

**TECNICAS DE EXTRACCION DE CARACTERISTICAS DE SEÑALES
BIOMEDICAS**

**ANGELA PATRICIA CABARCAS BARBOZA
TANIA YINETH GUERRERO CASTILLA**

**UNIVERSIDAD TECNOLOGICA DE BOLIVAR
MINOR EN AUTOMATIZACION INDUSTRIAL
CARTAGENA DE INDIAS D.T Y C
2007**

**TECNICAS DE EXTRACCION DE CARACTERISTICAS DE SEÑALES
BIOMEDICAS**

**ANGELA PATRICIA CABARCAS BARBOZA
TANIA YINETH GUERRERO CASTILLA**

**Monografía presentada como requisito para obtener el grado del Minor en
Automatización Industrial**

**Directora
MARGARITA UPEGUI FERRER
Msc. Ciencias computacionales con énfasis en Redes**

**UNIVERSIDAD TECNOLOGICA DE BOLIVAR
MINOR EN AUTOMATIZACION INDUSTRIAL
CARTAGENA DE INDIAS D.T Y C
2007**

Cartagena, 23 de Abril de 2007

Señores

Comité curricular de Ingeniería Eléctrica y Electrónica.

Universidad Tecnológica de Bolívar

Ciudad

Respetados Señores:

La presente es para informarles que la monografía titulada “TECNICAS DE EXTRACCION DE CARACTERISTICAS DE SEÑALES BIOMEDICAS” ha sido desarrollada de acuerdo a los objetivos establecidos.

Como autores de la monografía consideramos que el trabajo es satisfactorio y amerita ser presentado para su evaluación.

Atentamente,

ANGELA CABARCAS BARBOZA

TANIA GUERRERO CASTILLA

Cartagena, 23 de abril de 2007

Señores

Comité curricular de Ingeniería Eléctrica y Electrónica.

Universidad Tecnológica de Bolívar

Respetados Señores:

Cordialmente me permito informarles, que he llevado a cabo la dirección del trabajo de grado de los estudiantes Angela Patricia Cabarcas Barboza y Tania Yineth Guerrero Castilla, titulado **TECNICAS DE EXTRACCION DE CARACTERISTICAS DE SEÑALES BIOMEDICAS**

Atentamente,

MARGARITA UPEGUI FERRER

Magíster en ciencias computacionales con énfasis en redes

Nota de aceptación

Firma del presidente del jurado

Firma del jurado

Firma del jurado

Cartagena, 23 de abril de 2007

DEDICATORIA

A Dios por estar siempre a mi lado, colmándome de amor, apoyo, voluntad y fortaleza, por enseñarme a superar los obstáculos y por permitir culminar exitosamente ésta etapa de mi vida.

A mis padres por que gracias a sus esfuerzos y sacrificios, tuve la oportunidad de formarme profesionalmente.

*Gracias Mamá por tu apoyo incondicional,
Papá, a ti Gracias por tus valiosos consejos,
Sin Ustedes no hubiese logrado
alcanzar todas mis metas!*

*A mis hermanos por su confianza y compañía,
Gracias por escucharme, apoyarme y aconsejarme,
Fueron mi ejemplo a seguir!*

*A mis sobrinitos, Yineth, Sarita y Jose Miguel,
por alegrar y endulzar mi vida.
Los amo hasta el infinito!*

A mis compañeros y profesores por contribuir a mi formación personal y profesional.

Tania Yineth Guerrero Castilla.

DEDICATORIA

*A Dios por concederme inteligencia y sabiduría,
permitiéndome cumplir exitosamente todas mis metas,
en esta etapa que culmina*

*A mi madre porque día tras día con ayuda de Dios,
Amor, dedicación y esfuerzo iluminó mi camino y me
dio la oportunidad de realizar mis sueños*

*A mi hermano por apoyarme, acompañarme y
ayudarme en todo momento a no desfallecer.*

*Gracias Dios, Madre y Hermano por incentivar en mí
confianza, me han enseñado a ser una gran persona
y a luchar por lo que quiero. Se que con el apoyo de
ustedes seguiré avanzando cada día un poco más.*

Angela Patricia Cabarcas Barboza

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCION	1
2 BIOINGENIERIA	6
DEFINICION	6
HISTORIA	7
DIVISIONES	9
Bioingeniería o Ingeniería Biológica	10
Ingeniería Biomédica o Ingeniería Médica	10
Ingeniería Clínica	10
LINEAS DE INVESTIGACION	11
Imágenes Médicas	11
Tecnología Hospitalaria	11
Señales Biomédicas	12
Biomecánica y Biomateriales	12
Biotecnología	13
PERSPECTIVAS	13
3 SEÑALES BIOMEDICAS	15
SEÑALES CARDIACAS	16
Electrocardiografía	20

Generalidades:	20
Derivaciones:	21
Componentes Elementales	25
Triángulo de Einthoven	28
Patologías	29
SEÑALES MUSCULARES	30
Electromiografía	32
Generalidades	32
Clases de electrodos	34
Potenciales característicos en electromiografía	35
Patologías	39
SEÑALES CEREBRALES	40
Electroencefalografía	42
Generalidades	42
Electrodos	43
Potenciales Eléctricos característicos	44
Ondas características del encefalograma	45
Patología	49
4 TECNICAS DE EXTRACCION DE CARACTERÍSTICAS	51
TRANSFORMADA DE FOURIER	53
Definición	53
Ecuación	53
Series de Fourier	53
Transformada de Fourier	55
Transformada de Fourier en Tiempo discreto	58
Trasformada Rápida de Fourier	59
Aplicaciones	60
Electroencefalografía	60
Electromiografía	66
Electrocardiografía	71

TRANSFORMADA WAVELET	81
Definición	81
Ecuación	82
Características	84
Tipos de Transformada Wavelet	85
TW continua	85
TW discreta (DWT)	87
Aplicación	88
Electrocardiografía	88
Electroencefalografía	99
Electromiografía	103
REDES NEURONALES ARTIFICIALES	111
Definición	111
Estructura y elementos	112
Señales de entrada X_1, X_2, \dots, X_n	113
Pesos W_i	113
Función umbral θ	113
Señal de Salida J	113
Clasificación	114
Clasificación según la topología	115
Clasificación según el mecanismo de Aprendizaje	
Clasificación según el tipo de Asociación entre las Informaciones de	115
Entrada y Salida	
Clasificación según la representación de la información o naturaleza	118
de Entrada y Salida	
Características	119
Aprendizaje adaptativo	120
Autoorganización	120
Tolerancia a fallos	120
Operación en tiempo real	121

Fácil inserción en la tecnología existente	121
Topologías Principales	121
Perceptron Multicapa (MLP)	121
Modelo de Kohonen	122
Aplicaciones	122
5 COMPARACION	125
CONCLUSIONES	132
BIBLIOGRAFIA	138
	142

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Fig. 3.1a. El Corazón	17
Fig. 3.1b. Iniciación y conducción de la despolarización en el corazón	18
Fig. 3.1c. Trazado en donde se registra la onda de despolarización (A y B) y la onda de repolarización (C y D) de una fibra muscular cardíaca	19
Fig. 3.1d. Disposición convencional de los electrodos para el registro de las derivaciones electrocardiográficas estándar	23
Fig. 3.1e. Derivaciones del ECG	24
Fig. 3.1f. Actividad Eléctrica del Corazón: Onda P	26
Fig. 3.1g. Actividad Eléctrica del Corazón: Complejo QRS	27
Fig. 3.1h. Actividad Eléctrica del Corazón: Onda T	27
Fig. 3.1i. Electrocardiograma Normal	28
Fig. 3.1j. Triángulo de Einthoven	29
Fig. 3.2a. Diagrama de una unidad motriz	31
Fig. 3.2b. Distintos electrodos de aguja	35
Fig. 3.2c. PUM de un sujeto normal	36
Fig. 3.2d. PUM polifásicos en una neuropatía periférica	36
Fig. 3.2e. PUM de un sujeto normal al ir aumentando el nivel de contracción	37
Fig. 3.2f. Amplitud y duración del PUM	38
Fig. 3.3a. Sistema 10-20 recomendado por la federación Internacional de Sociedades de Electroencefalografía	43
Fig. 3.3b. Ritmos normales en Electroencefalografía	46

Fig. 3.3c.	EEG durante distintas fases del sueño	47
Fig. 3.3d.	EEG correspondiente a la epilepsia Grand mal	48
Fig. 3.3e.	EEG correspondiente a la epilepsia Petit mal	49
Fig. 3.3f.	EEG correspondiente a la epilepsia psicomotriz	49
Fig. 4a.	Esquema General de Procesamiento de Señales Biomédicas	52
Fig. 4.1a.	Onda Triangular en tres periodos diferentes, 2, 2.5 y 8 seg. y su espectro en frecuencia	56
Fig. 4.1b.	Arreglo Espectral Compactado de la señal EEG de un sujeto sano durante la reactividad del ritmo alfa	62
Fig. 4.1c.	Señal EEG de un evento anestésico	63
Fig. 4.1d.	Potencia Espectral de la señal EEG	63
Fig. 4.1e.	Mapeo cerebral bidimensional obtenido mediante el sistema comercial ATI. En el instituto Nacional de Neurología.	65 72
Fig. 4.1f.	DSP de una señal muscular sin fatiga	68
Fig. 4.1g.	DSP de una Fatiga muscular	68
Fig. 4.1h.	Decremento Frecuencial	69
Fig. 4.1i.	Distinción entre fatiga metabólica y fatiga contractil	70
Fig. 4.1j.	Electrocardiogramas en el dominio del tiempo de los tres pacientes arrítmicos	74
Fig. 4.1k.	Diferencias morfológicas entre la curva promedio de los sanos (a) y la de cada paciente arrítmico (b,c,d)	75
Fig. 4.1l.	Interfaz al usuario del módulo de análisis estándar de la VFC. (Registro de 15 minutos de un sujeto sano en reposo)	79
Fig. 4.1m.	Pantalla de Resultados del sistema de análisis de la VFC que muestra el Intervalo RR, Histograma, espectro de potencia y el espacio de fase	80
Fig. 4.2a.	Traslaciones de la Transformada Wavelets	83
Fig. 4.2b.	Dilataciones de la Transformada Wavelets	83
Fig. 4.2c.	Wavelet Madre	84
Fig. 4.2d.	Diagrama del Software QTSYS	89

Fig. 4.2e.	Cruce por cero de la transformada Wavelet	90
Fig. 4.2f.	Módulo de Detección de los intervalos QT	91
Fig. 4.2g.	Módulo para la descomposición Wavelet	92
Fig. 4.2h.	Wavelet prototipo $\varphi(t)$ y la función suavizada $\theta(t)$.	94
Fig. 4.2i.	Ejemplo base de datos de MER	100
Fig. 4.2j.	Esquema general del proyecto	103
Fig. 4.2k.	Sistema de instrumentación típico	104
Fig. 4.2l.	Posicionamiento de los electrodos de superficie	105
Fig. 4.2m.	Extracción de 400ms de la señal EMG	107
Fig. 4.2n.	Características de la señal utilizando aproximación Temporal	108
Fig. 4.2ñ.	Características de la señal utilizando aproximación Espectral	109
Fig. 4.2o.	Características de la señal utilizando descomposición por Wavelet packets	110
Fig. 4.2p.	Patrones de entrenamiento para red neuronal	110
Fig. 4.3a.	Neurona Artificial	112
Fig. 4.3b.	Equivalencia entre la neurona biológica y la neurona artificial.	113
Fig. 4.3c.	Modelo de Clasificación de arritmias	127

1. INTRODUCCION

La Bioingeniería es la disciplina científica y tecnológica que aplica los principios y los métodos de la ingeniería, ciencia y tecnología para la comprensión, definición y resolución de problemas biológicos y médicos. Se puede afirmar que la bioingeniería es una interdisciplina que, en su calidad de especialidad relativamente nueva, es capaz de realizar parcialmente, a través de programas adecuados, el desarrollo y la evolución de las regiones que la favorezcan, además, es una realidad académica y profesional en el mundo, lo cual indica que la formación de profesionales en esta disciplina, no es únicamente una sólida formación en ingeniería, sino un entendimiento de los principios de las ciencias biológicas para la aplicación óptima de la tecnología en el campo de la salud humana.

El auge de la bioingeniería tiene influencias profundas en la investigación científica, en la enseñanza, en servicios a la comunidad, en intercambio cultural y tecnológico y en la realización del individuo como ser humano. La creciente complejidad de los instrumentos, de los métodos de medida e incluso de la interpretación de los datos obtenidos, hace que los hospitales necesiten de los bioingenieros, con frecuencia jugando papeles complementarios a los del médico

en los equipos clínicos, y con toda seguridad irá encontrando cada vez más oportunidades de trabajo de asesoramiento y desarrollo en aquellas industrias que han de producir los instrumentos para la Bioingeniería del futuro.

La investigación en el área de ingeniería Biomédica en Colombia comenzó hacia finales de la década de los años 60, con proyectos tan importantes como el desarrollo de marcapaso y una válvula para el tratamiento de la hidrocefalia, El arduo trabajo del Dr. Jorge Reynolds Pombo desde 1958 y comienzos de los años 60 hasta hoy en día, relacionado con el marcapaso en humanos y la biotelemetría cardiaca de las ballenas, han contribuido con el desarrollo de la ingeniería Biomédica en Colombia. Entre las principales líneas de investigación que se tienen en el campo de la Bioingeniería están las Imágenes Médicas, Tecnología Hospitalaria, Biomecánica, y Biotecnología y Señales Biomédicas. Siendo esta última el foco principal de esta investigación.

Una señal biomédica es el resultado que se obtiene después de captar a partir de un transductor específico los potenciales de acción de muchas células, el cual se utiliza fundamentalmente para extraer información de un sistema biológico bajo estudio. Las señales biomédicas más comunes son las emitidas por el corazón (Electrocardiograma-ECG), los tejidos musculares (Electromiograma-EMG) y el cerebro (Electroencefalograma-EEG).

Se conoce como Electrocardiografía o electrocardiograma (ECG) a la representación gráfica de la actividad eléctrica del corazón con el propósito de realizar exploraciones en el sistema cardiovascular humano. Está compuesto de un conjunto de formas de onda que resultan de la despolarización y repolarización auricular y ventricular e indica la conducción de impulsos eléctricos a través del corazón, con el tiempo en abscisas y la tensión eléctrica en ordenadas, medidas en milisegundos y milivoltios, respectivamente.

La Electromiografía o electromiograma (EMG) por su parte, consiste en el registro de las variaciones de voltaje que se producen en las fibras musculares como expresión de la despolarización de sus membranas durante la contracción espontánea o voluntaria. Es de gran utilidad en la investigación de la debilidad o atrofiás musculares. Finalmente, la Electroencefalografía o electroencefalograma (EEG) es el registro de la actividad eléctrica de las neuronas del encéfalo. Dicho registro posee formas muy complejas que varían mucho con la localización de los electrodos y entre individuos. En el capítulo 3 se tiene un resumen más detallado de cada una de éstas señales, el cual trata la historia, características principales, patologías detectadas, entre otros aspectos.

Muchas señales biológicas poseen características muy útiles para el diagnóstico cuando se encuentran caracterizadas en el dominio de la frecuencia. De hecho, casi todas las bioseñales han sido examinadas una y otra vez en el dominio de la frecuencia. Sin embargo, el problema que se presentan en las aplicaciones biológicas es que como la forma de onda es infinita y de gran longitud, solamente una parte de la señal es útil para el análisis, de igual forma, son frecuentemente perturbadas por el ruido de los aparatos electrónicos.

Debido a esto, existen una gran variedad de técnicas que permiten realizar el análisis espectral a cualquier señal biomédica. Pero, básicamente se dividen en dos amplias categorías: los métodos clásicos basados en la transformada de Fourier y los métodos modernos tales como los basados en la valoración de los parámetros modelo, en los que se encuentra la transformada Wavelet y las Redes Neuronales, aunque esta última ha extendido su aplicación, generalmente a la etapa de reconocimiento o clasificación de características. La correcta aplicación de las técnicas del análisis espectral requiere: una buena comprensión de qué características espectrales son realmente las de interés y qué métodos proporcionan la determinación más exacta de esas características.

Entre los criterios más importantes que se tuvieron en cuenta antes de desarrollar esta investigación fue tener claridad en que la determinación y la extracción exacta de las características de la señal es un factor clave para la clasificación confiable de las señales biomédicas y posteriormente para el diagnóstico de las patologías de los individuos, por lo tanto, para limitar el trabajo se escogieron aquellas técnicas que podían ser aplicadas a las diferentes señales biomédicas, ya mencionadas anteriormente, cuya única variabilidad existente radica en los algoritmos usados.

De manera breve, se puede decir que, la transformada de Fourier es una de las primeras herramientas que se proponen inicialmente en el tratamiento de cualquier señal. Es ampliamente conocida su funcionalidad y permite en este caso realizar una primera aproximación a la caracterización de señales de todo tipo, específicamente, la TF es usada en una variedad de aplicaciones biomédicas. Sin embargo, en la práctica, la mayoría de las señales biomédicas son no-estacionarias y tienen características tiempo-frecuencia altamente complejas. Es decir, son señales biológicas que consisten en componentes de alta frecuencia cercanos en el tiempo de duración efímera, y en componentes de larga duración muy cercanos en frecuencia.

Una manera alternativa de analizar señales biomédicas no estacionarias cuyas características espectrales cambian con el tiempo es empleando la técnica conocida como Transformada Wavelet. La TW es una clase de representación tiempo-frecuencia ampliamente difundida en el ámbito del procesamiento de señales, y se ha extendido desde las comunicaciones a la medicina.

Por otra lado, se tiene las Redes Neuronales, con ésta técnica se busca la solución de problemas complejos, no como una secuencia de pasos, sino como la evolución de unos sistemas de computación inspirados en el cerebro humano, y dotados por tanto de cierta "inteligencia", los cuales no son sino la combinación de

elementos simples de proceso interconectados, que operando de forma paralela en varios estilos, consiguen resolver problemas relacionados con el reconocimiento de patrones, predicción, codificación, control y optimización.

La aplicación de las redes neuronales artificiales se ha extendido a diversas disciplinas, debido principalmente a sus características de adaptabilidad, confiabilidad y auto-organización. En general, las RNA pueden ser útiles para resolver problemas que incluyen la extracción de características, solo si se consigue la topología adecuada o si se entrena la red teniendo en cuenta las características de la transformada de Fourier o Wavelet, por lo tanto en la literatura encontrada respecto a aplicaciones se obtiene que ésta técnica ha sido desarrolla mayormente para resolver problemas que incluyen la clasificación y reconocimiento de patrones y la predicción del tiempo, en aplicaciones médicas como son las señales electroencefalográficas, electromiográficas y electrocardiográficas.

En el capítulo 4 se tienen más detalles sobre éstas tres técnicas empleadas en la extracción de características de las señales biomédicas estudiadas. Finalmente en el Capítulo 5 se presenta una comparación entre las técnicas aplicadas para la extracción de características de bioseñales teniendo en cuenta las debilidades y fortalezas de cada una de ellas. Para esta comparación se consideraron los principales parámetros de las formas de ondas ECG, EMG y EEG que se desean analizar, descritas en el capítulo 3.

2. BIOINGENIERIA

2.1 DEFINICION

Una definición de la bioingeniería realizada por Heinz Wolff en 1970, es la siguiente¹: "La Bioingeniería consiste en la aplicación de las técnicas y las ideas de la ingeniería a la biología, y concretamente a la biología humana. El gran sector de la Bioingeniería que se refiere especialmente a la medicina, puede llamarse más adecuadamente Ingeniería Biomédica".

Por otro lado, una de las definiciones más aceptadas de Bioingeniería es aquella propuesta en 1972 por el "Committees of the Engineer's Joint Council" de los Estados Unidos¹: "La Bioingeniería es la aplicación de los conocimientos recabados de una fértil cruce entre la ciencia ingenieril y la médica, tal que a través de ambas pueden ser plenamente utilizados para el beneficio del hombre".

¹ Bioingeniería on the Net: www.bioingenieros.com

En general, se puede decir que la Bioingeniería es la disciplina científica y tecnológica que aplica los principios y los métodos de la ingeniería, ciencia y tecnología para la comprensión, definición y resolución de problemas biológicos y médicos. Teniendo en cuenta esto, se puede afirmar que la bioingeniería es una interdisciplina que, en su calidad de especialidad relativamente nueva, es capaz de realizar parcialmente, a través de programas adecuados, el desarrollo y la evolución de las regiones que la favorezcan, además, es una realidad académica y profesional en el mundo, lo cual indica que la formación de profesionales en esta disciplina, no es únicamente una sólida formación en ingeniería, sino un entendimiento de los principios de las ciencias biológicas para la aplicación óptima de la tecnología en el campo de la salud humana.

2.2 HISTORIA

Antes de la segunda guerra mundial, el personal médico y los investigadores en el campo de la biología se valían de técnicas de ingeniería que fuesen relativamente sencillas y cayesen dentro de sus conocimientos. Por ejemplo, un fisiólogo investigador se hubiera sentido muy satisfecho si para llenar las necesidades de su laboratorio hubiese podido contar con un soplador de vidrio, un carpintero y un mecánico a su disposición. Como los fundamentos del diseño de los instrumentos que necesitaba encajaban bien dentro de sus conocimientos teóricos y prácticos, hubiera podido especificar con toda claridad lo que quería, y ese equipo de obreros especializados lo hubieran construido de acuerdo con su diseño.

Fue un accidente histórico lo que hizo que por vez primera en Gran Bretaña un gran número de biólogos adquiriesen sólidos fundamentos en el campo de la electrónica, abriendo de este modo rápidamente la posibilidad de aplicar técnicas

más elaboradas en la resolución de los problemas biológicos y médicos. Al estallar la segunda guerra mundial, los químicos, físicos e ingenieros fueron rápidamente acaparados por aquellos que eran responsables de la fabricación de municiones, de aviones, etc.

