEL SUEÑO EN PACIENTES

Rosa Montes Delgado¹, José Crispín Hernández Hernández², Haydeé Patricia Martínez Hernández³
y Rafael Ordoñez Flores⁴.

^{1,2,3,4}Instituto Tecnológico de Apizaco
Av. Instituto Tecnológico S/N
Apizaco, Tlaxcala, México, C.P. 90300
rosymd_01@hotmail.com

Resumen: El Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño (SAOS) es uno de los problemas más comunes en el mundo, tiene una prevalencia de 4% en hombres y 2% en mujeres, es generalmente conocido como la interrupción de la respiración durante el sueño por más de 10 segundos, incrementando la posibilidad de padecer hipertensión arterial, enfermedades cardiovasculares y accidentes de tráfico. En este trabajo se presenta una metodología para la detección de SAOS utilizando características extraídas de la grabación nocturna del Electrocardiograma (ECG) disponibles en la base de datos de Physionet, mediante la implementación del algoritmo de Pan-Tompkins se realizó la detección del complejo QRS para una mejor identificación de los picos R de la señal, se diseñó un sistema de inferencia difuso para la detección de apneas, cuyos resultados demostraron una mejor clasificación de pacientes con y sin sospecha de padecer SAOS.

Palabras clave: ECG, Pan-Tompkins, SAOS, Sistema de Inferencia Difuso.

1. Introducción

El Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño es un trastorno del sueño que se define como pausas anormales en la respiración (por más de 10 segundos) durante el sueño, es comúnmente diagnosticado con la Polisomnografía (PSG) mediante el análisis de las señales fisiológicas de electroencefalograma (EEG), electrocardiograma (ECG), electromiograma (EMG) y saturación de oxígeno (SaO₂) (Chien-Chang, 2013). El electrocardiograma (ECG) es una herramienta de diagnóstico muy utilizada que consiste en la grabación de la actividad eléctrica del corazón mediante el uso de electrodos fijados a la altura del tórax del paciente (Jane, 2000). El ronquido es el sonido que se produce principalmente por inspiración como resultado del colapso parcial de algunas partes de las vías respiratorias superiores en la parte superior de la garganta (Canisius, 2008).

Debido a su alta prevalencia y gravedad en adultos, recientes estudios han demostrado que 1 de cada 5 adultos padece SAOS leve y, 1 de cada 15 moderado o grave (Babaeizadeh, 2010). En la literatura científica diferentes estudios se centran en la identificación de episodios de apnea/épocas en los segmentos de la señal, mediante diversos enfoques, utilizando datos de ECGs. Tal es el caso de Laiali et. al. (Almazaydeh, 2012), que presenta un algoritmo de clasificación automatizada que procesa épocas de un ECG de corta duración, basado en máquinas de soporte vectorial (SVM). Los resultados muestran que el sistema de clasificación automatizado puede reconocer épocas de trastornos del sueño con un grado de exactitud del 96.5%.

Por su parte Giovanna Sannino et. al. (Sannino, 2014), proponen un método fácil para el seguimiento de pacientes con SAOS mediante un dispositivo móvil, que recoge datos de un solo canal de ECG. Este enfoque se basa en la forma de un conjunto de reglas Si... Entonces que contienen parámetros derivados del análisis de la variabilidad del ritmo cardiaco. La extracción se lleva a cabo fuera de línea por medio de un algoritmo de Evolución Diferencial. Los resultados demuestran su eficacia en términos de precisión, sensibilidad y especificidad, demostrando una mayor capacidad de discriminación.

Abdulnasir Yildiz et. al. (Abdulnasir, 2011) proponen un sistema experto basado en la transformada de onda discreta (DWT), transformada rápida de Fourier (FFT) y Máquinas de vectores de soporte de mínimos cuadrados (LS- SVM) para el reconocimiento automático de los pacientes con SAOS. Utilizando el método de validación cruzada, el sistema desarrollado alcanzó 100% de exactitud.

La detección temprana y la clasificación es el paso más importante en el tratamiento de SAOS. A continuación, se describe el sistema propuesto que se ha desarrollado para clasificar la situación SAOS del paciente.

2. Desarrollo

En este trabajo se propone un sistema para la detección de SAOS mediante el procesamiento de las señales obtenidas de un ECG utilizando Lógica Difusa.

La metodología propuesta del sistema para la detección de SAOS, consta de 6 módulos (ver Figura 1). A continuación se detalla cada uno de ellos.

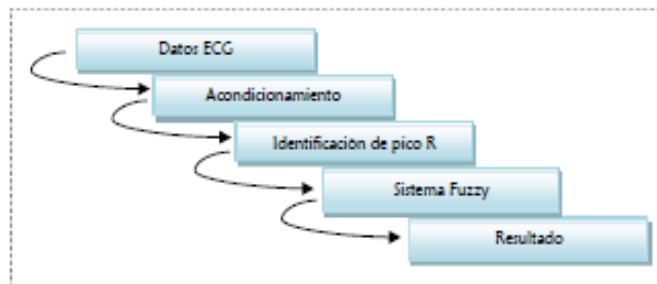


Figura 1. Diagrama de bloques de la metodología propuesta

2.1 Datos ECG

El electrocardiograma (ECG) es un examen no invasivo para el registro gráfico de la actividad eléctrica del corazón. El trazado demuestra en tiempo y voltaje la transmisión del impulso eléctrico cardiaco en los periodos de despolarización y repolarización, en las diferentes estructuras anatómicas del corazón.

Para desarrollar y evaluar el sistema que está basado en el ECG, se utilizó la base de datos de apnea-ECG de PhysioNet [8], que se encuentra a disposición del público y contiene 70 grabaciones de ECG extraídas de las mediciones de polisomnografía proporcionado por la Universidad Philipps, Marburg, Alemania. Las señales están muestreadas a 100 Hz, con una resolución de 16 bits, donde cada bit representa 5 mV. La base de datos no contiene episodios de apnea central pura, solamente de apnea obstructiva. Las 70 señales registradas contienen anotaciones de apnea y del complejo QRS.

De estas grabaciones, 8 tienen 4 señales respiratorias: oronasal, pletismográfica de pecho, abdominal y saturación de oxígeno. En estas 8 señales, las anotaciones de apnea fueron realizadas por médicos expertos y anotadas minuto a minuto. Los registros fueron de hombres y mujeres entre 27 y 63 años de edad y un peso de entre 53 y 135 kg. Un registro analizado se muestra en la figura 2.

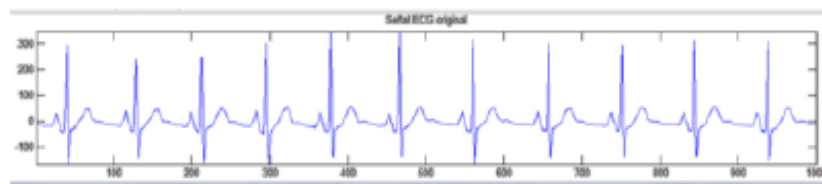


Figura 2. Señal ECG

2.2 Acondicionamiento de la señal

Para la ejecución de esta investigación se implementó el algoritmo de Pan-Tompkins (Pan, Tompkins, 1985), que permite identificar los intervalos QRS por medio de filtros, integradores y derivadores, que básicamente tratan de encontrar los cambios bruscos de pendiente que caracterizan el inicio de las ondas R. El algoritmo involucra una serie de filtros y operadores de tipo pasa bajo, pasa alto, derivador, cuadratura y ventana de integración (Ver figura 3). En este caso, la detección del QRS se basa en el análisis de amplitud, pendiente y anchura de los complejos QRS.