En los años inmediatos de la posguerra muchos biólogos estaban, por tanto, bien impuestos en lo que constituían los últimos adelantos en el campo de la electrónica. Naturalmente, ellos los enfocaron hacia ciertos temas especializados. Pero la tecnología electrónica progresó muy rápidamente y los biólogos, que se habían familiarizado con el manejo de válvulas y grandes componentes, pronto se vieron a la zaga en una nueva era de transistores y componentes en miniatura, y como los conocimientos de los antiguos investigadores quedaron anticuados, empezó a surgir una nueva generación de médicos y biólogos, sin ninguna práctica en el campo de la electrónica.

Los investigadores dentro del campo de la biología y la medicina vieron claramente que ganarían una incalculable cantidad de tiempo no sólo si se familiarizaban con los adelantos técnicos existentes, sino también si iban dando paso a los nuevos que fuesen llegando. Entonces surgió la necesidad de un nuevo tipo de persona que hiciese de puente sobre el hueco que separaba a la elaborada tecnología de la ingeniería de las ciencias biológicas. En pocas palabras, surgió la necesidad de los bioingenieros.

Fueron distintas instituciones las que por diferentes caminos vieron patente esta necesidad. Algunas empezaron a reclutar técnicos, que habían de trabajar ciñéndose casi exclusivamente al desarrollo de los instrumentos y que, al menos en principio, no tenían la categoría de investigadores. Otras instituciones fueron más rápidas en darse cuenta de la importancia de este asunto y contrataron a personal graduado, equiparándole con sus compañeros médicos y biólogos.

En este estado de cosas no había sido reconocida todavía la carrera de Bioingeniería, e incluso no se había acuñado la palabra correspondiente. La mayoría de los bioingenieros fueron científicos del campo de las ciencias biológicas, con frecuencia médicos, los cuales se dedicaban a la ingeniería como entretenimiento o tenían un especial talento para ello. Esto no es sorprendente si uno piensa que es casi una tradición el que los médicos y cirujanos sean ingenieros aficionados.

El auge de la bioingeniería tiene influencias profundas en la investigación científica, en la enseñanza, en servicios a la comunidad, en intercambio cultural y tecnológico y en la realización del individuo como ser humano. La evolución histórica de lo que hoy en día es la bioingeniería y los recientes progresos en el área tienden a sustentar las afirmaciones anteriores.

2.3 DIVISIONES

En 1977, el Comité de Educación del Group of Engineering in Medicine and Biology del Institute of Electrical and Electronics Engineers (GEMB/IEEE) dividió la bioingeniería en tres grandes áreas² que, respectivamente, cubren desde una concepción muy amplia a concepciones más restringidas o limitadas. Esto es: Ingeniería Biológica o Bioingeniería, Ingeniería Biomédica o Ingeniería Médica e Ingeniería Clínica.

² GEMB/IEEE Newsletter, Febrero 1977, No.61, Págs. 7-10

2.3.1 Bioingeniería o Ingeniería Biológica

Considerada como la más general y básica. Se refiere a la biología como un todo; trata de descubrir nuevos fenómenos en los procesos biológicos e intenta clasificar otros ya conocidos. En esta la medicina sería parte de la biología.

2.3.2 Ingeniería Biomédica o Ingeniería Médica

La ingeniería Biomédica esta contenida en la Bioingeniería, anteriormente definida, está orientada hacia el hombre, es más pragmática con la intención de controlar las enfermedades, pero aún con una gran dosis de curiosidad científica que la lleva a investigar problemas básicos y aplicados.

2.3.3 Ingeniería Clínica

Ésta es la más reciente de las tres divisiones, está contenida en la Ingeniería Biomédica. La ingeniería Clínica va dirigida a los problemas asistenciales de la salud, de hospitales, de servicios de emergencia, y trabajando junto a la medicina, con su misma jerarquía e integrada a ella.

2.4 LINEAS DE INVESTIGACION

Entre las principales líneas de investigación que tiene esta disciplina se encuentran³: Imágenes Médicas, Tecnología Hospitalaria, Señales Biomédicas, Biomécanica y Biomateriales y Biotecnología.

2.4.1 Imágenes Médicas

Las imágenes médicas son utilizadas cotidianamente en la clínica para establecer un diagnóstico, escoger o hacer seguimiento una acción terapéutica. Estas imágenes provienen principalmente de la tomografía (rayos X) o scanner, de la resonancia magnética o IRM y del ultrasonido o ecografía. A pesar de que estas imágenes proveen información sobre la morfología y el funcionamiento de los órganos, su interpretación objetiva y cuantitativa es una tarea aún difícil de realizar.

Esto constituye un dominio de investigación de la ingeniería biomédica a fin de construir nuevas herramientas de ayuda al diagnóstico, a la planeación y al seguimiento terapéutico, basadas en un análisis automático de imágenes médicas. Entre los muchos objetivos que puede tener esta línea de investigación es el de crear ayudas informáticas al diagnóstico médico con énfasis en el análisis, procesamiento, generación, visualización y manipulación de imágenes médicas.

2.4.2 Tecnología Hospitalaria

³ MAOJO, V., Martín-Sánchez, F., Crespo, J., Billhard, A. Theory, Abstraction and Design in Medical Informatics. *Methods of Information in Medicine* 2002, Págs: 44-50.

El ejercicio de la medicina actual se soporta ampliamente en tecnologías de punta, por lo cual se imponen grandes retos a la comunidad científica, en cuanto a mejoramiento de las técnicas hospitalarias y a la misma aplicación médica. En cuanto al objetivo de esta línea se puede decir que es usar las nuevas tecnologías de la información y comunicación, para de esta forma lograr mejorar la atención en salud y cobertura del servicio de la salud. Por lo tanto, conocer claramente las técnicas aplicadas en las distintas disciplinas médicas, permitirá proponer soluciones o realizar propuestas innovadoras.

2.4.3 Señales Biomédicas

En esta línea se estudian e investigan los procesos eléctricos involucrados en el funcionamiento de diversos órganos del cuerpo humano, como cerebro, corazón y músculo entre otros, así como los efectos de la aplicación de corrientes y potenciales eléctricos a dichos órganos. Igualmente, se estudian y analizan las señales eléctricas producidas por estos órganos, utilizando métodos de detección y procesamiento que involucran desarrollo de hardware y software específicos a cada señal y órgano que la produce.

2.4.4 Biomecánica y Biomateriales

El estudio del cuerpo humano se ve beneficiado por la descripción de sus sistemas como modelos mecánicos. El objetivo de esta línea de investigación es el estudio de la estructura y función de los sistemas biológicos utilizando los métodos de la mecánica. Este estudio está encaminado al desarrollo de ayudas en el diagnóstico y tratamiento de patologías en especialidades afines como son ortopedia, cardiología, cirugía cardiovascular, rehabilitación, entre otras.

2.4.5 Biotecnología

La utilización y manipulación de organismos vivos para beneficio del ser humano mediante la aproximación de las ciencias básicas y la ingeniería, se conoce como biotecnología. El objetivo de esta línea de investigación es desarrollar metodologías de producción que permitan explotar una característica específica de un organismo para aplicaciones técnicas.

2.5 PERSPECTIVAS

La creciente complejidad de los instrumentos, de los métodos de medida e incluso de la interpretación de los datos obtenidos, hace que los hospitales necesiten de los bioingenieros, con frecuencia jugando papeles complementarios a los del médico en los equipos clínicos.

Un ingeniero biomédico, fuera de los hospitales, encontrará la oportunidad de trabajar paralelamente al médico, al psicólogo, al trabajador social y a otras personas semejantes que comparten la responsabilidad del bienestar médico de la comunidad en su conjunto. En las Universidades se le necesitará no sólo para la investigación biológica pura, sino también para que desarrolle nuevos métodos de medida, de diagnóstico y de análisis, y con toda seguridad irá encontrando cada vez más oportunidades de trabajo de asesoramiento y desarrollo en aquellas industrias que han de producir los instrumentos para la Bioingeniería del futuro.

La Bioingeniería hoy, está creciendo y estableciéndose como uno de los polos de mayor desarrollo, tanto en el mercado actual como en el área de la investigación.

No obstante, aún son muchos los profesionales de la salud que desconocen qué es la Bioingeniería y cuáles son sus aplicaciones.

La apertura del mercado actual, tanto en la importación como en la exportación de nueva y compleja tecnología médica, como también, la falta de normativa clara que rijan en todos los aspectos de esta tecnología, hacen que la demanda de bioingenieros se haga cada vez más relevante en este mercado y que ámbitos prestadores de la salud requieran de sus servicios.

3. SEÑALES BIOMEDICAS

Una señal es una descripción de cómo un parámetro está relacionado con otro. Por ejemplo, el tipo más común de señal en electrónica analógica es un voltaje que varía con el tiempo. Debido a que ambos parámetros pueden asumir un rango continuo de valores, llamaremos a esto "señales continuas".

En cambio, al pasar esta señal a través de un conversor analógico-digital se obliga a cada uno de los dos parámetros a ser cuantizados. Las señales formadas a partir de parámetros cuantizados de esta manera se denominan "señales discretas" o "señales digitales".

Desde una visión más práctica, se puede decir que una señal es un fenómeno que transporta información. Específicamente, una señal biomédica es el resultado que se obtiene después de captar a partir de un transductor específico los potenciales de acción de muchas células, el cual se utiliza fundamentalmente para extraer información de un sistema biológico bajo estudio.

El proceso completo de extracción de la información biológica puede ser tan sencillo como la estimación de la frecuencia cardíaca media de un paciente a

través del "pulso" o tan complejo como el análisis de la estructura interna de los tejidos blandos mediante una sofisticada máquina de tomografía computada. Entre las señales biomédicas más comunes se encuentran las emitidas por el corazón (Electrocardiograma-ECG), los tejidos musculares (Electromiograma-EMG) y el cerebro (Electroencefalograma-EEG).

3.1 SEÑALES CARDIACAS

El corazón es la bomba responsable, mediante sus latidos, del desplazamiento de la sangre a lo largo del sistema vascular, asegurando con ello el aporte de O₂ y nutrientes a los tejidos.

El corazón es un órgano miogénico, es decir, se contrae independientemente del sistema nervioso. Está dotado de un sistema especializado para generar rítmicamente impulsos que causan la contracción rítmica del miocardio y conducir estos impulsos con rapidez a todas las células cardíacas.

Un latido cardíaco consiste en una contracción (sístole), y una relajación (diástole), rítmicas y secuenciales de todo el músculo cardíaco. La contracción de cada célula está asociada a un potencial de acción (PA) en dicha célula.

El corazón esta formado por cuatro cavidades, dos cámaras que se encuentran en la parte superior llamadas aurículas y dos en la parte inferior llamados ventrículos (Fig. 3.1a).

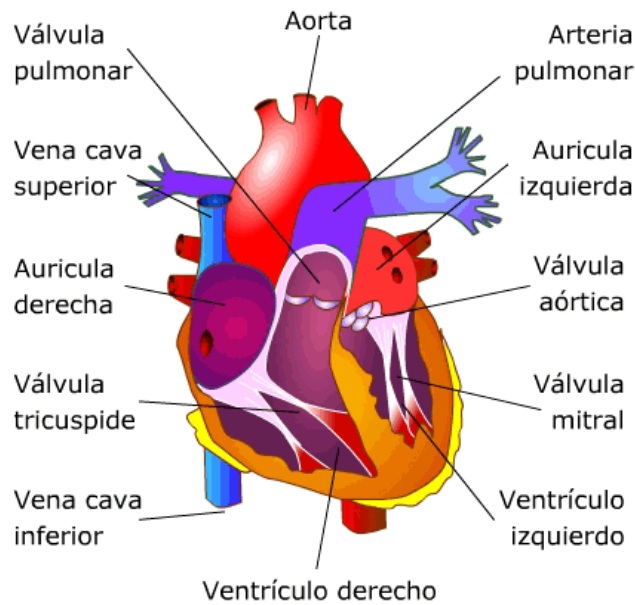


Fig. 3.1a. El Corazón⁴

Las aurículas son paredes delgadas que actúan como bombas de baja presión que reciben sangre de la circulación de las venas. En la aurícula derecha se encuentran localizadas un grupo de células musculares especiales denominadas células marcapasos del nódulo seno auricular (S-A), en donde se inicia la actividad eléctrica del corazón.

Un cambio de concentración iónica a través de las células, hace que se produzca un potencial entre células y se propague por toda la superficie del cuerpo, de una célula a otra, ya que éstas se encuentran eléctricamente acopladas a través de uniones en sus membranas.

⁴ MedlinePlus Enciclopedia Médica: Electrocardiograma (ECG) : www.nlm.nih.gov/medlineplus/spanish/ency/article/003868.htm

El acoplamiento eléctrico de las células miocárdicas y la existencia de células especializadas en la conducción eléctrica entre aurículas y ventrículos, hace que la onda de despolarización surgida en las células marcapasos se propague rápidamente a través de todo el músculo cardíaco, permitiendo así que las células se contraigan de forma sincronizada. La naturaleza y el grado de acoplamiento determinan el patrón con que se propagará la onda eléctrica de excitación a todo el corazón y también influye en la velocidad de conducción.

En el corazón, la onda de despolarización se propaga desde el nódulo S-A hacia ambas aurículas, las cuales se despolarizan y se contraen. Las aurículas están conectadas eléctricamente a los ventrículos tan sólo a través del nódulo aurículoventricular (AV). La excitación se propaga al ventrículo a través de una serie de fibras especiales, que permiten que todas las fibras musculares del ventrículo se contraigan también sincrónicamente, pero más tarde (Fig.3.1b).

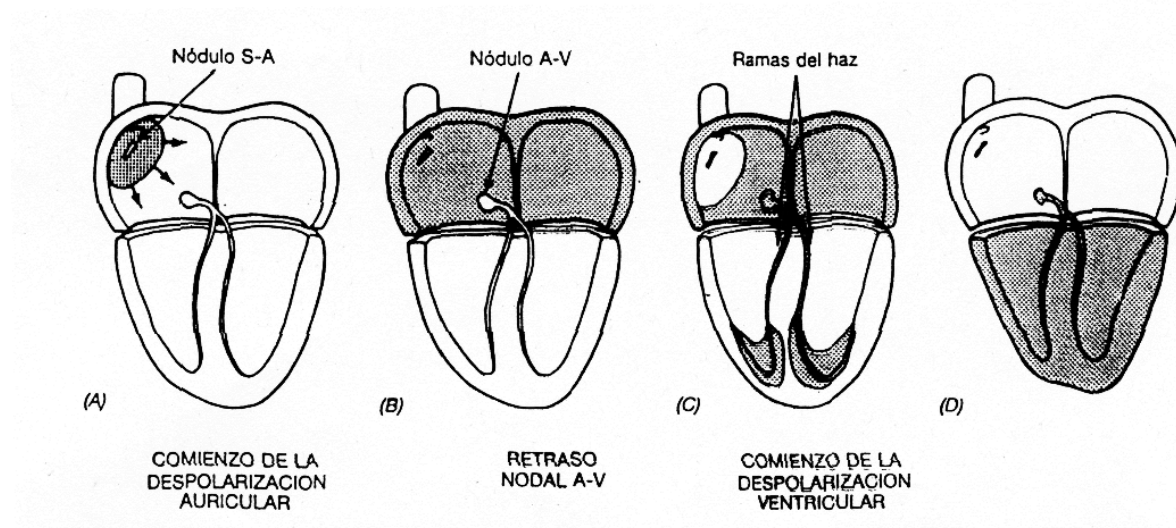


Fig. 3.1b. Iniciación y conducción de la despolarización en el corazón. (Las áreas más oscuras están despolarizadas)⁵

⁵ El electrocardiograma: Actividad eléctrica del corazón:
www.mailxmail.com/curso/vida/electrocardiograma

El significado funcional de la organización eléctrica del miocardio es su capacidad para generar contracciones sincrónicas y separadas de las aurículas y los ventrículos. Así, la propagación del estímulo cardíaco desde las aurículas a los ventrículos permite que la contracción de las aurículas preceda a la de los ventrículos y proporciona un desfase de tiempo que permite el paso de sangre desde las aurículas a los ventrículos.

Durante la propagación de la onda de excitación se pierde el potencial negativo normal del interior de la fibra muscular y el potencial de membrana se invierte, es decir, se vuelve ligeramente negativo en el exterior (Fig.3.1c). Durante la propagación del estímulo a través de la masa auricular o ventricular, se van creando zonas con células musculares despolarizadas frente a otras en las que las células están todavía en reposo, lo que produce diferencias de potencial extracelulares que dan lugar a un campo eléctrico. Debido al gran número de células implicadas, la corriente que fluye durante la actividad sincrónica de las células cardíacas puede detectarse por pequeños cambios de potencial en distintos puntos por todo el cuerpo.

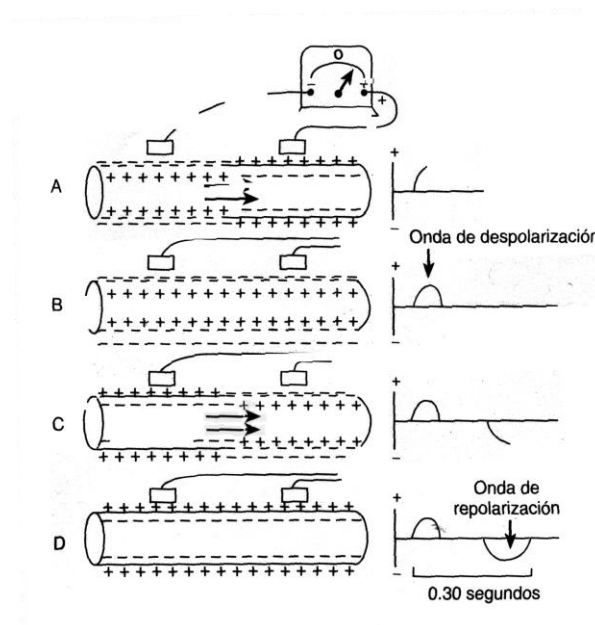


Fig. 3.1c. Trazado en donde se registra la onda de despolarización (A y B) y la onda de repolarización (C y D) de una fibra muscular cardíaca.

Si se colocan unos electrodos sobre la piel, a uno y otro lado del corazón, pueden registrarse las diferencias de voltaje, que son el reflejo de la actividad eléctrica del corazón en su funcionamiento habitual.

Para adquirir las señales eléctricas del corazón se utiliza un electrocardiógrafo el cual está constituido por un amplificador de señales eléctricas, en el que se encuentran conectados, por un lado, los electrodos que se colocan en la superficie corporal, y por el otro, un dispositivo de registro, ya sea un papel, una pantalla, o bien un PC. El trazado de registros, proporcionado por éste dispositivo, se conoce como electrocardiograma (ECG).

3.1.1 Electrocardiografía

3.1.1.1 Generalidades: La Electrocardiografía o electrocardiograma (ECG) es la representación gráfica de la actividad eléctrica del corazón con el propósito de realizar exploraciones en el sistema cardiovascular humano. Está compuesto de un conjunto de formas de onda que resultan de la despolarización y repolarización auricular y ventricular e indica la conducción de impulsos eléctricos a través del corazón, con el tiempo en abscisas y la tensión eléctrica en ordenadas, medidas en milisegundos y milivoltios, respectivamente.

En el siglo XIX se hizo evidente que el corazón generaba electricidad. La actividad bioeléctrica correspondiente al latido cardiaco fue descubierta por Kolliker y Mueller en 1856. El primero en aproximarse sistemáticamente a este órgano bajo el punto de vista eléctrico fue Augustus Waller), quien en 1889 utilizó un galvanómetro capilar como aparato de grabación.

En 1911 Willem Einthoven descubrió el galvanómetro de cuerda, mucho más exacto que el galvanómetro capilar que usaba Waller. Einthoven para grabar una onda ECG colocó unos electrodos sobre la piel de un humano, a uno y otro lado del corazón, y registró las diferencias de potenciales.

A este registro, de la actividad eléctrica del corazón, lo definió derivación. Además, introdujo conceptos como la identificación de las ondas, la definición de sitios estándares para la grabación de la señal del corazón (brazos y piernas), y el desarrollo de la primera teoría donde el corazón es modelado como un simple dipolo variante en el tiempo. Einthoven asignó las letras P, Q, R, S y T a las diferentes deflexiones y describió las características electrocardiográficas de gran número de enfermedades cardiovasculares.

Poco tiempo después el electrocardiógrafo demostró su valor en el diagnóstico médico y hoy se mantiene como uno de los instrumentos electrónicos más empleados en la medicina moderna.

3.1.1.2 Derivaciones: En la electrocardiografía se utilizan una serie de derivaciones, las cuales son combinaciones de puntos corporales. Estas derivaciones pueden ser estándar o bipolares, monopolares y precordiales.

- ✓ Derivaciones estándar o bipolares: El término bipolar significa que el ECG es registrado por dos electrodos aplicados al cuerpo. Se coloca un electrodo en cada uno de los vértices del hipotético triángulo de Einthoven, siendo estos vértices los extremos de los brazos (muñecas) y la pierna izquierda (tobillo) (Fig.3.1d) y el otro se coloca en el tobillo derecho, tomando éste último, como el electrodo de referencia.

Estas derivaciones son de varios tipos, y registran las siguientes diferencias de potencial:

$$I = V_{LA} - V_{RA}$$

$$II = V_{LL} - V_{RA}$$

$$III = V_{LL} - V_{LA}$$

Donde, RA = brazo derecho, LA = Brazo Izquierdo, LL =Pierna Izquierda. Como el cuerpo humano es puramente resistivo, el cuarto miembro puede ser considerado el torso.

- Derivación I: El polo negativo del electrocardiógrafo se conecta al brazo derecho y el polo positivo, al izquierdo. Por tanto cuando el lugar donde el brazo derecho se une al tórax es electronegativo con respecto al punto de unión del brazo izquierdo al tórax, se registrarán potenciales positivos, es decir por encima de la línea de voltaje cero del ECG. Cuando se den las circunstancias opuestas, se registrarán potenciales negativos.
- Derivación II: El polo negativo se conecta al brazo derecho, y el positivo a la pierna izquierda. Como el brazo derecho es electronegativo con respecto a la pierna izquierda, se registrarán potenciales (u ondas) positivas.
- Derivación III: El polo negativo está conectado al brazo izquierdo, y el positivo a la pierna izquierda. Esto significa que el electrocardiógrafo registra ondas positivas cuando el brazo izquierdo es negativo con respecto a la pierna izquierda.