Figura 3. Diagrama de bloque algoritmo Pan Tompkins

El Filtro pasa bajo recursivo que se utilizó en el algoritmo de Pan-Tompkins, posee coeficientes enteros con el fin de reducir la complejidad y el consumo computacional. La función de transferencia discreta de este filtro está dada por la ecuación (1) que ha sido aplicada a la señal (ver figura 4)

$$H(z) = \frac{1 - z^{-6}}{32(1 - z^{-1})^2} \quad (1)$$

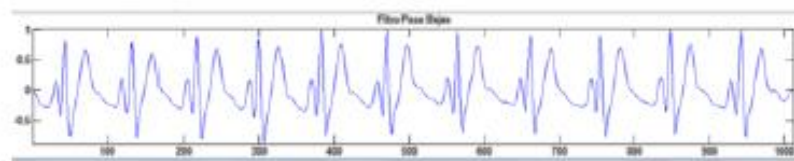


Figura 4. Filtro Pasa Bajo

El Filtro pasa alto utilizado en el algoritmo es implementado como un filtro pasa todo menos un filtro pasa bajo. El componente pasa alto tiene la función de transferencia dada por la ecuación (2) (ver figura 5).

$$H_{hp}(z) = \frac{1 - z^{-62}}{32(1 - z^{-1})} \quad (2)$$

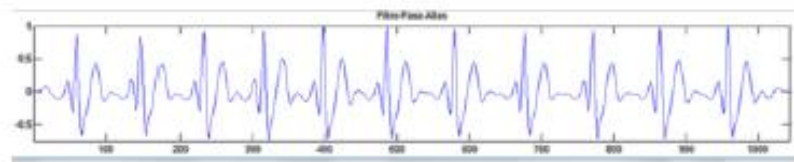


Figura 5. Filtro Pasa Alto

El operador derivativo (ver figura 6) usado por Pan y Tompkins está dado por la ecuación (3).

$$y(n) = \frac{1}{5} [2x(n) + x(n - 1) - x(n - 3) - 2x(n - 4)] \quad (3)$$

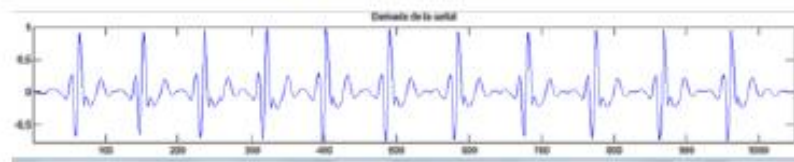


Figura 6. Aplicación del operador derivativo

La operación de cuadratura hace positivo el resultado de los filtros descritos anteriormente y enfatiza las grandes diferencias resultantes de los complejos QRS. Las pequeñas diferencias derivadas de las ondas P y T son suprimidas. Las componentes de alta frecuencia en la señal relacionada con el complejo QRS, son acentuadas (ver figura 7).

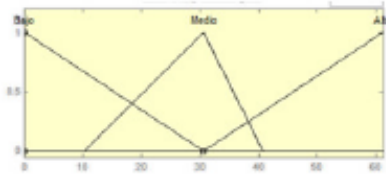


Figura 11. Variable de entrada

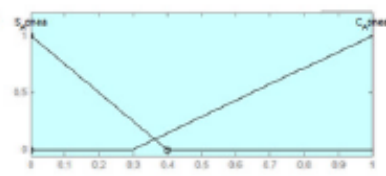


Figura 12. Variable de salida

Este sistema permitió la identificación de los eventos de apnea que se describen en la siguiente sección.

3. Resultados

En este trabajo se buscó la de detección del SAOS en la señal de ECG utilizando el algoritmo de Pan-Tompkins para la identificación de picos R. El modelo fue evaluado con los diferentes registros de la base de datos de apneas-ECG de Physionet, los eventos de apnea fueron detectados con un 90% de efectividad (en 63 de los 70 registros). La siguiente figura muestra el registro c02 que tiene una duración de grabación de 503 minutos, misma que sólo contiene un evento de apnea registrado en un minuto (ver figura 13).

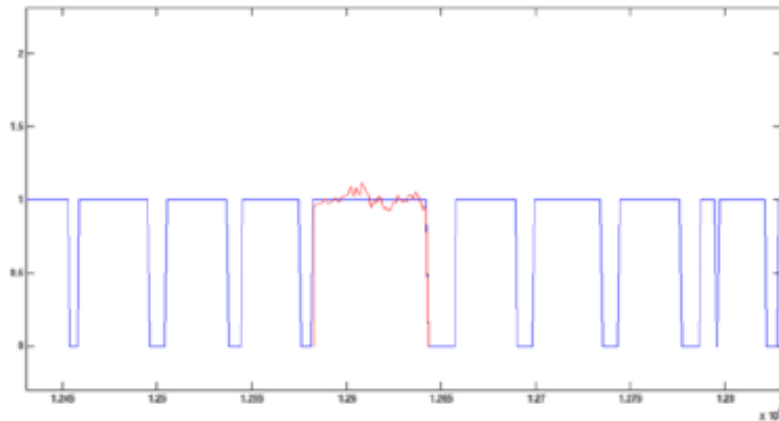


Figura 13. Identificación de Apneas

4. Conclusiones

La principal aportación de este trabajo, es que analiza el registro completo de cada individuo. Otros trabajos reportan resultados tomando solo segmentos de tiempo donde existe o no apneas. La consolidación, proyección y crecimiento del proyecto permitirá que la sociedad en general pueda ser directamente beneficiada, con el desarrollo científico y tecnológico.

5. Referencias

- [1] Chien-Chang, Hsu, (2013). Evaluating the sleep quality of obstructive sleep apnea patients after continuous positive airway pressure treatment. *Computer in Biology and Medicine*, 43, 870-878.
- [2] Jane, Raimon, (23 Julio 2000). Automatic of Snoring Signals: Validation with Simple Snore and OSAS Patients. *22nd Annual EMBS International Conference*, 3.
- [3] Canisius, Sebastián, (24 Agosto 2008). Detection of Sleep Disordered Breathing by Automated ECG Analysis. *30th Annual International IEEE EMBS Conference*, 4.

- [4] Babaeizadeh, Saeed, (2010). Automatic Detection and Quantification of Sleep Apnea Using Heart Rate Variability. *Journal of Electrocardiology*, 43, 535-541.
- [5] Almazaydeh, Laiali, (2012). Detection of Obstructive Sleep Apnea through ECG Signals Features. *Department of Computers Science and Engineering*, 978-1-4673-0818-2/12.
- [6] Sannino, Giovanna, (2014). Monitoring Obstructive Sleep Apnea by means of a real-time mobile system based on the automatic extraction of sets of rules through Differential Evolution. *Journal of Biomedical Informatics*, Article in Press.
- [7] Abdulnasir, Yildiz, (2011). An expert system for automated recognition of patients with obstructive sleep apnea using electrocardiogram recordings. *Expens Systems with Applications*, 38, 12880-12890.
- [8] Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. *Circulation* 101(23):e215-e220 [Circulation Electronic Pages; <http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215>]; 2000 (June 13)
- [9] Pan, Jiapu, J. Tompkins, Willis, (1985). A Real-Time QRS Detection algorithm. *IEEE TRANSACTION ON BIOMEDICAL ENGINEERING*. BME-32. 230-2.

PUBLICACIÓN EN CONGRESO INTERNACIONAL DE INVESTIGACIÓN ACADEMA JOURNALS 2014 CHIAPAS

Congreso Internacional de Investigación
Academia Journals 2014

Copyright 2014 Academia Journals

Tuxtla Gutiérrez, Chiapas, México
Septiembre 17 al 19, 2014

Detección Automática del Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño Usando un Algoritmo con Lógica Difusa a Partir de un Electrocardiograma

Dr. José Crispín Hernández Hernández¹, Lic. Rosa Montes Delgado²,
M.C. Haydee Patricia Martínez Hernández³ y Dr. Rafael Ordoñez Flores⁴

Resumen—El Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño (SAOS) se caracteriza por episodios de obstrucción o colapso de la vía aérea superior que tiene lugar mientras la persona afectada duerme, debido a que la vía respiratoria se estrecha, se bloquea o se vuelve flexible. En este trabajo se diseñó e implementó: el algoritmo Pan-Tomplins para la identificación de los picos R obtenidos del Electrocardiograma (ECG), y un sistema de Inferencia Difusa para detección del SAOS usando las características extraídas de los picos R. Se utilizó la base de datos ECG-Apnea de Physionet que contiene información acerca de la monitorización del paciente a partir de un ECG.

Palabras clave— ECG, Pan-Tomplins, SAOS, Sistema de Inferencia Difuso.

Introducción

El Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño es un trastorno del sueño que se define como pausas anormales en la respiración (por más de 10 segundos) durante el sueño, es comúnmente diagnosticado con la Polisomnografía (PSG) mediante el análisis de las señales fisiológicas de electroencefalograma (EEG), electrocardiograma (ECG), electromiograma (EMG) y saturación de oxígeno (SpO_2) (Chien-Chang et al. 2013). El electrocardiograma (ECG) es una herramienta de diagnóstico muy utilizada que consiste en la grabación de la actividad eléctrica del corazón mediante el uso de electrodos fijados a la altura del tórax del paciente (Jane et al. 2000). El ronquido es el sonido que se produce principalmente por inspiración como resultado del colapso parcial de algunas partes de las vías respiratorias superiores en la parte superior de la garganta (Camisius et al. 2008).

Debido a su alta prevalencia y gravedad en adultos, recientes estudios han demostrado que 1 de cada 5 adultos padece SAOS leve y, 1 de cada 15 moderado o grave (Babaeizadeh et al. 2010). En la literatura científica diferentes estudios se centran en la identificación de episodios de apnea/épocas en los segmentos de la señal, mediante diversos enfoques, utilizando datos de ECGs. Tal es el caso de Lalali Almazaydeh et al. (2012), que presenta un algoritmo de clasificación automatizada que procesa épocas de un ECG de corta duración, basado en máquinas de soporte vectorial (SVM). Los resultados muestran que el sistema de clasificación automatizado puede reconocer épocas de trastornos del sueño con un grado de exactitud del 96.5%.

Por su parte Giovanna Sannino et. al. (2014), proponen un método fácil para el seguimiento de pacientes con SAOS mediante un dispositivo móvil, que recoge datos de un solo canal de ECG. Este enfoque se basa en la forma de un conjunto de reglas Si... Entonces que contienen parámetros derivados del análisis de la variabilidad del ritmo cardíaco. La extracción se lleva a cabo fuera de línea por medio de un algoritmo de Evolución Diferencial. Los resultados demuestran su eficacia en términos de precisión, sensibilidad y especificidad, demostrando una mayor capacidad de discriminación.

Abdulnasir Yildiz et. al. (2011) proponen un sistema experto basado en la transformada de onda discreta (DWT), transformada rápida de Fourier (FFT) y Máquinas de vectores de soporte de mínimos cuadrados (LS- SVM) para el reconocimiento automático de los pacientes con SAOS. Utilizando el método de validación cruzada, el sistema desarrollado alcanzó 100% de exactitud.

La detección temprana y la clasificación es el paso más importante en el tratamiento de SAOS. A continuación, se describe el sistema propuesto que se ha desarrollado para clasificar la situación SAOS del paciente.

¹ El Dr. José Crispín Hernández Hernández es docente en el Instituto Tecnológico de Apizaco, Tlaxcala. josechh@yahoo.com.

² La Lic. Rosa Montes Delgado es estudiante de la Maestría en Sistemas Computacionales en el Instituto Tecnológico de Apizaco, Tlaxcala. rosynd_01@hotmail.com.

³ La M. C. Haydee Patricia Martínez Hernández es docente de Ing. En Electrónica en el Instituto Tecnológico de Apizaco, Tlaxcala. pathaymh@yahoo.com.

⁴ El Dr. Rafael Ordoñez Flores es docente de Ing. En Electrónica en el Instituto Tecnológico de Apizaco, Tlaxcala. @gmail.com

Descripción del Método

En este trabajo se propone un sistema para la detección de SAOS mediante el procesamiento de las señales obtenidas de un ECG utilizando Lógica Difusa.

La metodología propuesta del sistema para la detección de SAOS, consta de 6 módulos (ver Figura 1). A continuación se detalla cada uno de ellos.

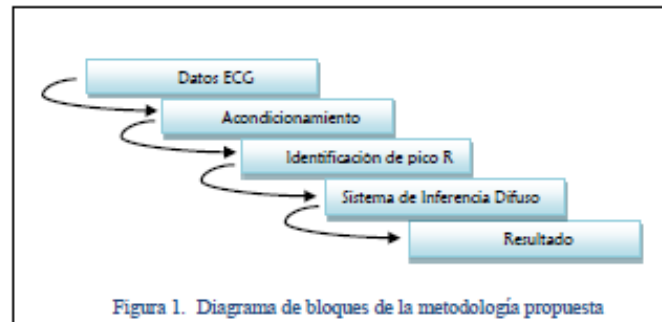


Figura 1. Diagrama de bloques de la metodología propuesta

Datos ECG

El electrocardiograma (ECG) es un examen no invasivo para el registro gráfico de la actividad eléctrica del corazón. El trazado demuestra en tiempo y voltaje la transmisión del impulso eléctrico cardiaco en los periodos de despolarización y re polarización, en las diferentes estructuras anatómicas del corazón.

Para desarrollar y evaluar el sistema que está basado en el ECG, se utilizó la base de datos de apnea-ECG de PhysioNet (Goldberger et al. 2000), que se encuentra a disposición del público y contiene 70 grabaciones de ECG extraídos de las mediciones de polisomnografía proporcionado por la Universidad Philipps, Marburg, Alemania. Las señales están muestreadas a 100 Hz, con una resolución de 16 bits, donde cada bit representa 5 mV. La base de datos no contiene episodios de apnea central pura, solamente de apnea obstructiva. Las 70 señales registradas contienen anotaciones de apnea y del complejo QRS.