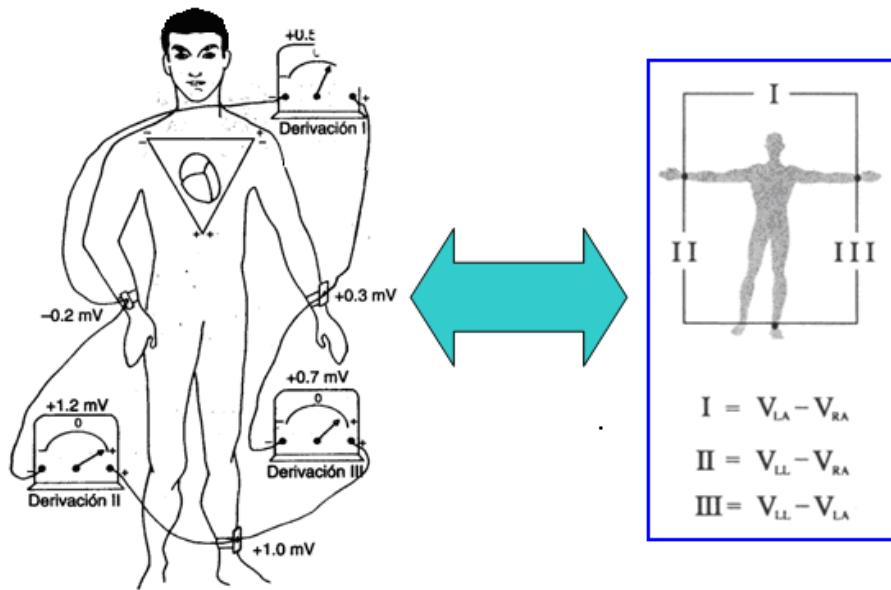


Fig. 3.1d. Disposición convencional de los electrodos para el registro de las derivaciones electrocardiográficas estándar. (En el tórax el triángulo de Einthoven)⁶

- ✓ Derivaciones monopares y precordiales: En los registros del ECG para las derivaciones monopares y precordiales el electrodo de referencia es construido por el propio aparato, y se van combinando con los polos de las tres extremidades (brazos o pierna) ó con los puntos (V_1 a V_6) sobre la superficie del pecho.

Es decir, en el caso de las monopares se registran las diferencias de potencial entre el electrodo de referencia y la extremidad correspondiente, y en el caso de las precordiales, entre el electrodo de referencia y un punto determinado del tórax (Fig. 3.1e). Para ambos casos el electrodo de referencia seria el mismo.

⁶Electrocardiograma: www.uam.es/personal_pdi/ciencias/jbenito/practicas/electrocardiograma.doc

Fig.1.

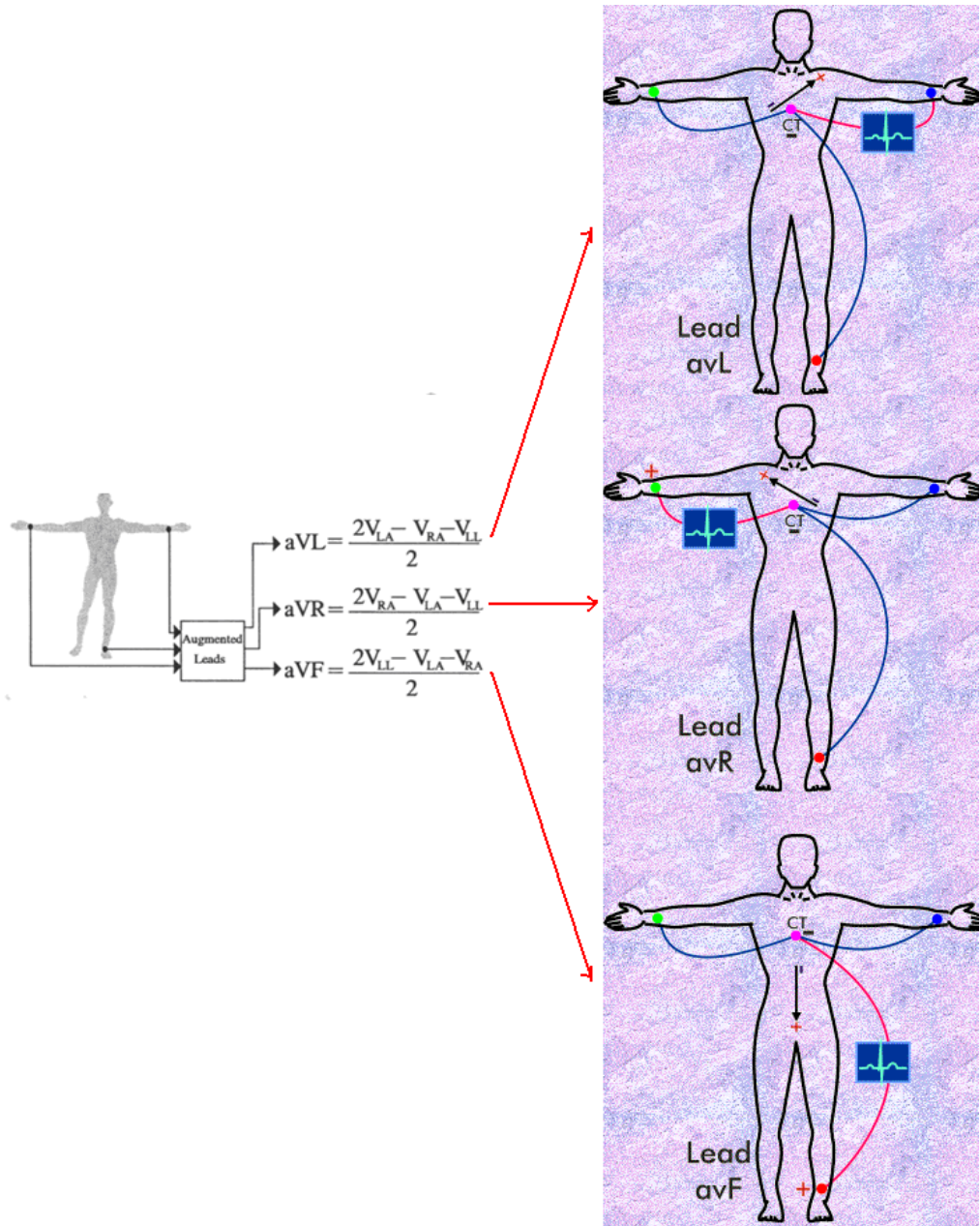


Fig.2.

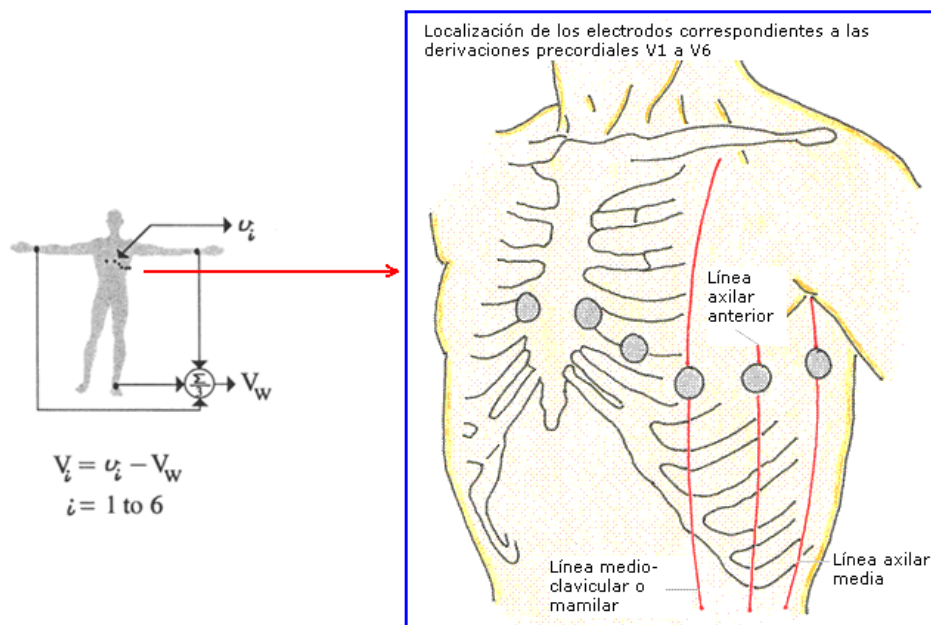


Fig. 3.1e. Derivaciones del ECG: En la Fig.1 se tienen las tres derivaciones monopoles (aV_F, aV_R, aV_L) y en la Fig.2 las 6 derivaciones precordiales (V₁ a V₆)⁷

3.1.1.3 Componentes Elementales: En un registro normal (Fig. 3.1f) del ECG se reconocen tres componentes elementales⁸: una onda P, el complejo QRS, y una onda T. La característica de la onda depende de la cantidad de tejido activado, la velocidad relativa y la dirección de la activación de la onda siguiente. El primer potencial que se genera no es visto por el ECG.

- ✓ **La onda P:** Es la señal eléctrica que corresponde a la contracción auricular. La despolarización Auricular, se debe a los potenciales eléctricos generados cuando las aurículas se despolarizan antes de cada contracción, y se da el paso del impulso eléctrico desde el nodo Sinusal al nodo A-V, es

⁷ Bronzino, J.D. The biomedical Engineering Handbook. Volumen I. Segundo Edición. CRC PRESS and IEEE PRESS. Boca Ratón, Florida. 2000. Sección 1. Pág. 1-12

⁸ Electrocardiograma: www.uam.es/personal_pdi/ciencias/jbenito/practicas/electrocardiograma.doc

decir, ambas aurículas, derecha e izquierda, se contraen simultáneamente y milésimas de segundo después ocurre la contracción auricular. En el momento en que la activación del frente de onda encuentra una masa atrial incrementada, la iniciación de la actividad eléctrica de la superficie del cuerpo es observada y la primera onda electrocardiográfica del ciclo cardiaco es vista (Fig. 3.1f).

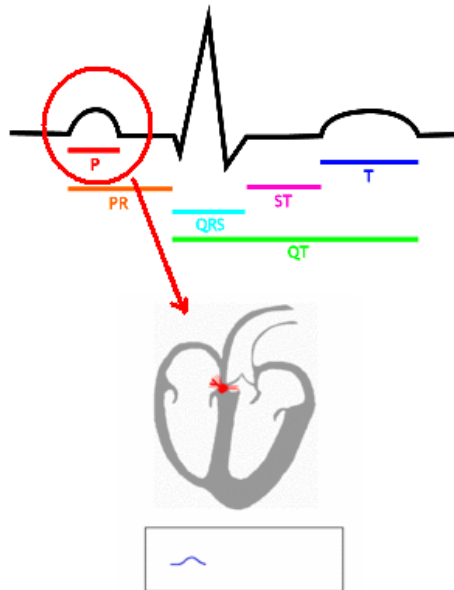


Fig. 3.1f. Actividad Eléctrica del corazón: Onda P⁹

- ✓ **Complejo QRS:** El complejo QRS corresponde a la corriente eléctrica que causa la contracción de los ventrículos derecho e izquierdo, la cual es mucho más potente que la de las aurículas y compete a más masa muscular, produciendo de este modo una mayor deflexión en el ECG (Fig. 3.1g). Este pequeño segmento isoeléctrico, significa la despolarización Ventricular; ésta excitación produce la contracción de los ventrículos, y quiere decir el paso desde el nodo A-V, pasando por el Haz de His y sus fibras, hasta llegar a las fibras de Purkinje y al músculo. Milésimas de segundo después llega la contracción Ventricular.

⁹ Electrocardiograma: http://es.wikipedia.org/wiki/Electrocardiograma#Onda_P

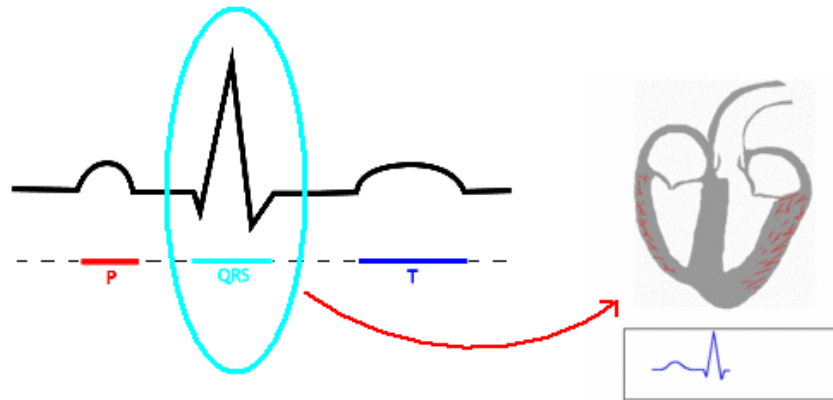


Fig. 3.1g. Actividad Eléctrica del corazón: Complejo QRS

- ✓ **Onda T:** Después del anterior segmento, los ventrículos regresan a un estado de reposo eléctrico y una onda de repolarización es vista a baja frecuencia, conocida como la onda T (Fig. 3.1h). El complejo QRS oscurece generalmente la onda de repolarización auricular, por lo que la mayoría de las veces no se ve. Eléctricamente, las células del músculo cardiaco son como muelles cargados; un pequeño impulso las dispara, despolarizan y se contraen. La recarga del muelle es la repolarización (también llamada potencial de acción).

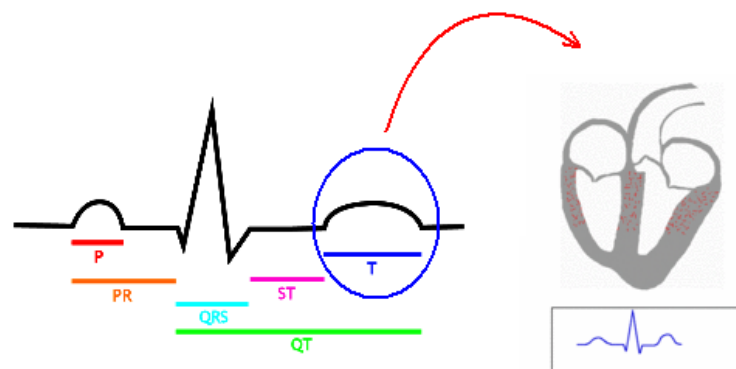


Fig. 3.1h. Actividad Eléctrica del corazón: Onda T

En la mayoría de las derivaciones, la onda T es positiva. Las ondas T negativas pueden ser síntomas de enfermedad, aunque una onda T invertida es normal en V1 (V₂₋₃ en la gente de color). El segmento ST conecta con el complejo QRS y la onda T. La repolarización auricular, no se puede observar en el ECG, ya que esta se da al mismo tiempo que el impulso eléctrico del complejo QRS, y éste es mucho mayor.

La suma de vectores y voltajes de las distintas áreas cardíacas permiten el apareamiento de un trazo que representa esta actividad cardíaca (Fig.3.1i).

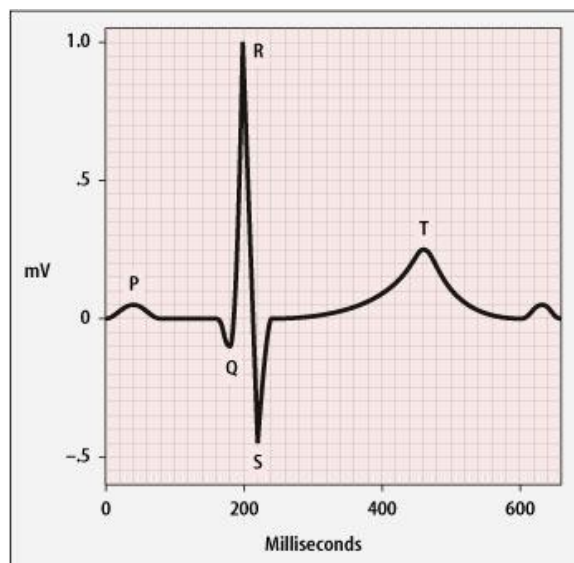


Fig. 3.1i. Electrocardiograma normal

3.1.1.4 Triángulo de Einthoven: Es la forma gráfica de mostrar que los dos brazos y la pierna izquierda forman los ángulos de un triángulo alrededor del corazón (Fig. 3.1j). Los ángulos de la parte superior del triángulo corresponden a los puntos donde se conectan ambos brazos, y el inferior es el sitio donde establece contacto la pierna izquierda.

Se llama vector cardíaco resultante al vector suma de toda la actividad eléctrica del corazón en un momento dado. Su origen es el centro del triángulo de Einthoven y su dirección y magnitud varía a lo largo del ciclo cardíaco.

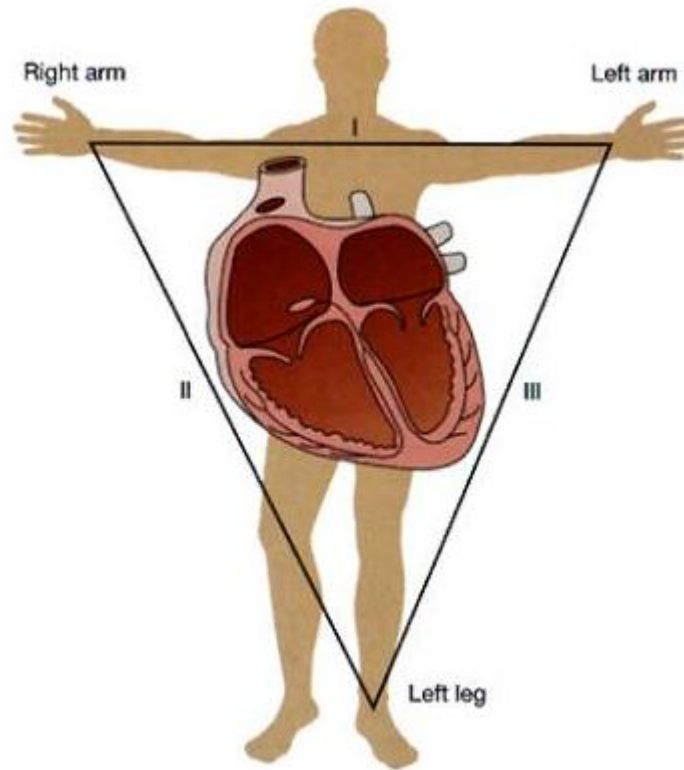


Figura 3.1j. Triángulo de Einthoven¹⁰

3.1.1.5 Patologías: El Electrocardiograma es útil para diagnosticar varias patologías y problemas, entre los que se encuentran:

- ✓ Determinar si el corazón funciona normalmente o sufre de anomalías, por ejemplo: Latidos extra o saltos, arritmia cardíaca.

¹⁰ Univ. of Maryland School of Medicine Emergency Medicine Interest Group:
<http://davidge2.umaryland.edu/~emig/ekgtu03.html>

- ✓ Indicar bloqueos coronarios arteriales (durante o después de un ataque cardiaco).
- ✓ Se puede utilizar para detectar alteraciones electrolíticas de potasio, calcio, magnesio u otras.
- ✓ Permitir la detección de anomalías conductivas como: bloqueo auriculoventricular, bloqueo de rama.
- ✓ Mostrar la condición física de un paciente durante un test de esfuerzo.
- ✓ Suministrar información sobre las condiciones físicas del corazón y de esta forma identificar una hipertrofia ventricular izquierda.

3.2 SEÑALES MUSCULARES

La función del músculo es generar fuerza para producir tensión o desplazamiento (trabajo) transformando la energía química de los alimentos en energía mecánica. La unidad contráctil de la musculatura del esqueleto es la fibra muscular, que es una célula cilíndrica de unos 50µm de diámetro, que al ser estimulada se contrae desarrollando fuerza. Un músculo consiste en haces paralelos de fibras musculares.

La activación de cada fibra muscular se hace a través del axón de la fibra nerviosa motriz que la inerva. Según la posición del músculo, el número de fibras musculares inervadas por un mismo axón puede variar entre 1 o más de 1000. El conjunto formado por la célula nerviosa motriz es la espina dorsal, su axón y las fibras musculares que éste inerva constituyen la unidad funcional básica del sistema muscular y se conoce como la unidad motriz (Fig.3.2a).

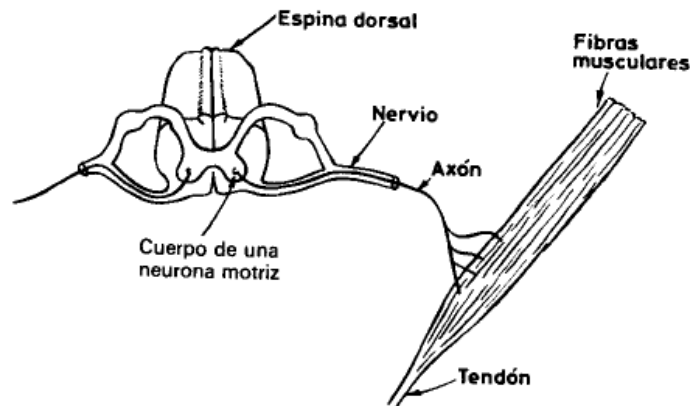


Fig. 3.2a. Diagrama de una unidad motriz¹¹

Cuando el potencial de acción del nervio alcanza el punto en el que éste se une con el músculo, se libera una cierta cantidad de un transmisor químico (La acetilcolina) que origina la despolarización local de la membrana de la fibra muscular.

El transmisor es rápidamente neutralizado por una sustancia denominada estereato de acetilcolina, quedando la unión mioneural libre para una nueva excitación. Al potencial complejo que origina las fibras de una unidad motriz se le conoce por potencial de la unidad motriz (PUM) y es la suma de los potenciales de acción de las distintas fibras de la unidad motriz (potenciales de acción cuasisincrónicos) en UM normales.