De estas grabaciones, 8 tienen 4 señales respiratorias: oronasal, pletismográfica de pecho, abdominal y saturación de oxígeno. En estas 8 señales, las anotaciones de apnea fueron realizadas por médicos expertos y anotadas minuto a minuto. Los registros fueron de hombres y mujeres entre 27 y 63 años de edad y un peso de entre 53 y 135 kg. Un registro analizado se muestra en la figura 2.

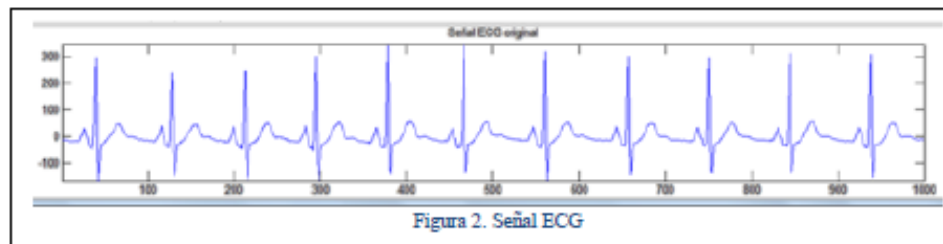
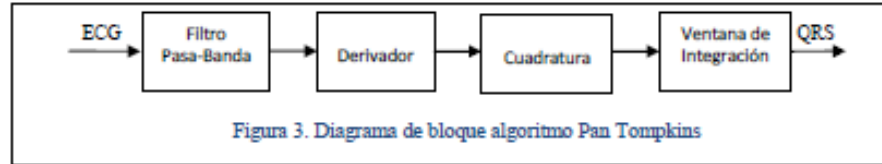


Figura 2. Señal ECG

Acondicionamiento de la señal

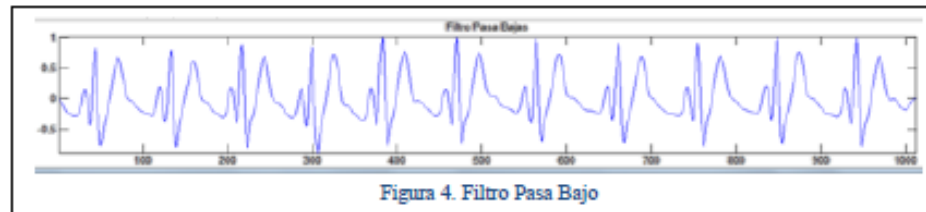
Para la ejecución de esta investigación se implementó el algoritmo de Pan-Tompkins (Pan y Tompkins, 1985), que permite identificar los intervalos QRS por medio de filtros, integradores y derivadores, que básicamente tratan de encontrar los cambios bruscos de pendiente que caracterizan el inicio de las ondas R. El algoritmo involucra una serie

de filtros y operadores de tipo pasa bajo, pasa alto, derivador, cuadratura y ventana de integración (ver figura 3). En este caso, la detección del QRS se basa en el análisis de amplitud, pendiente y anchura de los complejos QRS.



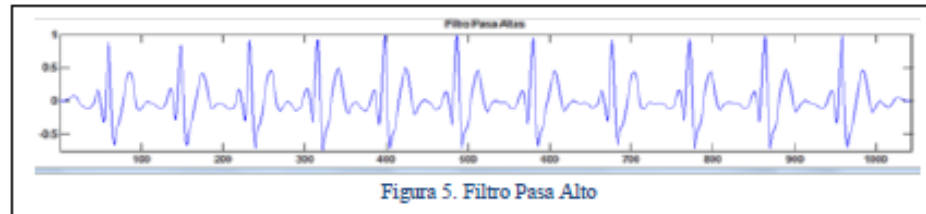
El Filtro pasa bajo recursivo que se utilizó en el algoritmo de Pan-Tompkins, posee coeficientes enteros con el fin de reducir la complejidad y el consumo computacional. La función de transferencia discreta de este filtro está dada por la ecuación (1) que ha sido aplicada a la señal (ver figura 4).

$$H(z) = \frac{1}{32} \frac{(1-z^{-6})^2}{(1-z^{-1})^2} \quad (1)$$



El Filtro pasa alto utilizado en el algoritmo es implementado como un filtro pasa todo menos un filtro pasa bajo. El componente pasa alto tiene la función de transferencia dada por la ecuación (2) (ver figura 5).

$$H_{hp}(z) = \frac{1}{32} \frac{(1-z^{-22})}{(1-z^{-1})} \quad (2)$$



El operador derivativo (ver figura 6) usado por Pan y Tompkins está dado por la ecuación (3).

$$y(n) = \frac{1}{5} [2x(n) + x(n-1) - x(n-3) - 2x(n-4)] \quad (3)$$

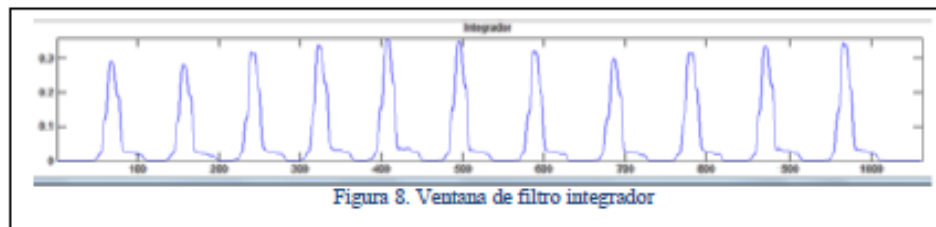


La operación de cuadratura hace positivo el resultado de los filtros descritos anteriormente y enfatiza las grandes diferencias resultantes de los complejos QRS. Las pequeñas diferencias derivadas de las ondas P y T son suprimidas. Las componentes de alta frecuencia en la señal relacionada con el complejo QRS, son acentuadas (ver figura 7).



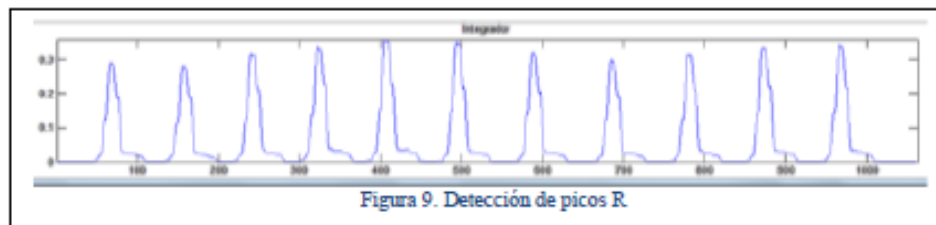
Como se observa en el apartado anterior, la salida de una operación derivativa exhibe múltiples picos dentro de la duración de un complejo QRS simple. El algoritmo de Pan-Tompkins suaviza la salida de las operaciones realizadas anteriormente (ver figura 8) a través de un movimiento de ventana del filtro integrador dado por (4).

$$y(n) = \frac{1}{N} [x(n - (N - 1)) + x(n - (N - 2)) + \dots + x(n)] \quad (4)$$



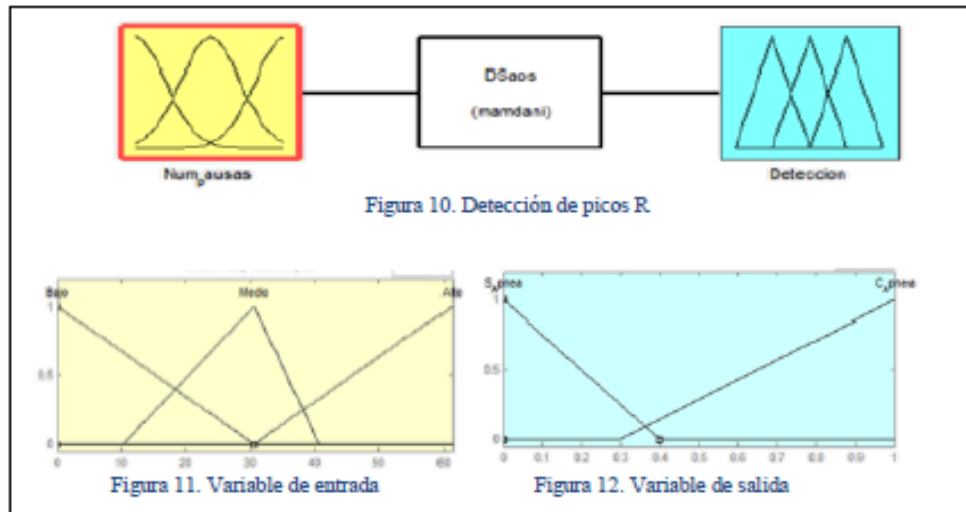
Identificación de picos R

Una vez que se han segmentado los complejos QRS es posible identificar los picos R en la señal (ver figura 9), se obtiene la distancia de los intervalos RR para crear un vector que será analizado por el sistema de inferencia difuso para la detección de apneas en pacientes.



Sistema de Inferencia Difuso

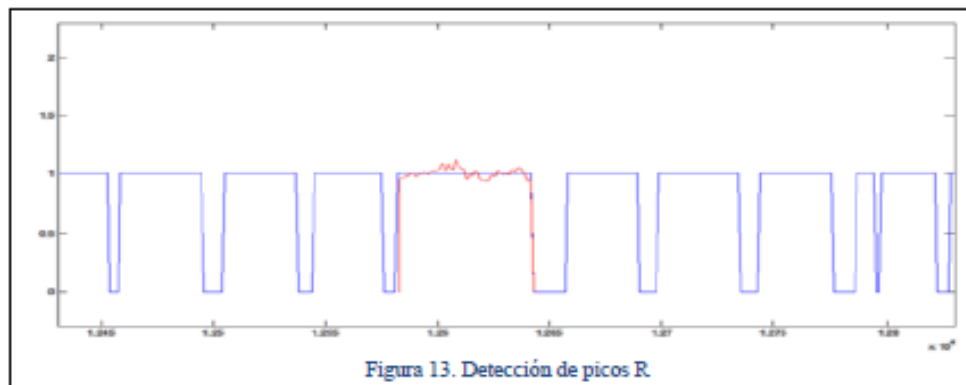
En este trabajo se implementó un Sistema de Inferencia Difuso (utilizando MATLAB, ver figura 10) dedicado al análisis de los datos de entrada provenientes del ECG, utilizando funciones de membresía triangular; se estableció la variable de entrada Num_pausas ('bajo', 'medio' y 'alto', ver figura 11), y la variable de salida, Detección ('C_Apnea' y 'S_Apnea', ver figura 12); las reglas se plantearon tomando como base a los especialistas en trastornos del sueño y a la literatura de medicina del sueño existente.



Este sistema permitió la identificación de los eventos de apnea que se describen en la siguiente sección.

Resultados

En este trabajo se buscó la de detección del SAOS en la señal de ECG utilizando el algoritmo de Pan-Tompkins para la identificación de picos R. El algoritmo con Lógica Difusa que incluye el conocimiento del experto (médico especialista) fue evaluado con los diferentes registros de la base de datos de Apnea-ECG de Physionet, los eventos de apnea fueron detectados con un 90% de efectividad (en 63 de los 70 registros). La siguiente figura muestra el registro c02 que tiene una duración de grabación de 503 minutos, misma que sólo contiene un evento de apnea registrado en un minuto (ver figura 13). En ambos casos, se obtuvieron resultados satisfactorios.



Conclusiones

La principal aportación de este trabajo, es que analiza el registro completo de cada individuo. Otros trabajos reportan resultados tomando solo segmentos de tiempo donde existe o no apneas. La consolidación, proyección y crecimiento del proyecto permitirá que la sociedad en general pueda ser directamente beneficiada, con el desarrollo científico y tecnológico.

Referencias

- H. Chien-Chang, W. Jie-Han, C. Hou-Chang, L. Chia-Mo, "Evaluating the sleep quality of obstructive sleep apnea patients after continuous positive airway pressure treatment". *Computer in Biology and Medicine*, 43, 2013, 870-878.
- R. Jans, JS. Solar, JA. Fix, J. Morera, "Automatic of Snoring Signals: Validation with Simple Snores and OSAS Patients", *22nd Annual EMBS International Conference*, 23 Julio 2000, 3.
- S. Caminus, T. Ploch, V. Gross, A. Jarrstrup, T. Pennel, K. Kasper, "Detection of Sleep Disordered Breathing by Automated ECG Analysis", *30th Annual International IEEE EMBS Conference*, 24 Agosto 2008, 4.
- S. Babaeizadeh, D. P. White, S. D. Pittman, S. H. Zhou, "Automatic Detection and Quantification of Sleep Apnea Using Heart Rate Variability", *Journal of Electrocardiology*, 43, 2010, 535-541.
- L. Almazaydeh, K. Elleithy, M. Fazaipour, "Detection of Obstructive Sleep Apnea through ECG Signals Features", *Department of Computers Science and Engineering*, 2012, 978-1-4673-0618-2/12.
- G Sannino, ID Falco, GD Prieto, "Monitoring Obstructive Sleep Apnea by means of a real-time mobile system based on the automatic extraction of sets of rules through Differential Evolution", *Journal of Biomedical Informatics*, 2014, Article in Press.
- A Yildiz, M Akin, M Poyraz, "An expert system for automated recognition of patients with obstructive sleep apnea using electrocardiogram recordings", *Experts Systems with Applications*, 38, 2011, 12880-12890.
- Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. *Circulation* 101(23):e215-e220 [Circulation Electronic Pages; <http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215>]; 2000 (June 13).
- Pan, Japu, J. Tompkins, Willis, (1985). A Real-Time QRS Detection algorithm. *IEEE TRANSACTION ON BIOMEDICAL ENGINEERING*. BME-32. 230-237.