La potencia de la contracción muscular varía según las características de sus fibras y el número de unidades motoras que participan, pero además el músculo actúa desplazando unas palancas, los huesos, y por ello la fuerza generada por estas palancas depende de la situación mecánica en la que trabaja para un determinado movimiento.

¹¹ Bronzino, J.D. The biomedical Engineering Handbook. Volumen I. Segundo Edición. CRC PRESS and IEEE PRESS. Boca Ratón, Florida. 2000. Sección 14. Pág. 1-15

Existen dos aspectos básicos de la función muscular que conviene tener presentes al valorar su función: a) cuanto más rápido se contrae un músculo, menor fuerza puede generar, y b) la fuerza generada depende de la longitud de la fibra con respecto a su longitud máxima.

Además de esto, se encuentran dos dominios generales de operación que dependen de la magnitud que significa un esfuerzo dado en relación con la fuerza máxima del músculo. Por encima de un límite, el músculo no podrá contraerse de forma indefinida y acabará fatigándose; por debajo, por el contrario, puede contraerse sin aparente pérdida de fuerza o velocidad de contracción durante períodos prolongados. Este umbral dependerá de la capacidad de las fibras de las unidades motoras para obtener su energía de forma aeróbica y de regenerar su medio interno tras cada contracción. En definitiva, la fuerza de contracción muscular se gradúa controlando el número de axones que se estimulan y la frecuencia de estimulación de cada axón.

La visualización de las señales musculares, en cuanto a potencial eléctrico, suele obtenerse a través de un electromiógrafo, este equipo contiene una pantalla gráfica de computador y además una salida de audio para la reproducción sonora de las señales registradas, llamadas electromiogramas (EMG).

3.2.1 Electromiografía

3.2.1.1 Generalidades: La electromiografía o electromiograma (EMG) propiamente dicho, consiste en el registro de las variaciones de voltaje que se producen en las fibras musculares como expresión de la despolarización de sus

membranas durante la contracción espontánea o voluntaria¹². Es de gran utilidad en la investigación de la debilidad o atrofia musculares. Resulta especialmente útil en la distinción entre enfermedad de músculo y del nervio.

La electromiografía consiste en colocar electrodos sobre los músculos objeto de estudio. Es menos invasiva, pero el registro presenta mayor número de artefactos. Permite identificar los grupos de músculos que contribuyen a un movimiento en particular o registrar la frecuencia de movimientos involuntarios. Para fines clínicos, la actividad eléctrica se registra con electrodos bipolares de aguja insertados en el músculo que se quiere estudiar, los cuales recogen la actividad de las fibras musculares próximas.

El primer estudio en profundidad del electromiograma fue llevado a cabo por Piper en 1912¹³, quien registró potenciales durante la contracción voluntaria empleando electrodos de superficie y un galvanómetro de hilo.

En 1922, el médico estadounidense Joseph Erlanger y su discípulo el fisiólogo Herbert Spencer Gasser, pudieron amplificar las señales eléctricas originadas al estimular una fibra nerviosa y representarlas gráficamente en un osciloscopio de rayos catódicos. Mediante este método, descubrieron que las fibras nerviosas conducen impulsos a diferentes velocidades según su espesor y que cada una posee su propio umbral de excitabilidad, denominándolas de tipo A, B y C.

En 1929 Adrián y Broke introdujeron el electrodo concéntrico de aguja que hizo posible, conjuntamente con el osciloscopio de rayos catódicos y los amplificadores electrónicos, el estudio de potenciales de acción de unidades motrices y de fibras únicas. Durante las siguientes décadas y debido a las continuas mejoras de los

¹² Puente, L y Valdazob, M. Evaluación de la función muscular periférica. Servicios de Neumología y Rehabilitación. Hospital General Universitario Gregorio Marañón. Madrid. 2005. Pág. 317-324

¹³ Informe_EMG.pdf: http://telemedicina8.tripod.com/archivos/informe_EMG.pdf

aparatos de EMG, la electromiografía superficial fue utilizada cada vez más para el estudio de la función del músculo.

3.2.1.2 Clases de electrodos: Los electrodos que recogen la actividad eléctrica del músculo pueden ser superficiales o profundos y ambos se utilizan con una pasta conductora para reducir la resistencia de contacto.

- ✓ **Electrodos de superficie:** Son placas de plata o acero inoxidable que se utilizan en registros superficiales en los que interesa la respuesta global del músculo, ya que no pueden detectar potenciales de baja amplitud o de elevada frecuencia.
- ✓ **Electrodos profundos:** Son agujas que se insertan dentro del músculo.
- ✓ **Monoplares de aguja:** Son simples agujas de acero inoxidable aisladas con barniz excepto en la punta.
- ✓ **Electrodos concéntricos de agujas:** Se dividen en unipolares y en bipolares son los más empleados en electromiografía clínica, consisten en una cánula similar a una aguja hipodérmica, en cuyo interior se cementa un hilo (o dos) de acero o de platino, aislado excepto en la punta. Su diámetro mas corriente es de 0.45 mm (aunque existen otras medidas). En un registro con electrodos concéntricos unipolares el hilo central suele conectarse al activo del amplificador de instrumentación, mientras que la cánula suele hacer de referencia, y un tercer electrodo de masa. Estos últimos son más selectivos que los unipolares. En la fig. 3.2b se encuentran las imágenes de distintos tipos de electrodos de aguja.

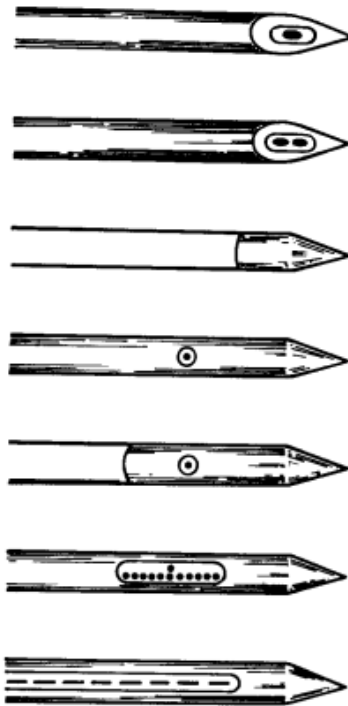


Fig. 3.2b. Distintos electrodos de aguja¹⁴

- ✓ Electrodo de fibra única: Consisten en una cánula de acero de unos 0.5 mm de diámetro que puede contener hasta 14 hilos aislados, de platino o plata, y que posee una ventana lateral por la que aparecen las puntas de los hilos. Son electrodos muy selectivos que permiten registrar los potenciales de una o dos fibras.

3.2.1.3 Potenciales característicos en electromiografía¹⁴: Los potenciales característicos en electromiografía pueden ser debidos a la actividad voluntaria o a la espontánea. Algunos ejemplos de estos son la actividad de Inserción, los Potenciales de fibrilación, fasciculaciones y el Potencial de Unidad Motora. Este último será profundizado posteriormente debido a su gran importancia.

¹⁴ Mompit, J.P. Introducción a la Bioingeniería. Edit. Marcombo, S.A. Barcelona. 1990. Pág. 110

Las Unidades Motoras (UM) están constituidas por la neurona motora, su axon y ramificaciones distales, las placas motoras y todas las fibras musculares que dependen de ella. Se activa por completo en una respuesta de todo o nada. El número de fibras por Unidad Motora (razón de inervación) varía entre 1-10 en los músculos extraoculares, faringeos o craneales a varios cientos para los músculos tónicos axiales. La actividad eléctrica de todas las fibras musculares se suma en el registro con la aguja coaxial para constituir el Potencial de Unidad Motora (PUM).

Dentro de la actividad voluntaria, el PUM es el objeto principal de estudio y como se mencionó anteriormente, consiste en la suma de distintos potenciales de acción de grupos de fibras musculares que se están contrayendo casi y en ocasiones, polifásicos con cinco o más fases. Su duración está comprendida entre 2 y 15 ms y su amplitud entre 100V y 2 mV, aunque estas magnitudes dependen mucho del tipo de electrodos empleado y del músculo considerado (numero de fibras de la UM) (Fig.3.2c).



Fig. 3.2c. PUM de un sujeto normal

La forma y las dimensiones de los PUM pueden modificarse en gran medida en sujetos enfermos: por ejemplo, en algunas neuropatías periféricas la duración de los PUM aumenta, así como su número de fases (Fig.3.2d).



Fig. 3.2d. PUM polifásicos en una neuropatía periférica

El registro de los PUM se suele realizar contrayendo débilmente el músculo en observación, Si la contracción se hace mucho más intensa, se obtiene lo que se conoce por patrón de interferencia: los PUM se superponen siendo difícil distinguir sus características individuales. El aspecto del registro se muestra en la Fig.3.2e. Los PUM y el patrón de interferencia constituyen los registros principales de la actividad voluntaria.



Fig. 3.2e. PUM de un sujeto normal al ir aumentando el nivel de contracción.

Las características más notables de los PUM son la duración, la amplitud, el número de fases y el número de puntas.

- ✓ **Duración:** La duración se define como el tiempo desde la deflexión inicial al retorno a la línea de base y refleja el número y dispersión espacial de las fibras musculares de la UM. Los valores normales medios se hallan entre 5 y 15 ms, pero varían para cada músculo, edad y temperatura.

- ✓ **Amplitud:** La amplitud del PUM se mide entre pico y pico y corresponde a la actividad de un relativo escaso número de fibras musculares cercanas a la punta de la aguja. Normalmente mide entre 200 μ V. y 2-3mV (Fig.3.2f).
- ✓ **Numero de Fases:** Las fases del PUM corresponden al número de cruces por la isoelectrica mas uno, es decir, la cantidad de porciones a uno y otro lado de la línea de base.

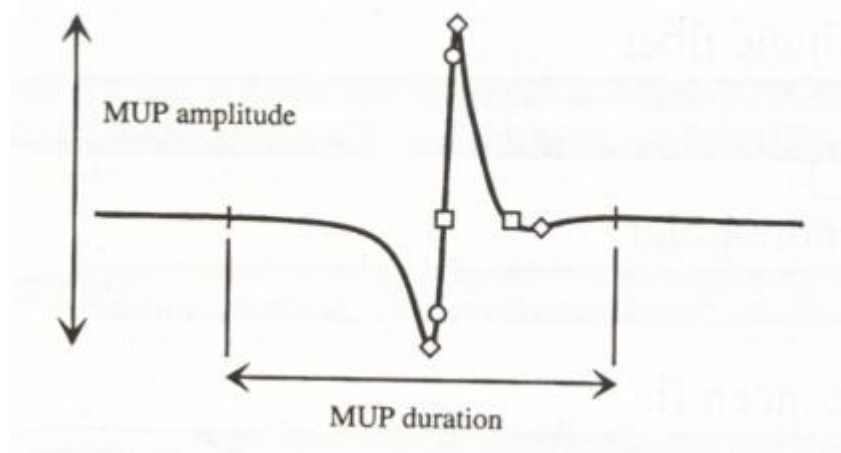


Fig. 3.2f. Amplitud y duración del PUM

La estabilidad de un PUM consiste en la constancia en su morfología en sus sucesivas excitaciones. Disminuye en los casos en que existen trastornos en la propagación del impulso en las arborizaciones terminales (fases iniciales de la reinervación, denervación en curso) o en la transmisión neuromuscular (Miastenia Gravis).

3.2.1.4 Patologías: El Electromiograma se utiliza para diagnosticar varias patologías y problemas, entre ellos¹⁵:

- ✓ Lesiones traumáticas o denervación con pérdida de continuidad entre un nervio y un músculo. La presencia de potenciales de fibrilación en un músculo relajado puede ser una señal de denervación. En la reinervación permite detectar PUM antes de que se aprecie el movimiento voluntario.
- ✓ Neuropatías periféricas producidas por algunas enfermedades como la diabetes, la difteria o el alcoholismo, entre otras. Se caracterizan por una reducción de la actividad de las UM hasta el punto de perderse el factor de interferencia, incluso durante un esfuerzo máximo. Los PUM son, en general, polifásicos debido probablemente a las diferencias en velocidad de conducción de las ramas que inervan las fibras de la UM. Las amplitudes y duraciones son nominales o ligeramente inferiores.
- ✓ Enfermedades neuromusculares como la miastenia gravis, la esclerosis lateral amiotrófica, el síndrome de Guillain-Barré, algunas distrofias musculares, etc. Las fibras musculares están normalmente inervadas pero la transmisión de impulsos a través de la unión mio neuronal se hace con mucha dificultad, las contracciones solo pueden mantenerse durante periodos cortos.
- ✓ Desórdenes de la neurona motriz, como la poliomielitis y otras infecciones víricas agudas, las atrofas musculares de la espina dorsal de origen genético, la enfermedad de la neurona motriz de tipo degenerativo, etc. Todas ellas presentan características comunes como excesiva actividad de

¹⁵ Método de Diagnostico: La Historia Medica y la exploración física.
www.cuidelaespalda.com/Metodos%20Diagnos/METODIAG_ELECTROMIO.html

inserción, fibrilación, reducida actividad voluntaria, aunque con PUM de amplitudes y duraciones mayores que las normales.

- ✓ Enfermedades musculares incluye enfermedades como las distrofias musculares, miopatias adquiridas y de tipo endocrino. Suele mostrar anomalías en los PUM (polifases) aunque el número de UM activadas suele ser normal. Aunque no existe una técnica que tenga un uso clínico aceptado de manera general, existen hoy en día una serie de medidas cuantitativas que pretenden eliminar las interpretaciones subjetivas y proporcionar descripciones validas de las características de los PUM durante la actividad voluntaria.

3.3 SEÑALES CEREBRALES

El encéfalo, contenido en el cráneo, es la parte más voluminosa del sistema nervioso central (SNC), que continúa en la médula espinal, contenida en la columna vertebral, y en los nervios sensitivos y motores que llevan, respectivamente, información sensorial al encéfalo y el control de la musculatura del esqueleto.

El encéfalo se divide en las siguientes partes: tallo cerebral, cerebelo y cerebro. El tallo cerebral es la parte evolutivamente más antigua del encéfalo; conecta entre sí el córtex cerebral, la médula espinal y el cerebelo; controla asimismo los ritmos cardíaco y respiratorio, y es el centro de diversos reflejos motores. El cerebelo es el coordinador de los movimientos voluntarios, además de mantener el equilibrio.

El cerebro es la parte más evolucionada del encéfalo y en él están localizadas las funciones conscientes del sistema nervioso. Posee dos partes llamadas hemisferios que se relacionan con las partes opuestas del cuerpo. La superficie externa del hemisferio se conoce por córtex y en ella se recibe la información sensorial. Las capas más profundas están formadas por axones y núcleos de células. En la zona temporal del córtex residen los lóbulos responsables de la recepción y asociación o interpretación auditivas. En la zona Occipital los lóbulos responsables de la recepción y asociación visuales. En la zona central, que va desde la fisura longitudinal hasta la zona temporal, residen las funciones motrices del córtex (lesiones en esta zona dan lugar a parálisis parciales en la parte opuesta del cuerpo). En la zona comprendida entre la anterior y el lóbulo frontal se controlan el habla y el comportamiento emocional. En la zona parietal se reciben impulsos provenientes de los sensores de presión, tacto y dolor, y está dividida en áreas que corresponden a cada una de las partes del cuerpo.

La presencia de potenciales eléctricos superficiales sólo puede explicarse por la disposición ordenada y simétrica de alguna clase de células corticales. Los candidatos óptimos son las células piramidales; el resto de células contribuyen de forma menor al potencial superficial, ya que su excitación tiene lugar de forma asíncrona y en muchas direcciones con relación a la superficie.

El potencial eléctrico cerebral es recogido por unos electrodos, receptores es forma de disco de 0.5cm de diámetro, que se colocan en el cuero cabelludo, los electrodos son adheridos mediante una crema conductora y por medio de un equipo conocido como electroencefalógrafo, se capta y se amplifica la actividad eléctrica de las células de la corteza cerebral, quedando registradas posteriormente en un electroencefalograma (EEG).

3.3.1 Electroencefalografía

3.3.1.1 Generalidades: La electroencefalografía o electroencefalograma (EEG) es el registro de la actividad eléctrica de las neuronas del encéfalo. Dicho registro posee formas muy complejas que varían mucho con la localización de los electrodos y entre individuos. Esto es debido al gran número de interconexiones que presentan las neuronas y por la estructura no uniforme del encéfalo.

La electroencefalografía es una técnica sencilla, barata y no invasiva que se ha desarrollado durante el último siglo y ha alcanzado grandes cuotas de utilización tanto en la investigación como en el diagnóstico médico rutinario y es la única técnica de laboratorio realmente accesible para el estudio de la fisiología cerebral.

En 1875¹⁶, la actividad eléctrica del encéfalo fue señalada por el fisiólogo inglés Catón, quien empleó un galvanómetro de Thomson conectado, mediante electrodos, a diferentes animales. La respuesta frecuencial del galvanómetro le permitió reproducir la frecuencia dominante de los animales estudiados (5 Hz). Sin embargo, no dejó registros gráficos de ningún tipo, aunque sí descripciones muy detalladas.

En 1926 Hans Berger, psiquiatra alemán, inició el estudio de la actividad eléctrica cerebral en humanos, así es considerado como el padre de la electroencefalografía, para ello se valió del "tubo de radio" inventado por Forest y Fleming, éste actuaba como amplificador, ya que los potenciales eléctricos cerebrales, son débiles y oscilan entre 10-150 microvoltios (μV).

¹⁶ Electroencefalograma: <http://orbita.starmedia.com/%7Ejsalamea/l/Pra14.htm>

Hasta el año 1934, los fisiólogos ingleses Adrián y Mattews, retomaron los estudios de Berger y así ellos denominaron al ritmo cerebral alfa como "ritmo de Berger".

3.3.1.2 Electrodo: El registro del EEG se realiza aplicando 21 electrodos distribuidos en el cuero cabelludo siguiendo lo que se conoce como el Sistema 10-20 (Fig.3.3a) de la Federación Internacional de Sociedades de Electroencefalografía, sistema que emplea una serie de marcas en el cráneo como puntos de referencia para posicionar los electrodos, lo cual permite el estudio de la misma región independientemente de las dimensiones y de la forma del cráneo.

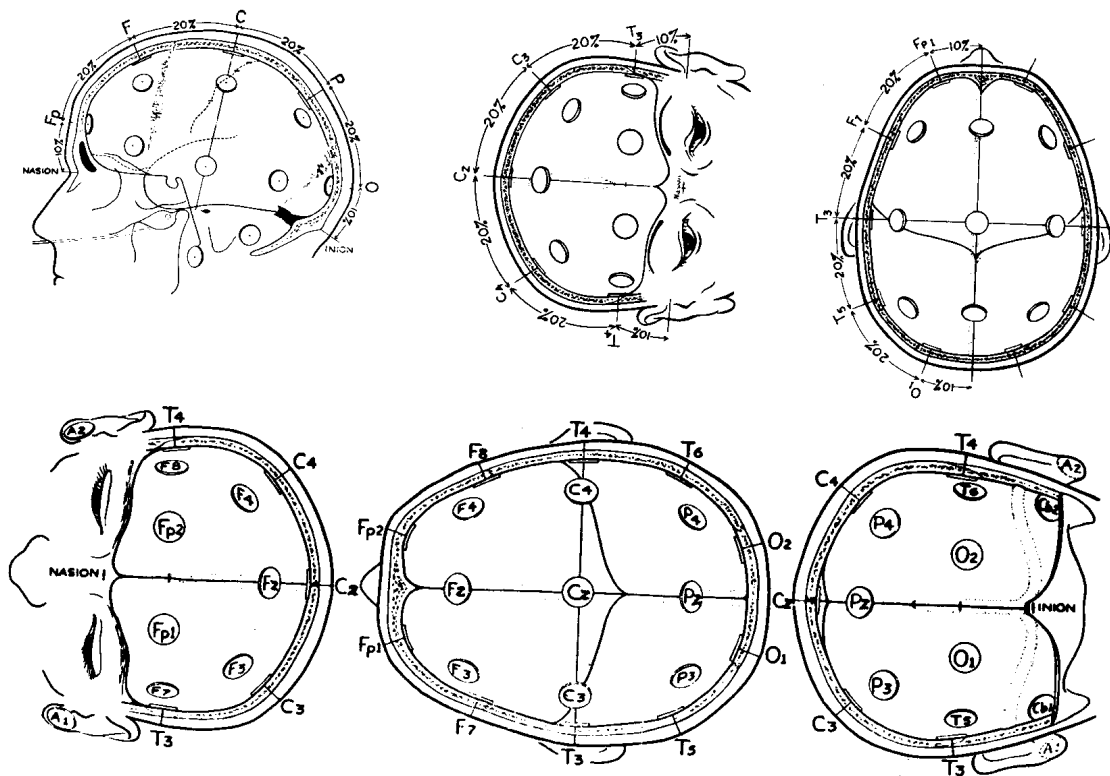


Fig. 3.3a. Sistema 10-20 recomendado por la federación Internacional de Sociedades de Electroencefalografía.

Se utilizan distintos tipos de electrodos, dependiendo de las necesidades, estos son:

- ✓ Disco metálico: Electrodo de oro o plata montado sobre un disco de plástico que se adhiere al cuero cabelludo por medio de una pasta conductora especial.
- ✓ Electrodo de gasa o esponja: Estos son empapados en solución salina.
- ✓ Electrodo de aguja: Destinados a introducirse en distintas cavidades para estudiar regiones diferenciadas del Sistema Nervioso. Este tipo de electrodo se emplea para realizar registros menos frecuentes como el electrocorticograma (EC₀G), realizado sobre el córtex expuesto, y el registro en profundidad.

3.3.1.3 Potenciales Eléctricos característicos: El potencial eléctrico es la suma algebraica del voltaje generado por las células de la corteza cerebral que aparece entre dos electrodos. Estos pueden ser bipolares y unipolares.

- ✓ Potencial Eléctrico bipolar: Es el potencial percibido por dos electrodos aplicados en sitios activos del cuero cabelludo. La ventaja del registro bipolar es la obtención de respuestas muy bien localizadas en el espacio, ya que la actividad lejana común a ambos electrodos se cancela.
- ✓ Potencial Eléctrico unipolar: Es el potencial percibido por un electrodo, que usa como referencia un electrodo neutro, el cual va colocado en lugares eléctricamente neutros como son: lóbulos de las orejas, punta de la nariz o apófisis espinosa de la séptima vértebra cervical.

3.3.1.4 Ondas características del encefalograma: Los trazados que se realizan en el papel electroencefalográfico son líneas onduladas, y el espacio que queda entre dos ondulaciones, determina la frecuencia. Hans Berger, introdujo la costumbre de indicar las diferentes frecuencias eléctricas con letras griegas.

La variedad de frecuencias determina el ritmo eléctrico y éste se mide en ciclos por segundo o Hz por segundo. Otro parámetro que se toma en cuenta en los trazados, es la amplitud de onda que determina el voltaje, este se mide según la longitud vertical que se trace, cabe señalar que hacia arriba es un voltaje negativo y que hacia abajo el voltaje es positivo.

✓ Electroencefalograma Normal: Poseen amplitudes que van desde los 10 mV en registros sobre el córtex, a 100 μ V en la superficie del cuero cabelludo. Las frecuencias de estas ondas se mueven entre 0,5 y 100 Hz y dependen mucho del grado de actividad del córtex cerebral.

La mayoría de las veces estas ondas no poseen ninguna forma determinada, en algunas son ritmos normales que suelen clasificarse en ritmos α , β , δ y θ ; en otras poseen características muy específicas de patologías cerebrales como la epilepsia (fig. 3.3b).

- Ondas α : Poseen frecuencias entre 8 y 13Hz. Se registran en sujetos normales despiertos, sin ninguna actividad y con los ojos cerrados, localizándose sobre todo en la zona occipital; su amplitud está comprendida entre 20 y 200 μ V.
- Ondas β : Poseen frecuencias entre 14 y 30Hz, aunque pueden llegar hasta los 50Hz; se registran fundamentalmente en las regiones parietal y frontal. Se dividen en dos tipos fundamentales, de comportamiento muy distinto, β_1 y β_2 . Las ondas β_1 tienen una frecuencia doble a las ondas α y se comportan de forma parecida a

ellas. Las ondas β_2 aparecen cuando se activa intensamente el SNC o cuando el sujeto está bajo tensión.

- Ondas θ : Poseen frecuencias entre 4 y 7Hz y se presentan en la infancia aunque también pueden presentarlas los adultos en períodos de stress emocional y frustración. Se registran fundamentalmente en las zonas parietal y temporal.
- Ondas δ : Poseen frecuencias inferiores a 3,5Hz y se presentan durante el sueño profundo, en la infancia y en enfermedades orgánicas cerebrales graves.

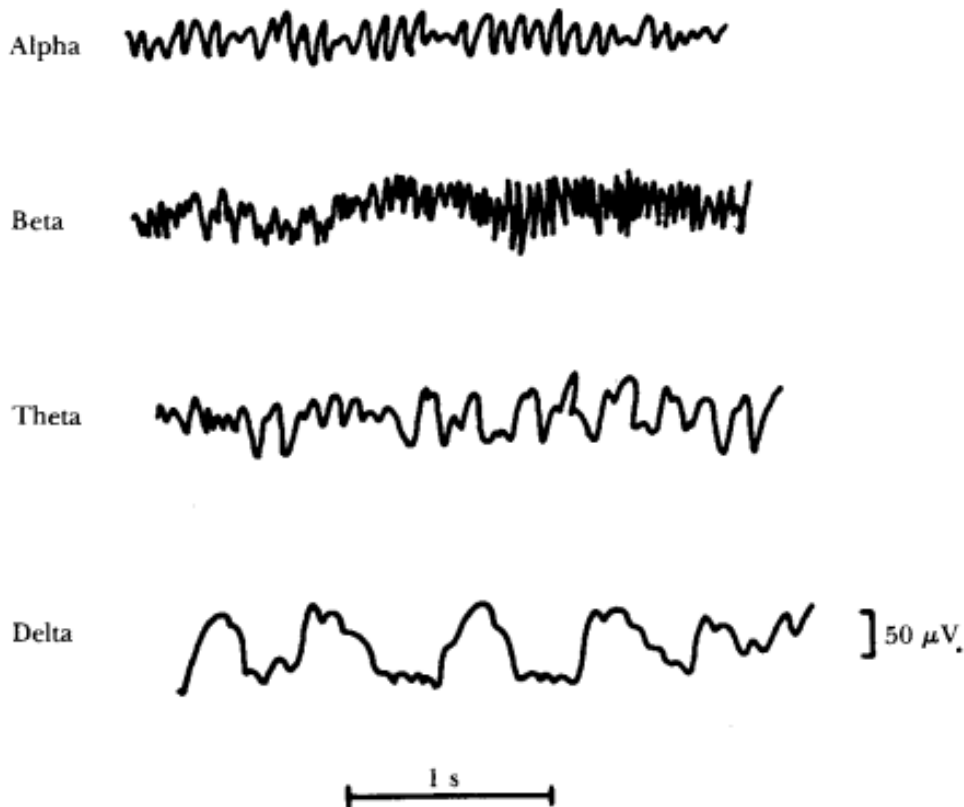


Fig. 3.3b. Ritmos Normales en Electroencefalografía

- ✓ Electroencefalograma del Sueño: En la Fig 3.3c se distinguen distintas fases del sueño que corresponden sucesivamente a los estados de alerta o excitación, de relajación, de somnolencia, de sueño y, finalmente, de sueño profundo. En esta figura se observa que la frecuencia de las ondas del EEG va disminuyendo progresivamente, aunque pueden aparecer ondas transitorias rápidas (puntas, ondas V y complejos K).

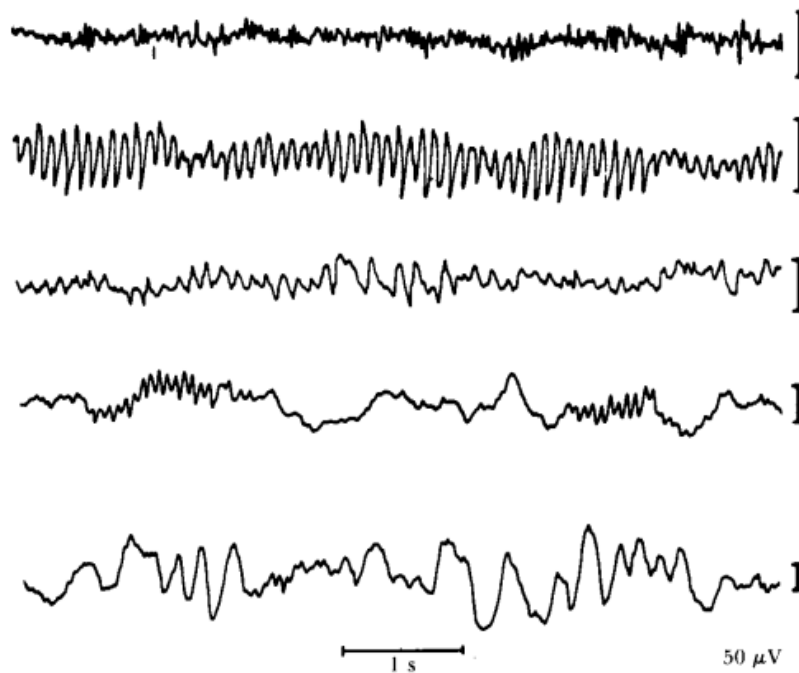


Fig. 3.3c. EEG durante distintas fases del sueño

- ✓ Electroencefalograma de Patologías: Uno de los usos fundamentales del EEG está en el diagnóstico y localización de la epilepsia, que tiene su origen en una activación excesiva de parte o de todo el SNC.

Existen tres grupos básicos de epilepsia: la epilepsia generalizada, que abarca todo el cerebro, la parcial que sólo lo hace en parte y la de difícil clasificación que no corresponde a ninguno de los tipos anteriores. Algunos ejemplos de crisis más frecuentes que presentan sujetos con epilepsia

generalizada son las crisis tónico-clónicas (Grand mal), las crisis mioclónicas y las crisis de ausencia.

Las crisis tónico-clónicas parecen tener origen en la hiper-excitabilidad o anomalía de las neuronas del sistema de activación reticular. Las descargas se expanden por todo el sistema nervioso dando lugar a convulsiones del cuerpo entero que dura desde algunos segundos hasta 3 o 4 minutos. Después del ataque el sujeto puede permanecer inconsciente bastantes minutos (hasta una hora).

El EEG presenta, en la fase tónica, ondas de frecuencia igual a las ondas α pero de mayor amplitud y registrables desde cualquier punto del córtex (Fig.3.3d).



Fig. 3.3d. EEG correspondiente a la epilepsia Grand mal

Durante las crisis mioclónicas el sujeto experimenta un ataque parecido al «Grand mal», pero el proceso termina muy rápidamente sin que el sujeto pierda la conciencia ni cese su actividad. En las crisis de ausencia el sujeto presenta de 5 a 20 segundos de inconsciencia con contracciones musculares en la región de la cabeza, volviendo a continuación a la actividad que estaba desarrollando antes del ataque. El EEG muestra puntas y ondas características (Fig. 3.3e).



Fig. 3.3e. EEG correspondiente a la epilepsia Petit mal

Las epilepsias parciales suelen ser causadas por lesiones cerebrales orgánicas focales (tumores, traumatismos, tejido destruido, etc.). Algunos ejemplos de crisis parciales son las crisis con síntomas motores (posturales, jacksonianas, afásicas,...), con síntomas sonatosensoriales (visuales, auditivos,...), con trastornos de la conciencia (automatismos, crisis de angustia, de risa,...), etc. En la Fig. 3.3f se tiene un ejemplo gráfico de una crisis motriz.



Fig. 3.3f. EEG correspondiente a la epilepsia psicomotriz

3.3.1.5 Patología: El electroencefalograma se utiliza para diagnosticar la presencia y tipo de trastornos convulsivos, buscar las causas de la confusión y para evaluar las lesiones en la cabeza, tumores, infecciones, enfermedades degenerativas y alteraciones metabólicas que afectan al cerebro.

También se usa para evaluar trastornos del sueño y para investigar períodos de pérdida del conocimiento. El EEG puede realizarse para confirmar la muerte cerebral en un paciente comatoso.

En síntesis, a partir del EEG se pueden diagnosticar patologías o problemas como¹⁷:

- ✓ Trastornos convulsivos como: epilepsia, convulsiones
- ✓ Anomalía de la estructura cerebral como: tumores cerebrales o abscesos cerebrales.
- ✓ Lesiones de la cabeza
- ✓ Encefalitis (inflamación del cerebro)
- ✓ Hemorragias, sangrado anormal causado por la ruptura de un vaso sanguíneo
- ✓ Infarto cerebral, tejido muerto debido a un bloqueo del suministro de sangre
- ✓ Trastorno del sueño como narcolepsia
- ✓ Malformación arteriovenosa cerebral
- ✓ Aneurisma cerebral
- ✓ Delirio Y Demencia
- ✓ Insomnio
- ✓ Esclerosis múltiple
- ✓ Demencia senil (tipo Alzheimer)
- ✓ Encefalopatías

En términos generales, El Electroencefalograma está indicado en todo fenómeno paroxístico en que se sospeche una causa de origen cerebral y en toda situación de disfunción cerebral, especialmente en fase sintomática.

¹⁷Medlineplus Enciclopedia médica: Electroencefalograma.
<http://www.nlm.nih.gov/medlineplus/spanish/ency/article/003931.htm>

4. TECNICAS DE EXTRACCION DE CARACTERISTICAS

Existen diversas técnicas para determinar valores correspondientes a la duración de intervalos, segmentos y puntos característicos de una señal biomédica; el éxito de estas técnicas radica en la eficiencia y certeza en la identificación de esos puntos y valores en el momento de comparar resultados con estimaciones hechas anteriormente.

Los métodos que se utilizan involucran nuevas técnicas que relacionan el espacio temporal con el frecuencial, debido a que generalmente el contenido en frecuencia de la forma de onda proporciona más información que su representación en el dominio del tiempo, además, casi todas las señales biológicas poseen características muy útiles para el diagnóstico cuando se encuentran caracterizadas en el dominio de la frecuencia. Los ejemplos de tales señales incluyen electromiogramas (EMG), Electroencefalogramas (EEG), Electrocardiogramas (ECG), movimientos del ojo, sonidos del estómago e intestinales, y otras respuestas motoras.

A la determinación del contenido de la frecuencia de una forma de onda se le conoce como análisis espectral. Para realizar éste análisis de manera exacta se

requiere que la señal sea periódica, o de longitud finita, y libre de ruido. Sin embargo, en muchas aplicaciones biológicas la forma de onda de interés es infinita o de gran longitud, por lo que solamente una porción de señal es útil para el análisis. Debido a lo anterior, todas las técnicas del análisis espectral deben necesariamente ser aproximadas.

La necesidad de tratar de forma eficaz y precisa señales biológicas que por diferentes circunstancias son de tipo no estacionario y finito en el tiempo, hace necesario utilizar métodos que a nivel frecuencial sean válidos para este tipo de señales. Estos métodos pueden ser la aplicación de transformada rápida de Fourier, escalogramas, espectrogramas, periódogramas, transformada wavelet, redes neuronales, entre otros.

Un esquema general para el procesamiento de señales se puede observar en la Fig. 4a, la cual comprende las etapas de pre-procesado, extracción de características, clasificación y finalmente diagnóstico. Esta monografía sólo estará enfocada en la etapa de extracción de características, por lo tanto este capítulo estará conformado por una breve descripción de las tres técnicas más comunes en extracción y su respectiva aplicación en el análisis de las señales biomédicas estudiadas anteriormente.

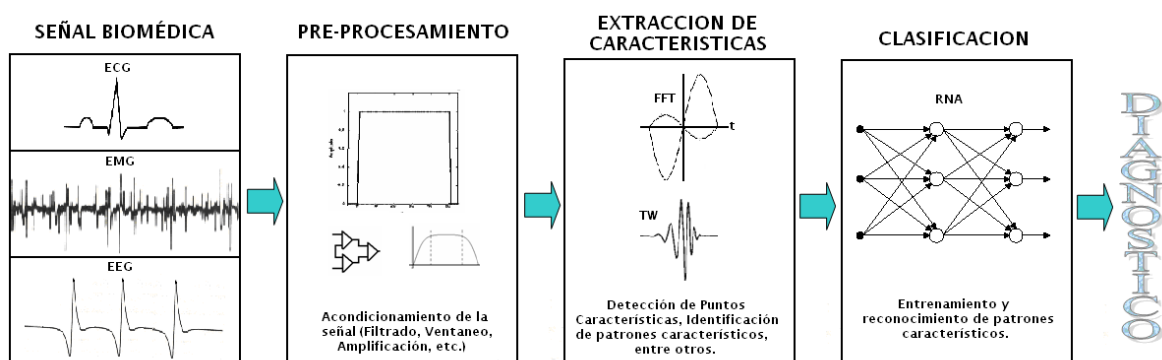


Fig. 4a. Esquema General de Procesamiento de Señales Biomédicas

4.1 TRANSFORMADA DE FOURIER

4.1.1 Definición

La transformada de Fourier es un procedimiento que realiza la descomposición de la señal temporal $X(t)$ en sus componentes frecuenciales. Si $x(t)$ es periódica se descompone en una serie de Fourier y si es no periódica se aplica la transformada de Fourier, por lo tanto se puede decir que ésta es una generalización de las series de Fourier.

4.1.2 Ecuación

La expresión matemática de la Transformada de Fourier varía de acuerdo a la señal temporal $X(t)$ a estudiar, es decir, depende de si es periódica, aperiódica y discreta, por lo tanto teniendo en cuenta lo anterior se tiene tres formas particulares de transformada: Series de Fourier, Transformada de Fourier y Transformada de Fourier Discreta (DFT), con su variante la Transformada Rápida de Fourier (FFT).

4.1.2.1 Series de Fourier¹⁸: Del análisis de las series de Fourier se tiene que cualquier forma de onda periódica puede ser representada por una serie de sinusoidales que están a la misma frecuencia, o a múltiplos de la frecuencia de la forma de onda. Esta familia de sinusoidales puede ser expresada como senos y cósenos, cada uno con su adecuada amplitud, o como una sola onda seno con su amplitud y ángulo de fase apropiado.

Si se considera el caso donde los senos y los cósenos son utilizados para representar los componentes frecuenciales: para encontrar la amplitud apropiada

¹⁸ Semmlow J.L. Biosignal and Biomedical Image Processing. Marcel Dekker, Inc. USA. 2004. Pág. 61-83

de estas componentes solamente es necesario correlacionar (es decir, multiplicar) la forma de onda con la familia del seno y del coseno, y promediar (es decir, integrar) sobre la forma de onda completa (o un período si la forma de onda es periódica).

Expresado matemáticamente, este procedimiento se convierte como se muestra en la Ec.1 y Ec.2:

$$a_n = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) \cos(2\pi m f_\tau t) dt \quad \text{Ec.1}$$

$$b_n = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) \text{sen}(2\pi m f_\tau t) dt \quad \text{Ec.2}$$

Donde T es el periodo o el tiempo de la forma de onda, $f_\tau = \frac{1}{T}$ y m son números enteros, m = 1, 2, 3, ..., definiendo al miembro de la familia. Esto da lugar a una familia de senos y de cósenos con armónicos de diferentes frecuencias.

En términos generales, en el análisis de series de fourier se utiliza una función compuesta de una serie de sinusoides (senos y cósenos), llamados armónicos. Los senos y los cósenos tienen frecuencias válidas solamente para valores de $\frac{m}{T}$, ya sea a la misma frecuencia que la forma de onda (cuando m = 1) o múltiplos de ella (cuando m > 1), lo que es denominado armónicos.

Para las funciones periódicas, la transformada de Fourier y las series de Fourier constituyen una transformación bilateral es decir, la transformada de Fourier puede ser aplicada a la forma de onda para obtener las componentes sinusoidales y las componentes seno y coseno de la serie de Fourier pueden ser sumadas para reconstruir la forma de onda original:

$$x(t) = \frac{a(0)}{2} + \sum_{m=0}^{\infty} a(m) \cos(2\pi m f_t t) + \sum_{m=0}^{\infty} b(m) \sin(2\pi m f_t t) \quad \text{Ec.3}$$

La información espectral se presenta generalmente en un diagrama de frecuencia, de amplitud del seno y del coseno vs. el número de la componente m , o la frecuencia equivalente. Para convertir de número de la componente, m , a la frecuencia, f , se tiene en cuenta que $f = \frac{m}{T}$, donde T es el período de la fundamental. (En señales convertidas a digital, la frecuencia de muestreo se utiliza para determinar la frecuencia espectral).

Más que graficar las amplitudes del seno y del coseno, es más intuitivo graficar la amplitud y la fase de la onda sinusoidal usando la transformación de coordenadas rectangulares a polares (Ec.4).

$$a \cos(x) + b \sin(x) = C \sin(x + \theta) \quad \text{Ec.4}$$

$$\text{Donde: } C = \sqrt{a^2 + b^2} \text{ y } \theta = \tan^{-1}\left(\frac{b}{a}\right)$$

4.1.2.2 Transformada de Fourier: Si la función no es periódica, la forma de onda también puede ser descompuesta en sinusoides. Aunque, esto es válido solo para un período de tiempo bien definido, y este período es definido por la forma de onda discreta. La única diferencia es que, teóricamente, las componentes sinusoidales pueden existir en todas las frecuencias, no precisamente en múltiples frecuencias o en armónicos. El análisis es el mismo que para una función periódica, salvo que las frecuencias obtenidas son realmente muestras a lo largo del espectro de frecuencia continuo.

La representación frecuencial describe a la señal por medio de amplitudes y fases de ondas senosoidales. La transformación de tiempo a frecuencia de una señal no periódica está dada por la transformada de Fourier, la cual se describe matemáticamente como se muestra en la Ec.5.

$$S(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)e^{-j\omega t} dt \quad \text{Ec.5}$$

Donde $\omega=2\pi f$ es la frecuencia angular. La Fig. 4.1a muestra el espectro de frecuencia de una onda triangular para tres periodos.

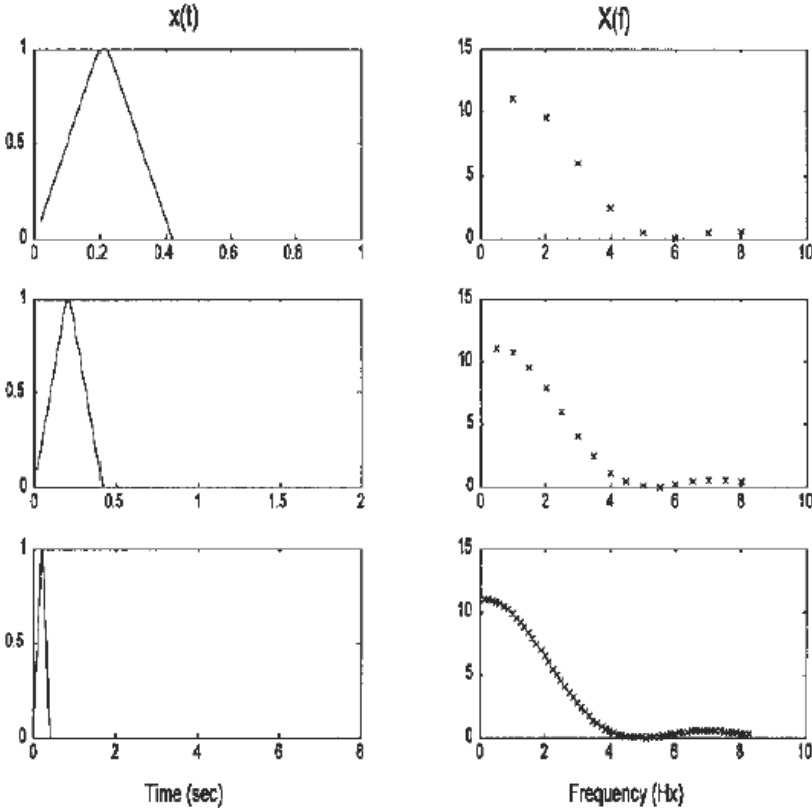


Fig. 4.1a. Onda Triangular en tres periodos diferentes, 2, 2.5 y 8 seg y su espectro en frecuencia.