Desarrollo de un dispositivo electrónico para el diagnóstico del Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño

Rosa Montes Delgado

Instituto Tecnológico de Apizaco, Av. Instituto Tecnológico S/N, 2414172010 ext. 145
rosymd_01@hotmail.com

José Crispín Hernández Hernández

Instituto Tecnológico de Apizaco, Av. Instituto Tecnológico S/N, 2414172010 ext. 145
josechh@yahoo.com

Haydeé Patricia Martínez Hernández

Instituto Tecnológico de Apizaco, Av. Instituto Tecnológico S/N, 2414172010 ext. 145
pathaymh@yahoo.com

Rafael Ordoñez Flores

Instituto Tecnológico de Apizaco, Av. Instituto Tecnológico S/N, 2414172010 ext. 145
rafaof24@hotmail.com

Roberto Morales Caporal

Instituto Tecnológico de Apizaco, Av. Instituto Tecnológico S/N, 2414172010 ext. 145
moralescaporal@hotmail.com

Edmundo Bonilla Huerta

Instituto Tecnológico de Apizaco, Av. Instituto Tecnológico S/N, 2414172010 ext. 145
edbonn@itapizaco.edu.mx

Resumen

El presente proyecto consiste en el desarrollo de un dispositivo electrónico portable, fácil de utilizar y de bajo costo para el diagnóstico del Síndrome de Apnea Obstructiva

del Sueño (SAOS), a partir del Microcontrolador MCU ATMEGA 2560, e integrados electrónicos como amplificadores operacionales. Con el cual es posible que partiendo de los datos obtenidos por el dispositivo especializado durante la noche de sueño se pueda diagnosticar la presencia de SAOS.

Palabras Claves: ECG, picos R, SAOS, Microcontrolador.

1. Introducción

El Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño (SAOS) es un trastorno del sueño que se define como pausas anormales en la respiración (por más de 10 segundos) durante el sueño, es comúnmente diagnosticado con la Polisomnografía (PSG) mediante el análisis de las señales fisiológicas de electroencefalograma (EEG), electrocardiograma (ECG), electromiograma (EMG) y saturación de oxígeno (SaO₂) [1]. En México la población afectada por trastornos del sueño asciende a más de 35 millones de personas, hay menos de 40 laboratorios del sueño en todo el país, incluyendo los de las instituciones públicas y privadas [2], siendo lo anterior el motivo de este trabajo de investigación.

El ECG es una herramienta de diagnóstico muy utilizada que consiste en la grabación de la actividad eléctrica del corazón mediante el uso de electrodos fijados a la altura del tórax del paciente [3, 4]. El ronquido es el sonido que se produce principalmente por inspiración como resultado del colapso parcial de algunas partes de las vías respiratorias superiores en la parte superior de la garganta [4].

Debido a su alta prevalencia y gravedad en adultos recientes estudios han demostrado que 1 de cada 5 adultos padece SAOS leve y 1 de cada 15 moderado o grave [5]. En la literatura científica diferentes estudios se centran en la identificación de episodios de apnea/épocas en los segmentos de la señal, mediante diversos enfoques, para hacer frente al SAOS por diferentes autores que han hecho referencia a la utilización de los parámetros relacionados con el ECG, tal es el caso de Giovanna Sannino et al. [6].

proponen un método fácil para el seguimiento de pacientes con SAOS mediante un dispositivo móvil, que recoge datos de un solo canal de ECG. Este enfoque se basa en la forma de un conjunto de reglas Si-Entonces que contienen parámetros derivados del análisis de la variabilidad del ritmo cardíaco. La extracción se lleva a cabo fuera de línea por medio de un algoritmo de Evolución Diferencial. Los resultados demuestran su eficacia en términos de precisión, sensibilidad y especificidad, demostrando una mayor capacidad de discriminación.

Abdulnasir Yildiz et al. [7] proponen un sistema experto basado en la transformada de onda discreta (DWT), transformada rápida de Fourier (FFT) y Máquinas de vectores de soporte de mínimos cuadrados (LS- SVM) para el reconocimiento automático de los pacientes con SAOS. Utilizando el método de validación cruzada del sistema desarrollado se encontró 100% de la exactitud para su uso.

El reconocimiento temprano y la clasificación es el paso más importante en el tratamiento de SAOS. En este trabajo se llevó a cabo el diseño y desarrollo de un dispositivo portable que proporciona de manera fácil y confiable la recolección de datos de ECG y Ronquido en pacientes con sospecha de padecer SAOS, para ser analizados y emitir un diagnóstico, este diagnóstico permite que el dispositivo sea fácil de interpretar por el médico experto y no experto en el área del sueño, haciendo más viable la detección de este síndrome en la población.

2. Desarrollo

Para el desarrollo del dispositivo El dispositivo está compuesto por el circuito para el ECG (ver Fig. 1) con etapas de acondicionamiento de la señal del ECG.

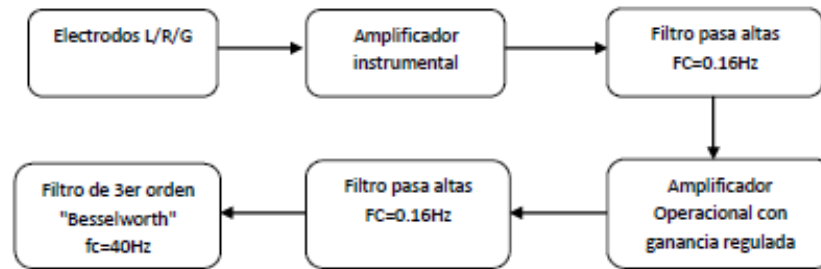


Fig. 1. Diagrama esquemático del ECG.

La ganancia del amplificador instrumental realizado se obtuvo mediante la ecuación 1. Siendo la función de transferencia la ganancia. Cabe resaltar $V1$ y $V2$, representan los electrodos;

$$V_{out} = (V2 - V1) \cdot \underbrace{\left(1 - \frac{2 \cdot R_1}{R_e}\right)}_{\sigma} \quad (1)$$

El filtro pasa alto tiene como fin, ser un filtro anti señal de DC; con el propósito de evitar señal continua en la salida final dado que la señal DC es 0.16Hz.

El filtro pasa bajo de Filtro de 3er orden "Besselworth" tiene como finalidad de evitar la banda de trabajo del sistema. Por tratarse de una señal relativamente de baja frecuencia, el factor de frecuencia de corte será de 40Hz.

Este filtro está diseñados para tener una fase lineal en las bandas pasantes, por lo que no distorsionan las señales; por el contrario tienen una mayor zona de transición entre las bandas pasantes y no pasantes. Su respuesta en frecuencia es (2):

$$H(s) = \frac{1}{\sum_{k=0}^N a_k \cdot s^k} \quad (2)$$

Amplificador Operacional con ganancia regulada se define mediante (3) la medición de la señal, y la señal deseada, aplicando la fórmula.

$$G = \left(1 + \frac{2 \cdot R_1}{R_x}\right) \quad (3)$$

La tarjeta de adquisición de las señales fue diseñada con ranura para memoria tipo SD, almacena los datos grabados durante el sueño para ser analizados (ver Fig. 2) la conexión de acoplamiento entre señales ya que el micro controlador maneja voltajes de 5 volts y la memoria micro SD maneja voltajes de 3.3 volts.

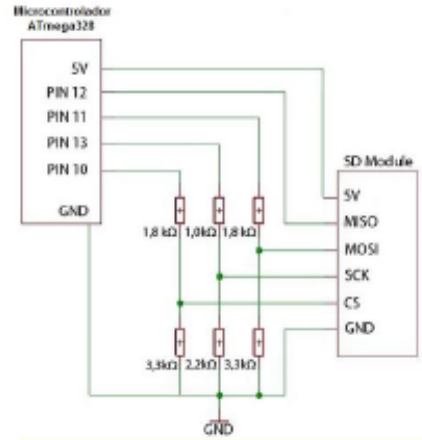


Fig. 2. Diseño electrónico diseño electrónico para tipo micro SD.

Se genera un archivo tipo txt dentro de la memoria SD que contiene la grabación de la señal de ECG (ver Fig. 3), la colocación de los electrodos para la adquisición de las señales fue de acuerdo a las derivaciones del plano frontal que consiste en tres derivaciones bipolares (I, II y III) y tres cables unipolares (aVR, aVL y aVF) diseñados

para que cada uno registre la diferencia de potencial eléctrico entre dos extremidades (ver Fig. 3) [8].

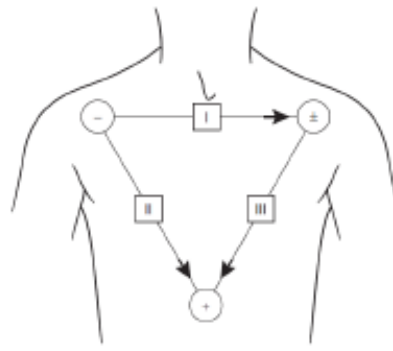


Fig. 3. Orientación de cables bipolares.

Señal ECG

Los datos almacenados en la memoria SD fueron descargados a una computadora, se graficaron obteniendo la señal original (ver Fig. 4a), fue necesario la aplicación de filtros digitales IIR, con la finalidad de reducir el ruido y obtener una señal aceptable (ver Fig. 4b).

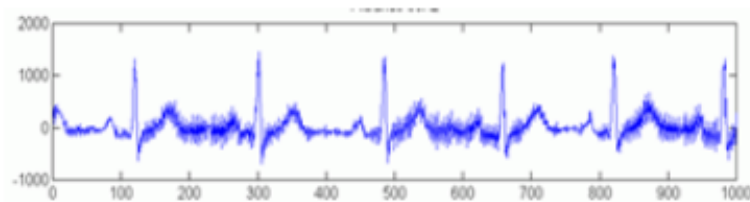


Fig. 4a. Señal original

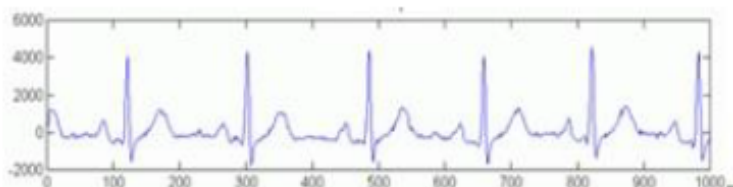


Fig. 4b. Señal Filtrada.

Segmentación de las señales

Se desarrolló un algoritmo que permitió la segmentación de la señal para la detección de los componentes del ECG, el objetivo fue identificar el punto exacto correspondiente al ciclo cardiaco que será el necesario para continuar con la siguiente etapa y llevar a cabo la clasificación de estas características. Una vez que la señal adquirida ha sido filtrada, se procede a realizar una extracción de características para lo cual el sistema hace el conteo de los ciclos cardiacos de la señal ECG El complejo QRS tiene un límite superior de duración de 100 milisegundos. La amplitud del complejo QRS es muy variable, sus principales determinantes son la edad, el género, la complejión física y la impedancia de los tejidos entre el corazón y la piel. Se realiza la segmentación del ciclo cardiaco con la finalidad de extraer el complejo QRS e identificar las ondas R del ECG.

3. Resultados

El dispositivo fue probado en el laboratorio clínico Biodiagnostics durante una noche de sueño a 10 pacientes voluntarios (ver Fig. 5) con y sin sospecha de SAOS, para probar los datos de la grabación se realizó la identificación de los picos R dando un 96% de veracidad en la identificación de los picos R, la Fig. 6 muestra un segmento de la señal donde se identifican los picos R de 5 pacientes, el recuadro rojo en el cuarto segmento muestra un pico R falso.



Fig. 5. Prueba del dispositivo.

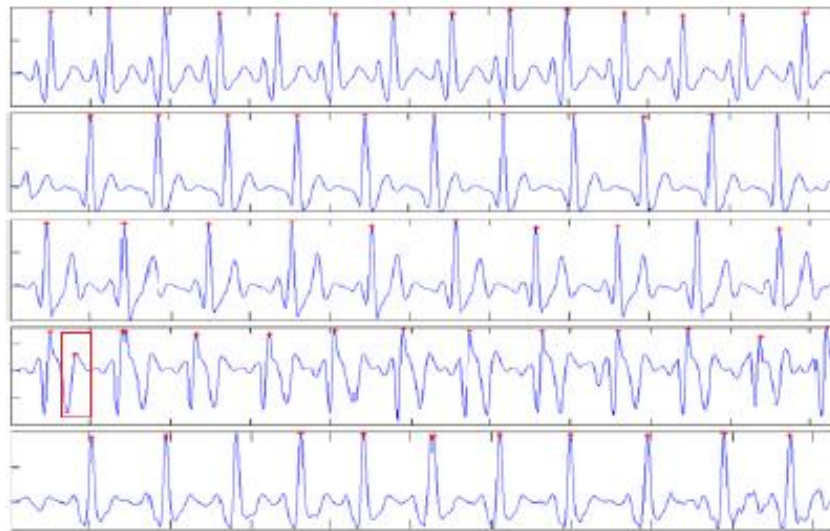


Fig. 6. Identificación de picos R.

4. Discusión

El diseño del dispositivo electrónico para la detección de SAOS de este trabajo permitió la adquisición de la señal de ECG de 10 pacientes voluntarios durante una noche de sueño de 8 horas. El algoritmo que se desarrolló para el análisis del ECG permitió obtener clara y precisamente los picos R de cada señal obtenida.

5. Conclusiones

El dispositivo diseñado muestra seguridad en la lectura del ECG para la detección de SAOS por lo que se espera trabajar en un sistema de control difuso que permita identificar, contabilizar las ocurrencias de apneas durante la noche de sueño de pacientes en riesgo para generar un reporte sobre el diagnóstico obtenido, que sea confiable, seguro, preciso pero sobre todo fácil de interpretar por médico expertos y no expertos en el área.

Se espera que este proyecto pueda crecer, consolidarse, construir y comercializarse a un precio accesible llegando a impactar a la sociedad como un producto confiable que detecte el SAOS y de esta forma contribuir con el sector salud en el país.

6. Referencias

- [1] H. Chien-Chang, W. Jie-Han, C. Hou-Chang, L. Chia-Mo, Evaluating the sleep quality of obstructive sleep apnea patients after continuous positive airway pressure treatment. *Computer in Biology and Medicine*, 43, 2013, 870-878.
- [2] Ronquido, enemigo íntimo. <http://www.saludymedicinas.com.mx/centros-de-salud/insomnio/articulos-relacionados/ronquido-enemigo-intimo.html>. Junio 2014.