Se observa que cuando el período se hace más largo, la forma del espectro no cambia, pero se consiguen puntos más cercanos. Esto es razonable ya que el espacio entre los puntos se relaciona inversamente con el período $\left(\frac{m}{T}\right)$.

En el límite, como el período llega a ser infinito y la función llega a ser verdaderamente aperiódica, los puntos llegan a estar infinitamente cercanos y la curva llega a ser continua.

La representación del dominio de la frecuencia $S(\omega)$ es un número complejo, su expresión se describe en Ec.6:

$$S(\omega) = |s(\omega)|e^{j\theta(\omega)} \quad \text{Ec.6}$$

Donde $|S(\omega)|$, el valor absoluto de la función compleja, es la amplitud del espectro y $\theta(\omega)$, ángulo de la función compleja, es el ángulo del espectro. El cuadrado del valor absoluto $|S(\omega)|^2$ es denominado espectro de energía, el cual describe la distribución de energía de la señal sobre el eje de la frecuencia. Esta expresión es en realidad una aproximación para evaluar el espectro de energía y se utiliza muy poco debido a la eficacia de la transformada rápida de Fourier. En general el espectro de energía se define comúnmente como la transformada de Fourier de la función auto correlación. La notación en continua y discreta del espectro de energía se expresa como se muestran en la Ec.7 y Ec.8 respectivamente.

$$PS(f) = \int_0^T r_{xx}(\tau)e^{-2\pi f\tau} d\tau \quad \text{Ec.7}$$

$$PS(f) = \sum_{n=0}^{N-1} r_{xx}(n) e^{-j2\pi f n T_s} \quad \text{Ec.8}$$

Donde r_{xx} es la función de auto correlación. El análisis espectral de energía se aplica generalmente a datos truncados, particularmente cuando los datos contienen ruido, ya que la información de la fase es de poca utilidad en muchas aplicaciones. En situaciones muy comunes, la evaluación del espectro es necesaria en estimaciones de procesos y el promedio de ésta se utiliza para mejorar las propiedades estadísticas de los resultados.

4.1.2.3 Transformada de Fourier en Tiempo discreto¹⁹: En la práctica el procesamiento de la señal se efectúa a partir de sus valores muestreados mediante la transformada discreta de Fourier. Las ecuaciones para el análisis de la transformada de Fourier de datos discretos son similares que para datos continuos, pero sustituyendo la integración por una adición.

Estas ecuaciones utilizan la notación de variables complejas para representar los términos del seno y del coseno en un solo término exponencial usando la identidad de Euler (Ec. 9).

$$e^{jx} = \cos(x) + j \sin(x) \quad \text{Ec.9}$$

Usando la notación compleja, la ecuación para la transformada discreta de Fourier será tal como se indica en la Ec.10:

$$X(m) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi mn/N} \quad \text{Ec. 10}$$

¹⁹ Mompit, J.P. Introducción a la bioingeniería. Edit. Marcombo, S.A. Barcelona. 1990. Pág. 225-228

Donde N es el número total de puntos y m indica los miembros de la familia, es decir, el número de armónicos. Cuando se utiliza la notación compleja éste número puede ser positivo o negativo, $m = -N/2 \dots N/2, -1$.

En la transformada discreta de Fourier se tiene una ecuación en función de m , y se convierte a la frecuencia de la siguiente manera (Ec.11):

$$f_m = mf_1 = \frac{m}{T_p} = \frac{m}{NT_s} = \frac{mf_s}{N} \quad \text{Ec.11}$$

Donde $f_1 \cong f_t$, es la frecuencia fundamental, T_s es el intervalo de muestreo, el f_s es la frecuencia de muestreo, N es el número de puntos en la forma de onda y el $T_p = NT_s$ es el período de la forma de onda. Substituyendo $m = f_m T_s$ en Ec. 10, quedaría la Ec. 12:

$$X(m) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{(-j2\pi f_m T_s n)} \quad \text{Ec. 12}$$

Si la forma de onda es realmente periódica, con la ecuación descrita anteriormente se tiene un espectro bastante exacto.

4.1.2.4 Transformada Rápida de Fourier: La transformada rápida de Fourier (TRF o FFT) es un algoritmo para optimizar el cálculo de la TDF reduciendo considerablemente el número de operaciones algebraicas y consecuentemente, el tiempo de proceso y los errores numéricos de redondeo asociados. El algoritmo de la FFT, como la transformada de Fourier, está definido para señales complejas en general. Sin embargo, en muchos casos, y en particular en el campo de la bioingeniería, las señales a analizar son el resultado de procesos de medida que proporcionan señales reales.

La FFT constituye en la actualidad el instrumento básico para el análisis frecuencial de señales. Además, en la actualidad existen tarjetas que pueden acoplarse a los ordenadores personales que efectúan el cálculo de la FFT con rapidez, lo que permite en muchos casos un trabajo en tiempo real. Esto es particularmente interesante en bioingeniería, especialmente en los campos de monitorización y análisis de imágenes.

4.1.3 Aplicaciones

La transformada de Fourier es una de las primeras herramientas que se proponen inicialmente en el tratamiento de cualquier señal. Es ampliamente conocida su funcionalidad y permite en este caso realizar una primera aproximación a la caracterización de señales de todo tipo, específicamente, la TF es usada en variedad de aplicaciones biomédicas²⁰.

4.1.3.1 Electroencefalografía: Las señales electroencefalográficas sirven como ejemplo de la importancia que tiene la Transformada de Fourier en el procesamiento de señal. Las señales electroencefalográficas son señales no estacionarias, por lo que se puede emplear para el procesamiento de la señal el análisis espectral clásico, Transformada de Fourier.

Cuando se aplica la TF a una señal EEG, el resultado cambia de acuerdo al estado psicológico y fisiológico del paciente, lo cual indica que la Transformada de Fourier es una herramienta clave en el diagnóstico y monitoreo clínico, cuando los

²⁰ Betancourt. G, Giraldo. E y Franco. J.F.Reconocimiento de patrones de movimiento a partir de señales electromiográficas. Grupo de Investigación en Instrumentación y control. Universidad Tecnológica de Pereira. Diciembre 2004

patrones de interés son estáticos y también en el análisis y reconocimiento de patologías.

El paper “Análisis de señales en el neuromonitoreo²¹”, publicado en la Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica, muestra la importancia que tiene la Transformada de Fourier, como técnica para extraer de las señales electroencefalográficas importante información que conduzca al diagnóstico y monitoreo en línea durante los procedimientos neuroquirúrgicos.

Como se mencionó anteriormente, la teoría de Fourier establece que una señal periódica $f(t)$ puede ser representada como una suma de señales exponenciales de frecuencias definidas en $w =, \pm \dots \pm 0, \pm w_0, \pm 2w_0, \dots$ (Ec. 13), formando un Espectro Discreto de Frecuencia con los componentes determinados por F_n , (Ec. 14)

$$f(t) \cong \sum_{n=-\infty}^{\infty} F_n e^{jnw_0 t} \quad \text{Ec. 13}$$

$$F_n = \frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} f(t) e^{-jnw_0 t} dt \quad \text{Ec.14}$$

Para ésta aplicación, los componentes F_n representan las ondas rítmicas de la señal Electroencefalográfica $f(t)$.

En el artículo se establece que existen varios estudios clínicos, que emplean la teoría de Fourier en la señal EEG. Estos son: el arreglo espectral compactado y el

²¹ GUTIERREZ, J. Análisis de Señales en el Neuromonitoreo. Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica. Vol. XXII, Núm. 2. Abril-septiembre 2001. pág 67 - 77

borde espectral, para determinar la tendencia de los patrones electroencefalográficos durante la administración de anestésicos, y el mapeo cerebral para el diagnóstico de condiciones patológicas cerebrales.

- ✓ Arreglo espectral compactado AEC: Es un formato gráfico de alto significado clínico, que permite condensar la información contenida en la señal EEG $f(t)$, cuantificar los datos y con ello disminuir la subjetividad. Este formato es muy útil especialmente cuando la dinámica espectral es más importante que los patrones estáticos. El algoritmo del AEC consiste en: Seleccionar épocas de la señal, calcular los componentes de frecuencia, aplicar un filtro FIR no recursivo, separar los componentes en las bandas delta δ , theta θ , alfa α y beta β , codificar en colores las bandas y aplicar el formato gráfico para ocultamiento de líneas, valles-montañas.

Se observa en la Fig. 4.1b, la aparición de ondas alfa de alta potencia como respuesta a la relajación y cierre de ojos, y por lo contrario como disminuye drásticamente la actividad EEG a la apertura de ojos.

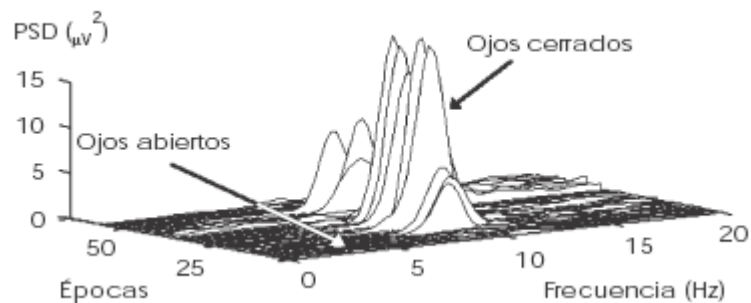


Fig. 4.1b. Arreglo Espectral Compactado de la señal EEG de un sujeto sano durante la reactividad del ritmo alfa

- ✓ El borde espectral: Los agentes anestésicos inducen cambios en el EEG que están relacionados con el grado de depresión del Sistema Nervioso Central. La valoración de estos cambios a través de algoritmos como el Borde Espectral ha permitido determinar la profundidad anestésica durante los procedimientos quirúrgicos. El borde espectral está definido como la frecuencia a la cual el 95% de la energía espectral ocurre. En la Fig. 4.1d se muestra la potencia espectral calculada a partir de la Transformada de Fourier de la señal de la Fig. 4.1c. El borde espectral de este espectro le corresponde una frecuencia de 25Hz.

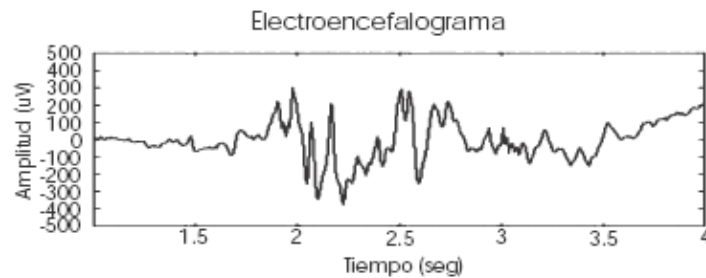


Fig. 4.1c. Señal EEG de un evento anestésico

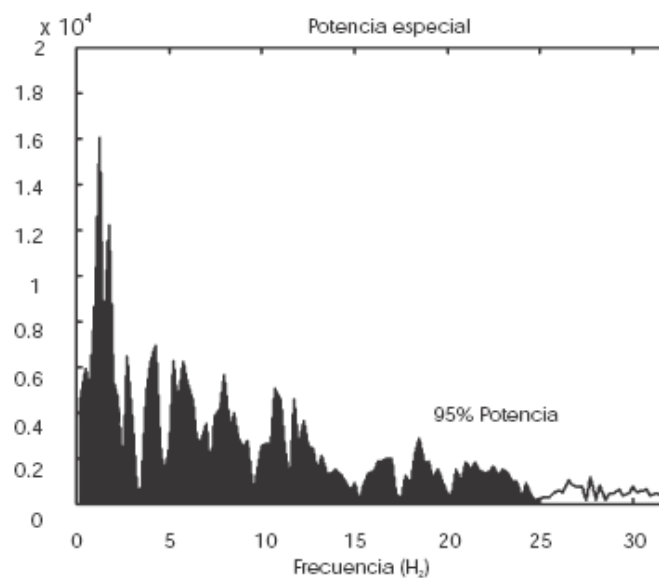


Fig. 4.1d. Potencia Espectral de la señal EEG

- ✓ Mapeo cerebral de superficie: El mapeo topográfico de la actividad cerebral es un método que condensa la información espaciotemporal de los registros que se obtienen de las diferentes regiones del cerebro permitiendo así la localización espacial anátomo-funcional de fenómenos cerebrales de forma más amplia, sencilla y rápida comparada al análisis directo del EEG. Una vez adquirida la señal EEG $f(t)$, ésta es procesada mediante la técnica de Fourier Ec. 14, y separada su amplitud relativa espectral F_n en las cuatro bandas delta δ , theta θ , alfa α y beta β .

$$V_{i,banda} = \sum_{n=A}^B F_n \quad \text{Ec. 15}$$

Donde $V_{i,banda}$ representa el potencial al enésimo electrodo del rango de frecuencias delimitado entre A y B para cada banda. Posteriormente se construye un estimado espacial inter-electrodos para cada banda, de la distribución total en plano o volumen de la actividad cerebral, por medio de técnicas de interpolación.

En la Ec. 16 se indica uno de los métodos de interpolación más usados en el mapeo cerebral, la relación de interpolación a partir de la técnica de los k vecinos más cercanos al n-ésimo orden.

$$v(p) = \frac{\sum_{i=1}^k v(P_{i,banda}) d_i^{1-m}}{\sum_{i=1}^k d_i^{1-m}} \quad \text{Ec.16}$$

Donde $V_{(p_i)}$ es el potencial al i -ésimo electrodo más cercano localizado en la posición $p_i=(x_i,y_i)$, y d_i es la distancia entre ese electrodo y el punto p a estimar.

En la Fig. 4.1e se muestra el mapeo cerebral bidimensional, de un paciente con tumor cerebral en la zona frontal derecha, aplicando la técnica arriba mencionada.

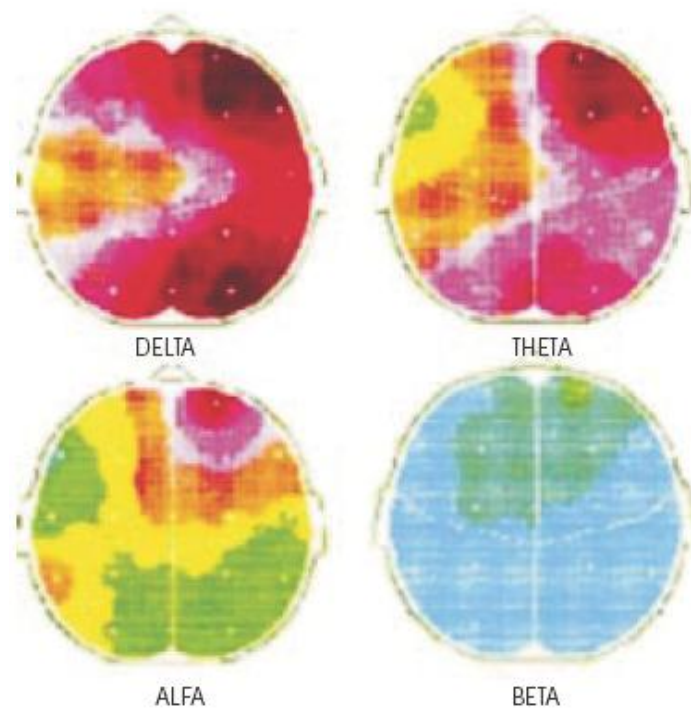


Fig. 4.1e. Mapeo cerebral bidimensional obtenido mediante el sistema comercial ATI. En el instituto Nacional de Neurología.

Con los resultados obtenidos en este Paper se demostró que la transformada de Fourier es muy útil para identificar eventos del EEG que ocurren durante el proceso de profundidad anestésica, esto se pudo observar en los estudios clínicos del borde espectral y el arreglo espectral compactado, en los cuales se empleó dicha técnica de extracción de características.

4.1.3.2 Electromiografía: En cuanto a aplicaciones biomédicas se encuentran además trabajos de investigación encaminados al diseño de herramientas para la ayuda a personas con discapacidad, donde es necesario la captación de señales electromiográficas (EMG) provenientes de los músculos que están asociadas cualitativamente con el tipo de movimiento producido. Para esto es necesario utilizar algoritmos de procesamiento, caracterización y clasificación de patrones de dichas señales, que permitan el análisis y la determinación del tipo de movimiento. Entre el grupo de técnicas de extracción de características de señales EMG, se encuentra la Transformada rápida de Fourier, la cual permite realizar el análisis frecuencial de la señal estudiada²².

En el artículo titulado “La Electromiografía de Superficie en la Prevención de la Fatiga Muscular²³” se realiza un estudio de la señal EMG en el espectro frecuencial en el cual se emplea la Transformada de Fourier. Este método de análisis encuentra su aplicación en diversos ámbitos de la ciencia y de la técnica y, entre otros, en la medicina. A partir de esto se comprueba que el análisis de Fourier brinda la posibilidad de describir y analizar detalladamente cualquier proceso oscilatorio complejo.

La investigación confirma el desplazamiento de los espectros de potencia hacia las frecuencias más bajas, a causa de la fatiga muscular. Por esto interesa adentrarse en el terreno frecuencial, esto es, en la frecuencia de descarga de la motoneurona sobre el músculo, recabando parámetros tan útiles como la frecuencia mediana (MF, o Median Frequency), la frecuencia media (MPF, o Mean Power Frequency) y el número de cruces de la señal por la línea isoelectrica

²² Betancourt. G, Giraldo. E y Franco. J.F.Reconocimiento de patrones de movimiento a partir de señales electromiográficas. Grupo de Investigación en Instrumentación y control. Universidad Tecnológica de Pereira. Diciembre 2004

²³ La Electromiografía de Superficie: www.peritajemedicoforence.com/JOUVENCEL31.htm

(ZCR, o Zero Crossing Rate), que obedecen a diversos modelos matemáticos, usados en Fourier.

Estos parámetros traducen los cambios internos en el músculo con ocasión de la contracción sostenida (acidificación, deficiencia de oxígeno, alteraciones de la conductibilidad de la membrana, etc.) capaces de expresar al mismo tiempo la fatiga muscular, la contractura y en determinados casos el dolor muscular.

La potencia de una señal, o densidad del espectro de potencia, DSP, representa el valor medio del cuadrado de la función sobre un período y expresa una energía. Las modificaciones eléctricas, testimonio de la aparición de la fatiga muscular local, observadas con ocasión del mantenimiento de un esfuerzo constante, son precoces y en dos órdenes: un aumento de la densidad del espectro de potencia (DSP), y un desplazamiento del espectro hacia frecuencias más bajas.

En resumen, mediante técnicas de extracción, tales como la Transformada de Fourier, se pueden detectar modificaciones en el registro de la señal EMG como estados de fatiga muscular, al evaluar la actividad muscular; tanto en el dominio de la amplitud (aumento, en una primera fase, pudiendo evolucionar hasta la aparición del punto de fallo ó "faillure point"), como en el terreno de las frecuencias (que disminuyen, siendo posible invocar diferentes parámetros: MF, frecuencia mediana, MPF, frecuencia media y ZCR, número de veces que la señal cruza la línea base).

La forma de determinar el comportamiento frecuencial de la señal de interés es a través del análisis de la densidad del espectro de potencia (DSP). En la Fig. 4.1f se muestra el espectro de potencia de una señal muscular en régimen de trabajo sin fatiga, con una frecuencia de descarga de la motoneurona de 78 Hz. En la fig. 4.1g en cambio se puede observar el espectro de una fatiga muscular, ya que se

revela un desplazamiento del espectro hacia el eje de ordenadas, traduciendo una frecuencia más baja, 35 Hz.

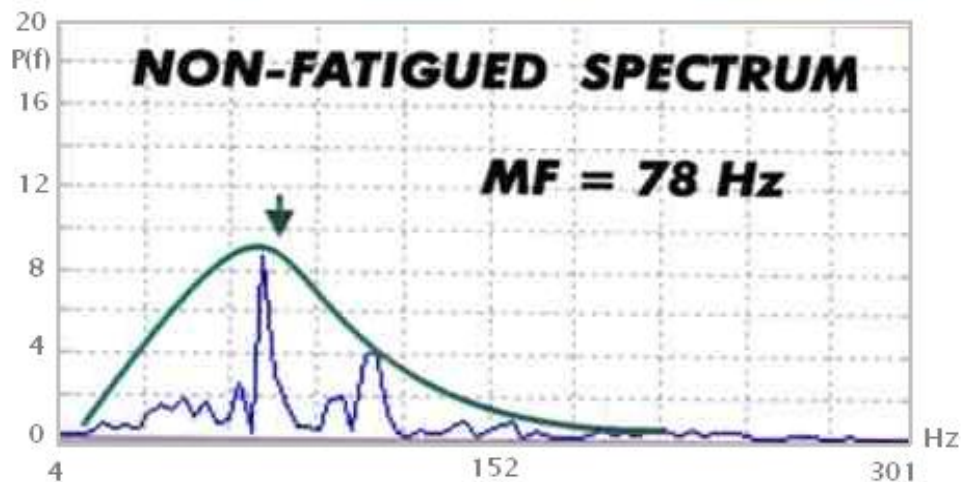


Fig. 4.1f. DSP de una señal muscular sin fatiga

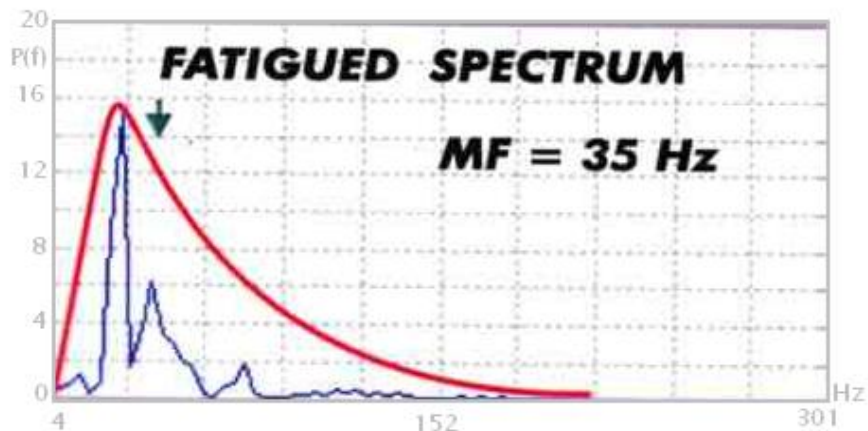


Fig. 4.1g. DSP de una Fatiga muscular

En éste artículo se realizó un análisis espectral a pruebas de esfuerzo lumbar practicadas en un paciente en el área muscular L4-L5 izquierda. En la Fig. 4.1h se observa un progresivo decremento frecuencial, de forma sucesiva, de arriba abajo. En (a), a los 32s de iniciación de la prueba de esfuerzo, en (b), a los 60s y en (c), a los 120s, y para todos los parámetros referidos (MF, MPF y ZCR), con un desplazamiento del DSP hacia el eje de ordenadas. Así MF con una valor inicial

de 69 (a los 32s) pasa a 64 (a los 60s) y desciende a 55 (a los 120s). Estos resultados representan una fatiga muscular a la largo de la contracción isométrica sostenida, bajo las exigencias del test isométrico de Sørensen.

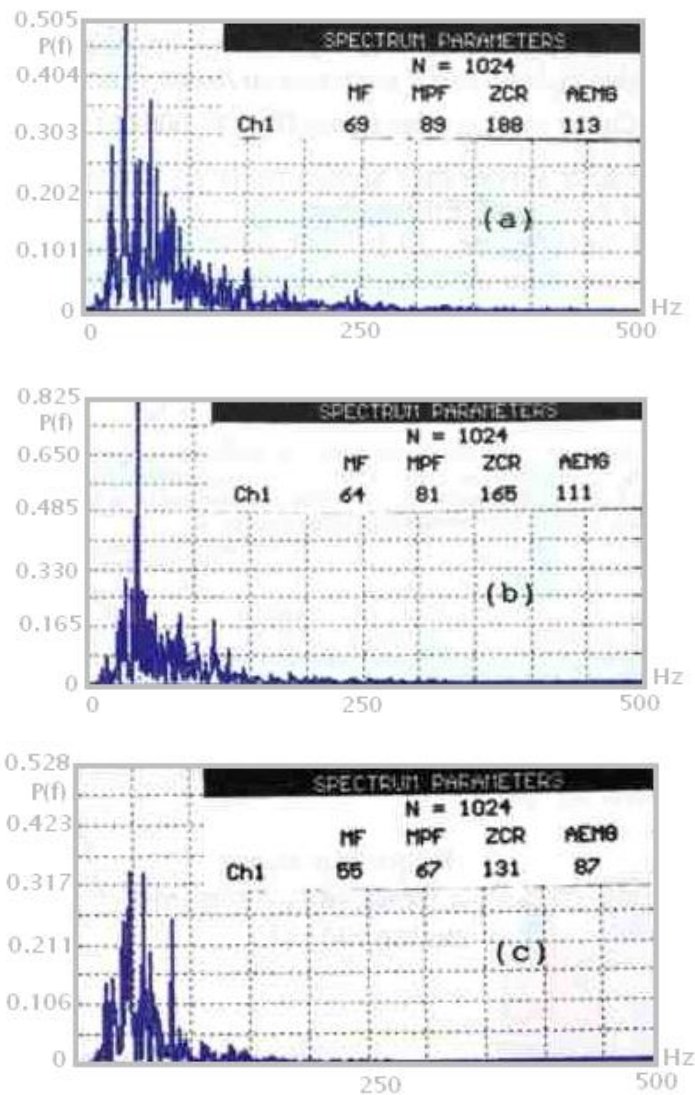


Fig. 4.1h. Decremento Frecuencial

Los parámetros referidos van a permitir diferenciar entre la fatiga contráctil (que se refleja en la amplitud) y la fatiga metabólica (expresión del dominio de las frecuencias), lo cual tiene todavía más interés si se considera que la fatiga muscular no surge de forma brusca, sino que tal fatiga muscular es “un proceso a través del tiempo”, y que la fatiga metabólica antecede a la fatiga contráctil.

La Fig. 4.1i corresponde a una contracción isométrica. Se le exige al sujeto que mantenga el 50% de la máxima contracción voluntaria durante todo el tiempo que pueda. El punto de fallo ("failure point") indica el momento en que el nivel de fuerza exigido (50% del máximo) ya no puede ser mantenido, expresión de la fatiga contráctil que se observa por el decaimiento del nivel de fuerza. Al mismo tiempo también puede observarse como el decremento frecuencial ya se da con antelación, indicativo de la fatiga metabólica, observada por la señal electromiográfica por medio del parámetro correspondiente (Median Frequency, MF, o frecuencia mediana).

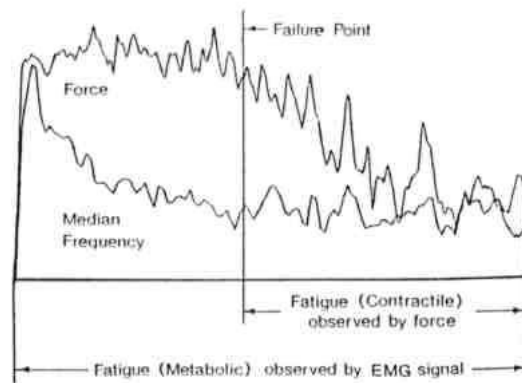


Fig. 4.1i. Distinción entre fatiga metabólica y fatiga contráctil

Lo anterior explica el enorme interés que el análisis espectral tiene en la prevención de la fatiga muscular, y en consecuencia en la prevención médica y tratamiento de los riesgos profesionales ligados a las alteraciones músculo-esqueléticas. Su seguimiento y comparación en pruebas de cargas sucesivas, espaciadas en el tiempo, permiten una potenciación muscular selectiva y además observar (con resultados objetivos, numéricos) si la terapia rehabilitadora aplicada en realidad se está caminando en la dirección correcta.

4.1.3.3 Electrocardiografía: El paper “Diferenciación entre electrocardiogramas normales y arrítmicos usando análisis en frecuencia²⁴” de los autores Raúl Narváez Sánchez y Andrés Jaramillo Velásquez muestra que la Transformada de Fourier es una técnica que se aplica para la caracterización de señales biomédicas, en este caso electrocardiográficas.

Como ya se ha mencionado la transformada de Fourier permite analizar el ECG en el dominio de la frecuencia. En este artículo se han identificado unos rangos de frecuencias asociados con los diferentes componentes del registro ECG normal. También ha sido de gran utilidad el análisis en el dominio de la frecuencia para identificar componentes frecuenciales ajenos a la señal de interés, como el ruido de línea.

Los autores del paper emplearon como herramienta la transformada rápida de Fourier (FFT), que permite realizar los cálculos implicados en la transformada de modo mucho más eficiente, aprovechando las propiedades de simetría de las señales discretas.

Para el análisis de la señal se evaluó la densidad espectral de potencia (PSD), la cual muestra cómo se distribuye la potencia (la varianza) de una señal en función de la frecuencia, y así mismo identificar las componentes frecuenciales más importantes de dicha señal. Para calcular la PSD hay dos grupos de métodos, llamados paramétricos y no paramétricos, ambos con resultados comparables. Una ventaja de los no paramétricos es poder usar el algoritmo FFT, que ahorra tiempo de cómputo. Los paramétricos dan como resultado una delineación más suave de los componentes espectrales y un cálculo más seguro de la PSD, incluso en muestras pequeñas, donde la señal se pueda presumir estacionaria, pero

²⁴ NARVAEZ, R; Jaramillo, Andrés. Diferenciación entre electrocardiogramas normales y arrítmicos usando análisis en Frecuencia. Revista Ciencia y Salud. Bogotá. 2004. Pág. 139-155.

requieren una verificación de la aplicabilidad del modelo escogido y de su complejidad.

En el análisis del ECG la PSD tomada en intervalos cortos (por ejemplo, 300 puntos) es una opción interesante, ya que dicha señal no es estacionaria. La PSD, tal como es calculada en este trabajo, es igual a la magnitud de la FFT al cuadrado, y de esta manera su significado es idéntico: nos muestra la distribución de potencia de una señal en función de la frecuencia. Así se puede identificar las componentes frecuenciales más importantes de dicha señal, para establecer diferencias entre ECG sanos y no sanos, que posibiliten hacer estudios de cribado (screening) rápidos y económicos en poblaciones grandes.

Para la aplicación se escogió una base de datos publicada en la página web llamada Normal sinus Rhythm Database y Arrhythmia Database, respaldada por el Massachusetts Institute of Technology (MIT), la cual fue hecha para entrenar detectores automáticos de arritmias. De la base de datos Normal Sinus Rhythm Database se obtuvieron 18 pacientes, distribuidos así: cinco hombres, con rango de edad entre 26 y 45 años, y trece mujeres con rango de edad entre veinte y cincuenta años. Y de la base de datos Arrhythmia Database se obtuvieron tres pacientes para probar el sistema. El primero es una mujer de 51 años de edad, con ectopias ventriculares; el segundo, es un hombre de 43 años, con fibrilación y aleteo (flutter) auricular, ocasional taquicardia ventricular y ectopias ventriculares y supraventriculares. Y el tercero, es una mujer de 23 años de edad con bi y trigeminismo ventricular, debidos a ectopia ventricular.

La metodología empleada para la caracterización de la señal comprendió aspectos tales como: Conseguir ECG de pacientes claramente diagnosticados y clasificados, adecuar estos registros para el procesamiento digital, analizar estas señales para identificar características interesantes en el estudio, aplicar la TF

para determinar la PSD en estos registros, y finalmente buscar las diferencias entre las PSD sanas y las arrítmicas.

La adecuación de los ECG para su manipulación se comenzó generando un algoritmo de lectura de datos para analizarlos con el programa MatLab, en el análisis no se hizo filtrado. El resto de la adecuación consistió en valorar la calidad de la señal, lo cual se hizo de manera cualitativa.

Seguidamente se seleccionaron las regiones de interés en los ECG obtenidos, para luego representar los resultados de la aplicación de las transformaciones en gráficas bidimensionales que describen la variación de un cierto parámetro en términos de otro. En este paso se mira la variación de potencia con respecto a la variación de frecuencia, posteriormente se mostraran las gráficas de PSD correspondientes.

Luego se midió en el tiempo cuántas muestras abarcaban un ciclo cardiaco completo. A partir de este dato, usando una función de MatLab y con ventana de Hanning, se calcula la PSD tomada en intervalos cortos (300 puntos) y se promedia sobre varios de éstos, a partir de un rango total de 90.000 muestras. El promedio se resta para disminuir el nivel DC presente en la señal. En los registros de pacientes sanos, la frecuencia de muestreo es de 128 muestras por segundo, y el rango de frecuencias es de 0 a 64 Hz. Por su parte, los registros de pacientes arrítmicos fueron tomados a una frecuencia de muestreo de 360 muestras por segundo. Por tal motivo, en estos registros se realizó un remuestreo de 360 a 128 muestras por segundo.

La selección de regiones del ECG, la aplicación de transformadas y la realización de gráficas se hicieron de forma sistemática hasta obtener los mejores resultados posibles en la identificación de diferencias. Se calculó también la integral (área bajo la curva) de cada PSD sano y arrítmico, y se comparó su valor en la integral

de la curva promedio de los sanos, con cada integral de PSD de paciente arritmico.

En la Fig. 4.1j se presentan los electrocardiogramas en el dominio del tiempo, de los tres pacientes arritmicos.

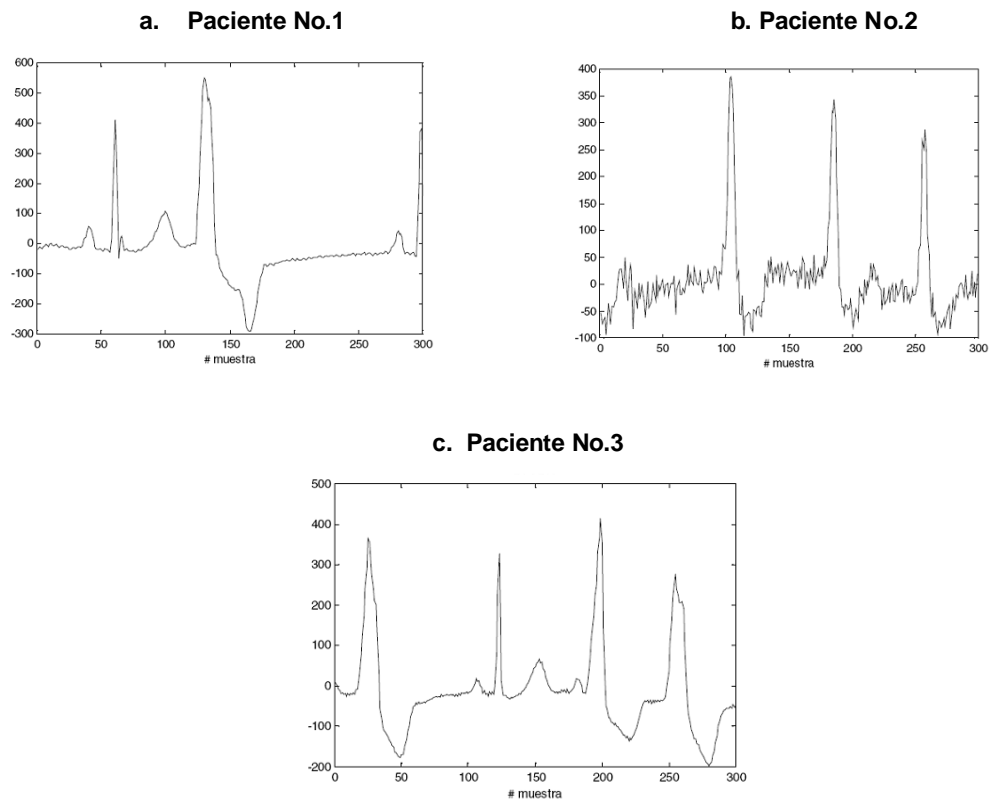


Fig. 4.1j. Electrocardiogramas en el dominio del tiempo de los tres pacientes arritmicos

En la Fig. 4.1k se presenta la gráfica PSD de los tres pacientes arritmicos, comparada con la PSD promedio de pacientes sanos. En esta figura se pueden observar diferencias tales como: la potencia de las PSD de pacientes arritmicos cae hacia los 10 Hz, mientras que la PSD promedio de sanos mantiene su

potencia hasta los 20 Hz, incluso se prolonga hasta los 45 Hz, además las PSD de los pacientes arrítmicos presentan picos menos dispersos que la PSD promedio.

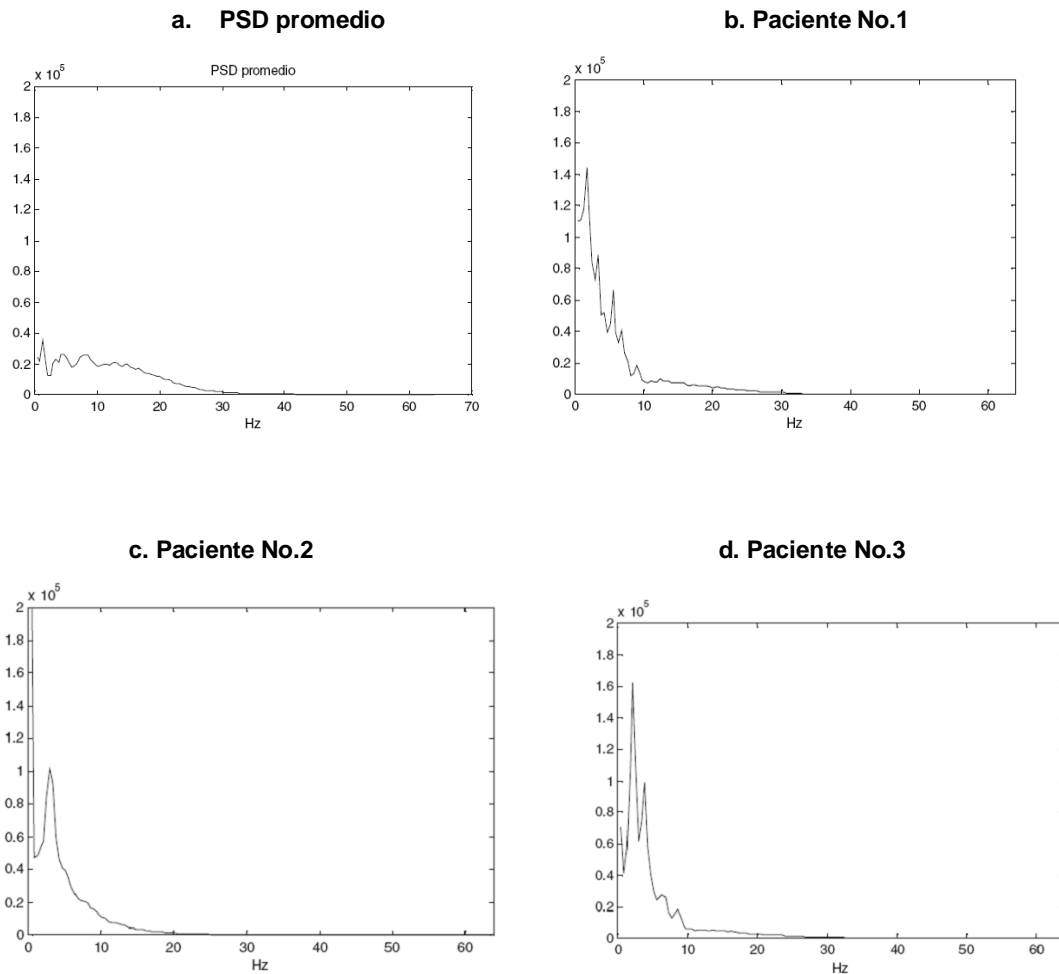


Fig. 4.1k. Diferencias morfológicas entre la curva promedio de los sanos (a) y la de cada paciente arrítmico (b,c,d)

En Tabla 1 se presenta la distancia de cada PSD de paciente sano a la PSD promedio de los sanos, y la distancia de la PSD de cada paciente arrítmico a dicho promedio. En esta se puede observar que la máxima distancia de un paciente sano al promedio de su grupo es 4,0 (paciente ECG6265), mientras que la mínima distancia de un paciente arrítmico es 6,0 (paciente ECG208).

Tabla 1. Distancia de PSD sanos y arrítmicos a un promedio de sanos

PACIENTE	DISTANCIA (*10 ¹⁰)	PACIENTE	DISTANCIA (*10 ¹⁰)
ECG6265	4.0692	ECG9830	1.5088
ECG6272	1.2932	ECG6420	1.5459
ECG6273	1.6974	ECG6539	0.7871
ECG6483	0.6398	ECG6786	0.7633
ECG6773	0.9271	ECG7052	1.0535
ECG6795	0.9271	ECG8177	1.6482
ECG7453	0.1545	ECG9088	1.3971
ECG8184	0.6283	ECG9090	0.9886
ECG9093	1.6665	ECG9140	1.0276

PACIENTE	DIST. (*10 ¹⁰)	PACIENTE	DIST. (*10 ¹⁰)	PACIENTE	DIST. (*10 ¹⁰)
ECG119	7.4209	ECG203	8.1654	ECG208	6.0455

En la Tabla 2 se presenta la integral (área bajo el total de la curva) de la PSD promedio de los sanos y la integral de cada PSD de paciente arrítmico. El área bajo la curva de un arrítmico más cercana al promedio de sanos es mayor 0,2 órdenes de magnitud a ese promedio.

Tabla 2 Integrales de PSD promedio de sano y de PSD de arrítmicos

PACIENTE	INTEGRAL (*10 ⁶)
PROMEDIO	1.067

PACIENTE	INTEGRAL (*10 ⁶)	PACIENTE	INTEGRAL (*10 ⁶)	PACIENTE	INTEGRAL (*10 ⁶)
ECG119	1.5814	ECG203	1.2812	ECG208	1.2427

Finalmente se puede decir que con la utilización de la Transformada de Fourier en este tipo de aplicación se determinan diferencias de ECG a través de su densidad espectral frecuencial. En una primera aproximación, los resultados numéricos indican una diferenciación entre el grupo de pacientes arrítmicos de prueba y el de pacientes sanos. Al llevar la información contenida en un ECG desde el dominio

del tiempo hasta el dominio de la frecuencia, aparece información complementaria a la que nos da el ECG mirado sólo en el tiempo.

En este trabajo se analizaron segmentos electrocardiográficos que en el tiempo no parecen anormales, pero que en la frecuencia se distancian del promedio normal. Otra parte de los análisis se realizó sobre segmentos totalmente anormales, donde se mantuvo la distancia para toda la señal del mismo individuo. Esto sugiere que un sistema entrenado con este reconocedor puede apoyar al médico para vigilar más atentamente un paciente cuyo ECG parece normal, pero cuyo PSD parece anormal.

Otro trabajo que muestra la aplicación de la Transformada de Fourier en señales electrocardiográficas es el titulado “Sistema de análisis de la Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca²⁵” de los autores Claudia Lerma González, Oscar Infante Vázquez y Marco V. José.

La variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC) es el resultado de las interacciones entre el sistema nervioso autónomo y el aparato cardiovascular. Estas interacciones funcionan como un circuito de control retroalimentado. El sistema nervioso central recibe diversos estímulos y utiliza al sistema nervioso autónomo para dar una respuesta. Esta respuesta altera la frecuencia cardíaca y otros parámetros cardiovasculares. Existen varios métodos de análisis de la VFC. Los primeros que se usaron son los métodos estadísticos, como la media y la varianza. Actualmente tienen gran éxito los métodos espectrales, de donde se obtiene el indicador del balance simpático parasimpático.