- [3] R. Jane, JS. Soler, JA. Fiz, J. Morera, "Automatic of Snoring Signals: Validation with Simple Snores and OSAS Patients", 22nd Annual EMBS International Conference, 23 Julio 2000, 3.
- [4] S. Canisius, T. Ploch, V. Gross, A. Jerrentrup, T. Penzel, K. Kesper, "Detection of Sleep Disordered Breathing by Automated ECG Analysis", 30th Annual International IEEE EMBS Conference, 24 Agosto 2008, 4.
- [5] S. Babaeizadeh, D. P. White, S. D. Pittman, S. H. Zhou, "Automatic Detection and Quantification of Sleep Apnea Using Heart Rate Variability", Journal of Electrocardiology, 43, 2010, 535-541.
- [6] G Sannino, ID Falco, GD Prieto, "Monitoring Obstructive Sleep Apnea by means of a real-time mobile system based on the automatic extraction of sets of rules through Differential Evolution", Journal of Biomedical Informatics, 2014, Article in Press.
- [7] A Yildiz, M Akin, M Poyraz, "An expert system for automated recognition of patients with obstructive sleep apnea using electrocardiogram recordings", Experts Systems with Applications, 38, 2011, 12880-12890.
- [8] Z. Abedin, C. Roberto ECG "Interpretation The Self- Assesmentt Aproach", Black well Futura, 2008.

7. Autores

Rosa Montes Delgado, licenciada en informática 2009, ITApizaco, México.

Dr. José Crispín Hernández Hernández, Maestro en ciencias Computacionales, mayo 2003 ITApizaco, México. Doctor en informática, University of Angers, France.

Hayde Patricia Martinez Hernandez, Maestra en Ciencias en Ingeniería Mecánica 2000 Instituto Tecnológico de Puebla, México.

ANEXO II RECONOCIMIENTOS



ANFECA
Asociación Nacional de Facultades y Escuelas de Contaduría y Administración

ASOCIACIÓN NACIONAL DE FACULTADES Y ESCUELAS DE CONTADURÍA Y ADMINISTRACIÓN

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE TLAXCALA

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICO ADMINISTRATIVAS

OTORGAN LA PRESENTE

CONSTANCIA

A: Rosa Montes Delgado

Por haber participado en la 7ma Expo Emprendedora de la Zona V Centro Sur de la ANFECA con el proyecto “Clínica Biomédica y Diagnóstico de SAOS”

TLAXCALA, TLAX. A 22 DE MARZO DE 2013
“POR LA CULTURA A LA JUSTICIA SOCIAL”

Mtro. JOSÉ LINO RODRÍGUEZ SÁNCHEZ
SECRETARIO GENERAL ANFECA

M.A.E. MA TERESA AGUILERA ORTEGA
DIRECTORA REGIONAL DE LA ZONA V
CENTRO SUR DE LA ANFECA

M.A. ENRIQUE VÁZQUEZ FERNÁNDEZ
DIRECTOR DE LA FACULTAD DE CIENCIAS
ECONÓMICO ADMINISTRATIVAS





Dirección General de Educación Superior Tecnológica

Instituto Tecnológico de Apizaco



SEP SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA

Otorga el presente

Reconocimiento

a

Rosa Montes Delgado

Por obtener el Primer Lugar en el
Evento Nacional de Innovación Tecnológica 2013 Fase Local
con el proyecto: Detector del Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño
en la categoría de producto
realizado del 29 al 31 de mayo de 2013

Apizaco, Tlax., Mayo 31 de 2013



Secretaría de Educación Pública
Instituto Tecnológico de Apizaco

DIRECCIÓN

M.C. Jesús Mario Flores Verduzco

Director del Instituto Tecnológico de Apizaco



Otorga el presente

Reconocimiento

a

Rosa Montes Delgado

Por su participación en el

**Evento Nacional de Innovación Tecnológica 2013 Fase Local
con el proyecto: Detector del Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño**

en la categoría de producto

realizado del 29 al 31 de mayo de 2013

Apizaco, Tlax., Mayo 31 de 2013



Secretaría de Educación Pública
Instituto Tecnológico de Apizaco

DIRECCIÓN

M.C. Jesús Mario Flores Verduzco

Director del Instituto Tecnológico de Apizaco



Dirección General de Educación Superior Tecnológica
 Instituto Tecnológico de Boca del Río



SEP
 SECRETARÍA DE
 EDUCACIÓN PÚBLICA

Otorga el presente

Reconocimiento

a

ROSA MONTES DELGADO

Por su destacada participación con el proyecto

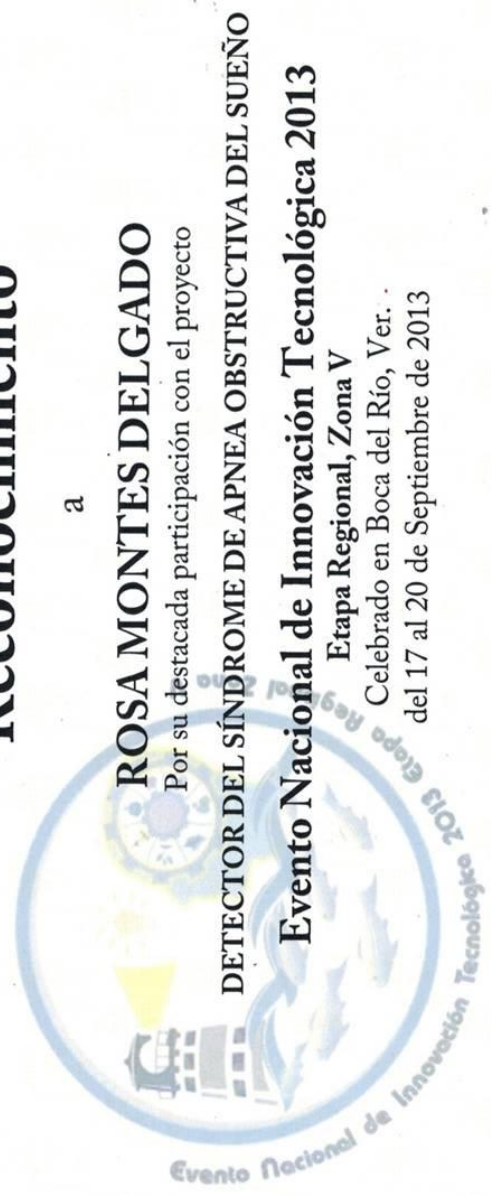
DETECTOR DEL SÍNDROME DE APNEA OBSTRUCTIVA DEL SUEÑO

Evento Nacional de Innovación Tecnológica 2013

Etapa Regional, Zona V

Celebrado en Boca del Río, Ver.

del 17 al 20 de Septiembre de 2013



Miguel Ángel Cisneros Guerrero

Dr. Miguel Ángel Cisneros Guerrero
 Coordinador Sectorial Académico

M. C. José Manuel Rosado Pérez

M. C. José Manuel Rosado Pérez
 Director del I. T. de Boca del Río