Para el desarrollo del trabajo se utilizó un equipo desarrollado previamente, para capturar el electrocardiograma. El sistema de captura incluye un conjunto de 3

²⁵ LERMA, Claudia; Vázquez, Oscar y José, M. Sistema de análisis de la variabilidad de la Frecuencia Cardíaca. Grupo de Biología Teórica, Instituto de Investigaciones Biomédicas UNAM. México. 2005

electrodos de ECG, un módulo de amplificación y filtrado, un convertidor analógico-digital y un programa de captura. El sistema captura el ECG con frecuencia de muestreo de 250 Hertz y lo almacena en archivos temporales.

Posteriormente se aplicó un algoritmo de detección de la onda Q que se basa en la estimación de la segunda derivada del ECG. La serie de intervalos entre ondas Q consecutivas que se genera es análoga a la serie de intervalos RR o VFC (que es el término estándar). Para probar al algoritmo de detección de la onda Q, utilizamos un ECG sintético con frecuencia cardiaca fija generado por un simulador de ECG. Se capturó cada ECG sintético con diferentes niveles de ruido a 60 Hz y se determinó el nivel de confiabilidad de la detección del algoritmo mediante el coeficiente de variación (C.V.).

Con el desarrollo de un sistema en lenguaje LabVIEW se seleccionaron los intervalos RR normales, eliminando los RR detectados en latidos anormales. Luego se remuestrea a intervalos regulares la serie de intervalos RR, mediante un algoritmo de interpolación lineal. Posteriormente se calculan los índices estadísticos, espectrales y del espacio de fase.

Los índices estadísticos son: media, varianza, RMS (valor cuadrático promedio o root mean squared) y pNN50 (porcentaje de latidos normales sucesivos con diferencias mayores a 50 milisegundos). Los índices espectrales se obtienen a partir del espectro de potencia, calculado mediante la transformada discreta de Fourier.

En el espectro de potencia se calcula el área bajo la curva en los diferentes rangos de frecuencia de interés. Los rangos de frecuencia de interés son: potencia total (de 0.003 a 0.4 Hertz), potencia de frecuencias muy bajas (FMB, de 0.003 a 0.05 Hertz), potencia de frecuencias bajas (FB, de 0.05 a 0.15 Hertz), potencia de frecuencias altas (FA, de 0.15 a 0.4 Hertz) y la relación FB entre FA (FB/FA).

El indicador de FB corresponde a actividad del sistema nervioso simpático con modulación del sistema nervioso parasimpático, el indicador de FA corresponde a actividad del sistema nervioso parasimpático y el indicador FB/FA corresponde al balance simpático-parasimpático.

Para probar el algoritmo de análisis se registró el ECG de 10 sujetos voluntarios sin factores de riesgo cardiovascular cuya función autonómica es normal, 5 hombres y 5 mujeres con edades entre 30 y 55 años. Se registraron 45 minutos con el sujeto acostado y 45 minutos con el sujeto de pie. El objetivo de esta prueba fue comprobar que el sistema detecta el aumento de la frecuencia cardiaca y del balance simpático-vagal que caracteriza la respuesta normal al ponerse de pie.

En la fig. 4.11 se muestra la interfaz al usuario del módulo de análisis estándar, con un ejemplo de los resultados del análisis a un registro. Los resultados del análisis estándar de la VFC de los 10 voluntarios sanos se muestran en la tabla 3. De esta se puede observar un aumento del índice del balance simpático-parasimpático (FB/FA) al ponerse de pie, que es la respuesta esperada de sujetos normales sanos.

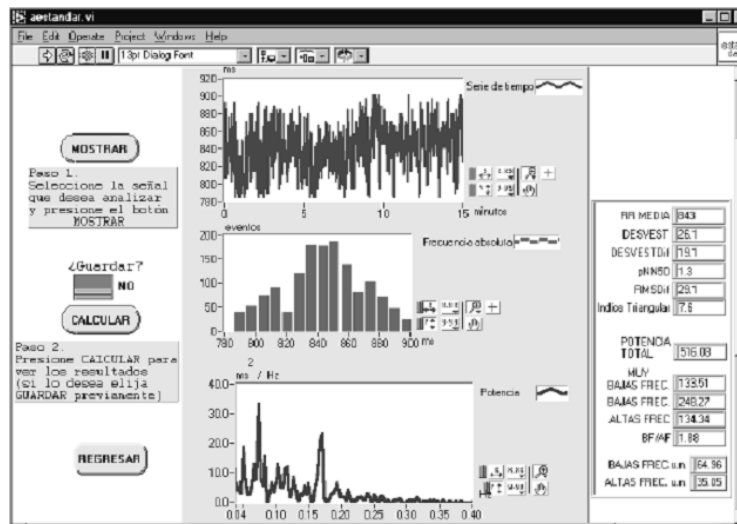


Fig. 4.11. Interfaz al usuario del módulo de análisis estándar de la VFC. (Registro de 15 minutos de un sujeto sano en reposo)

INDICE	ACOSTADO	PARADO
MEDIA (ms)	876±104	770±77
D.E (ms)	75±39	73±27
D.E Dif (ms)	51±19	45±25
pNN ₅₀ (%)	4.5±3.8	4.5±6.9
POT. TOTAL (ms ²)	753±32	702±62
FMB (ms ²)	370±55	349±72
FB (ms ²)	334±71	251±52
FA (ms ²)	143±53	71±25
FB (u.n)	62±22	78±19
FA (u.n)	38±13	22±13
FB/FA	1.64±0.63	3.8±1.84

u.n significa unidades normalizadas

Tabla 3. Resultados del análisis de la VFC estándar en 10 sujetos sanos

En la Fig. 4.1m se presenta la pantalla de resultados del sistema. La pantalla de resultados muestra la serie temporal de la VFC, el histograma, el espectro de potencia y el espacio de fase correspondiente. Asimismo, la pantalla de resultados muestra los valores que se obtuvieron de los índices estadísticos, espectrales y del espacio de fase.

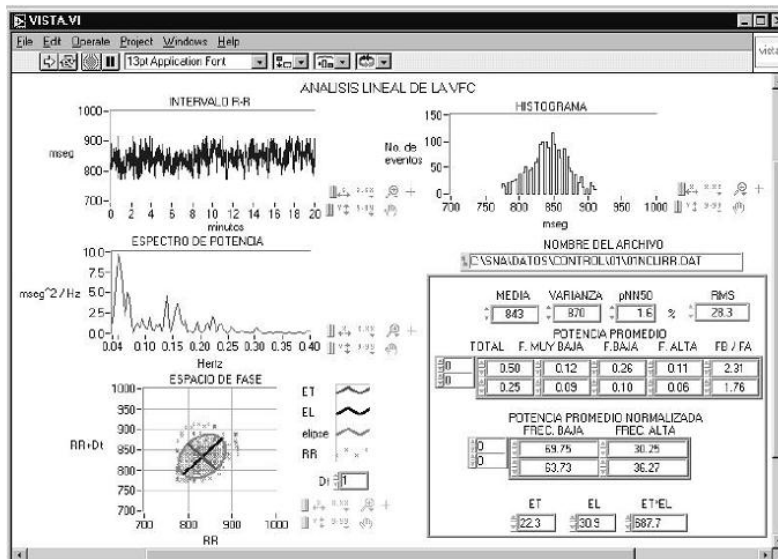


Fig. 4.1m. Pantalla de Resultados del sistema de análisis de la VFC que muestra el Intervalo RR, Histograma, espectro de potencia y el espacio de fase

El sistema diseñado presentó las siguientes características: La frecuencia de muestreo de 250 Hertz asegura que no hay alteración de los datos debida al fenómeno de "aliasing"; el algoritmo de detección de la onda Q es capaz de identificar cada onda Q en condiciones donde el ruido es mucho mayor al que podemos encontrar en las situaciones clínica (en un trazo sintético cuya relación señal-ruido es de 13.4 dB; el algoritmo detecta la onda Q con un C.V de 0.5%), el sistema realiza el análisis espectral de la siguiente manera: elimina la tendencia, hace interpolación a muestras regulares de cada intervalo, calcula el espectro de potencia mediante la transformada rápida de Fourier, integra el área bajo la curva en los diferentes anchos de banda de interés y calcula el indicador del balance simpato-vagal; Los índices estadísticos, espectrales y del espacio de fase que se midieron en los pacientes coinciden con los valores que se han reportado previamente, el sistema detectó en todos los sujetos el aumento de la frecuencia cardiaca y del balance simpático-parasimpático que caracteriza la respuesta al cambio de posición de acostado a de pie (Tabla 3).

4.2 TRANSFORMADA WAVELET

4.2.1 Definición

La transformada Wavelets es una clase de representación tiempo-frecuencia ampliamente difundida en el ámbito del procesamiento de señales, el cual se basa en el empleo de ventanas temporales, esto es de funciones suaves y bien localizadas en un intervalo²⁶.

²⁶ Serrano. E.P. Introducción a la transformada wavelet y sus aplicaciones al procesamiento de señales de emisión acústica. Escuela de Ciencia y Tecnología - Universidad Nacional de General San Martín

La TW pertenece a una serie de técnicas denominadas comúnmente análisis multiresolución, lo cual significa que es capaz de variar la resolución de los parámetros que analiza (escala, concepto relacionado con la frecuencia y tiempo) a lo largo del análisis.

4.2.2 Ecuación

La transformada Wavelets de una función $s(t)$ viene dada por la Ec.17²⁷:

$$S(\tau, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi \left(\frac{t - \tau}{a} \right) dt, \quad a > 0 \quad \text{Ec.17}$$

Donde “ ψ ” es una función de enventanado llamada Wavelet base, “ τ ” proporciona las traslaciones (Fig. 4.2a), “ a ” indica las dilataciones del wavelets (Fig. 4.2b), el factor $\frac{1}{\sqrt{a}}$ es usado para la normalización de la energía y finalmente, $S(\tau, a)$ son los coeficientes de $s(t)$ en el espacio de funciones definido por (t) .

Para valores pequeños de “ a ” la wavelet se contrae en el dominio del tiempo y la TW brinda información sobre detalles finos de la señal y para elevados valores de “ a ”, la wavelet se expande y la transformada muestra datos sobre una señal aproximada. Este tipo de transformación satisface la conservación de la energía, y la señal original puede ser reconstruida.

²⁷ Lopez, J. Wavelets: Concepto y aplicaciones para el análisis de señales. Departamento de física atómica, Molecular y Nuclear. Universidad Complutense de Madrid. Octubre 2004

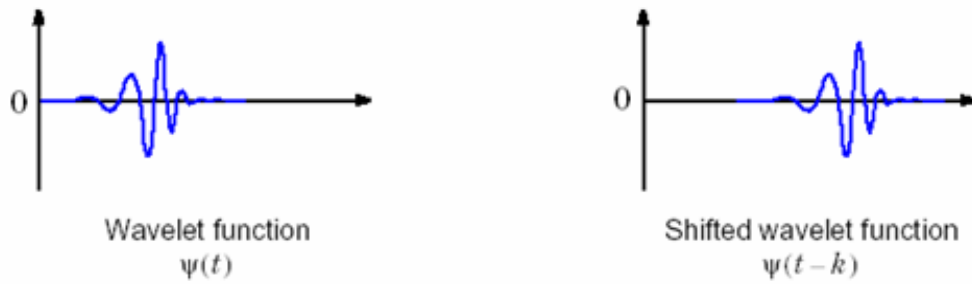


Fig. 4.2a. Traslaciones de la Transformada Wavelets

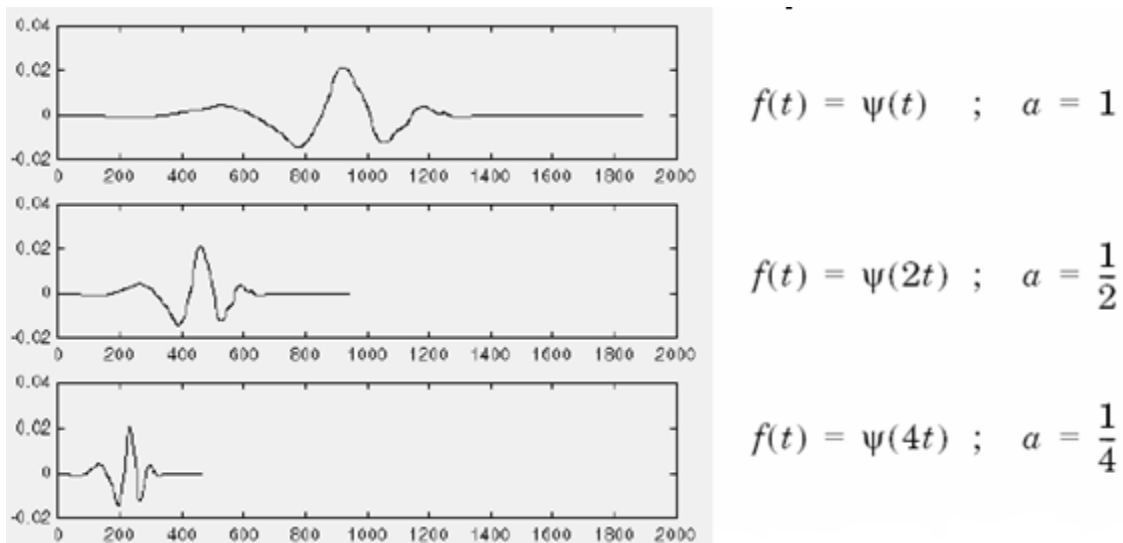


Fig. 4.2b. Dilataciones de la Transformada Wavelets

En términos generales, la señal $s(t)$ se muestrea empleando versiones (wavelets) del wavelet madre (dilatados y trasladados) estudiando punto a punto para qué dilataciones y traslaciones la señal $s(t)$ y el wavelet son más similares. De este modo, se releva la información en frecuencia localizada temporalmente en el dominio efectivo de la señal muestreada y desplazando temporalmente se cubre el dominio y se obtiene la completa información tiempo - frecuencia de la misma.

4.2.3 Características

La Transformada Wavelet es una operación lineal que descompone una señal en componentes a diferentes escalas. La principal característica de la TW es que permite conocer qué frecuencias componen una señal en cada instante.

Para las altas frecuencias, con la TW se consigue una buena resolución en el tiempo que permite una exacta localización temporal, aún a cambio de perder resolución frecuencial y para las componentes de bajas frecuencias, lo más relevante es conocer su frecuencia aún a costa de perder resolución temporal.

El hecho de poder localizar en el tiempo las componentes frecuenciales de una señal es fundamental cuando la señal es no estacionaria y parte de la información relevante reside en el momento en el que aparece cada componente.

La transformada Wavelet se caracteriza además en que mientras el análisis de Fourier consiste en descomponer una señal en funciones de senos de varias frecuencias, el análisis de wavelets consiste en descomponer una señal en versiones escaladas móviles de la wavelet original (“madre”) (Fig 4.2c).

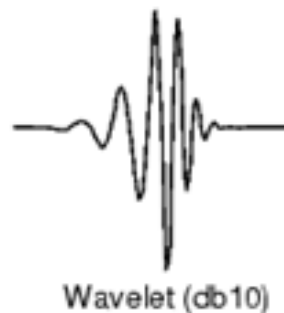


Fig. 4.2c. Wavelet Madre²⁸

²⁸ Pérez, R. Wavelets (Ondeletas). Centro de Geociencias, UNAM. 2005

Otras características que presenta la TW es que es una onda de duración efectiva limitada que tiene un valor promedio cero, tiene la capacidad de revelar aspectos de los datos como tendencias, puntos de quiebre, discontinuidades en las derivadas y auto-similaridad, proporciona compresión o eliminación de ruido de la señal sin degradación apreciable y además, como presenta covariancia ante retrasos, parece ser la mejor herramienta para estudiar señales con espectro de ley de potencias.

4.2.4 Tipos de Transformada Wavelet

Los tipos más comunes de transformadas wavelets son: TW continua y TW discreta.

4.2.4.1 TW continua: Permite expresar una señal continua en el tiempo, mediante una expansión de términos o coeficientes proporcionales al producto interno entre la señal y diferentes versiones escaladas y trasladadas de una función prototipo o wavelet madre.

La CWT está definida como la convolución de una señal con una señal wavelet desplazada en el tiempo por un parámetro de traslación “ τ ” y escalada en un factor “ a ”. Si la señal $s(t)$ cumple ciertas condiciones básicas, puede comprimirse o expandirse dependiendo del parámetro de escala a , y por consiguiente, la CWT puede extraer los componentes de baja y alta frecuencia de la señal.

Dada una señal $s(t)$, de energía finita la Transformada Wavelet Continua de s se define como se muestra en la Ec.18:

$$W_{\psi} s(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad \text{Ec.18}$$

Para cada par de parámetros reales (a, b), $a \neq 0$. Si la onda es real, la definición se restringe para valores positivos de a. La transformación así definida preserva la energía de la señal, y posee una fórmula integral de inversión. Si la wavelet madre es real, la reconstrucción se realiza como la Ec. 19:

$$s(t) = C_{\psi} \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_{\psi} s(a,b) \psi_{a,b}(t) \frac{dbda}{a^2} \quad \text{Ec.19}$$

Donde C_{ψ} es una constante positiva. La fórmula expresa la síntesis de la señal como la superposición integral de las funciones elementales $\Psi_{a,b}(t)$.

El mapeo sobre dominio tiempo-frecuencia, parametrizado por (a, b), esto es la Transformada Wavelet Continua, representa una novedosa alternativa a la Transformada de Fourier por ventanas. Ella despliega la información de la señal en una estructura radicalmente diferente.

Otra propiedad relevante de la transformada continua es su invariancia respecto de las traslaciones o cambios de escala de la señal. Estructuras similares, serán detectadas de la misma forma, independientemente de su localización temporal o escala. En suma, por sus propiedades y las razones antes expuestas la Transformada Wavelet Continua, constituye una promisoriosa y ventajosa alternativa para el procesamiento de señales, en particular en señales biomédicas.

Aunque la utilización de la CWT requiere un cálculo más largo, ya que se acaban usando métodos numéricos basados en la FFT, tiene la ventaja de poder trabajar de un modo menos restrictivo y más intuitivo. Además, su uso es necesario para el análisis de señales con gran número de discontinuidades.

4.2.4.2 TW discreta (DWT): En el caso discreto, igualmente se presenta la alternativa de emplear series de wavelets. El diseño de una versión discreta de la Transformada Wavelet, esencialmente consiste en definir una apropiada red discreta de parámetros $(a_j ; b_{jk})$, de dilataciones o escalas y traslaciones, respectivamente.

En general, constituye un problema difícil caracterizar, aquellas wavelets que definen una Transformada Discreta. Satisfactoriamente se cuenta con varias clases de wavelets admisibles, entre las más difundidas se encuentran: wavelets spline, wavelets de Daubechies y otras análogas. Entre éstas, se encuentran diversas variantes, y particularmente las que generan bases ortonormales de wavelets.

Asumiendo que la wavelet madre real y una señal $s(t)$ de energía finita la Transformada Discreta Asociada se define como lo indica la Ec. 20:

$$DW_{\psi} s(j, k) = \langle s, \psi_{jk} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi_{jk}(t) dt \quad \text{Ec.20}$$

Para todos los valores enteros de j y k . Por otra parte, se tiene que las fórmulas de síntesis (Ec.21):

$$s(t) = \sum_j \sum_k c_{jk} \psi_{jk}(t) \approx \sum_j \sum_k \langle s, \psi_{jk} \rangle \psi_{jk}(t) \quad \text{Ec.21}$$

Para apropiados coeficientes en wavelets c_{jk} . En el caso de que $\Psi(t)$ genera una base ortonormal de wavelets, se tiene que $c_{jk} = \langle s, \Psi_{jk} \rangle$ y la fórmula es exacta. En la práctica se puede considerar que los valores de la transformada o los coeficientes en wavelets resumen la información de la señal, en forma análoga al

caso continuo. El espectro de coeficientes c_{jk} parametrizado por (j,k) , reemplaza al mapeo continuo en el dominio.

4.2.5 Aplicación

El análisis de Wavelets está encontrando un número rápidamente creciente de aplicaciones en campos que se extienden desde las comunicaciones a la medicina. La TW se ha convertido en una poderosa alternativa para el análisis de señales no estacionarias cuyas características espectrales cambian con el tiempo, como es el caso de muchas señales biomédicas²⁹.

4.2.5.1 Electrocardiografía: Como ya se ha mencionada anteriormente, la Transformada Wavelet proporciona una fragmentación de la señal en tiempo y frecuencia, lo cual permite representar las características temporales de una señal en diferentes resoluciones convirtiéndola en una herramienta adecuada para extraer las características de señales como las electrocardiográficas, donde existe una serie repetida de patrones (ondas, intervalos y complejos) con diversos contenidos de frecuencia, además del ruido que afecta la señal, que también presenta disímiles contenidos de frecuencia.

En el paper titulado “Caracterización del intervalo QT en una señal electrocardiográfica usando la transformada Wavelet”, publicado en las memorias del II Congreso Latinoamérica de Ingeniería biomédica, Habana 2001 se propone un algoritmo basado en la Transformada Wavelet que ayudará a detectar automáticamente el intervalo QT.

²⁹ Bronzino, J. The biomedical Engineering HandBook. Volúmen I. CRC PRESS and IEEE PRESS. Segunda Edición. Boca Raton, Florida. 2000. Sección 56. Págs. 1-17

En la aplicación se utilizó el software QTSYS desarrollado en Visual C++ 6.0 y vinculado a Matlab, que actúa como servidor para el procesamiento de la señal, al emplear un conjunto de herramientas Wavelet. Las señales ECG utilizadas por el software fueron convertidas de los archivos de señales de la base de datos MIT QT DATABASE, muestreados a 250 muestras por segundos, y con una duración de 15 minutos. Un diagrama del software QTSYS se muestra en la Fig. 4.2d.

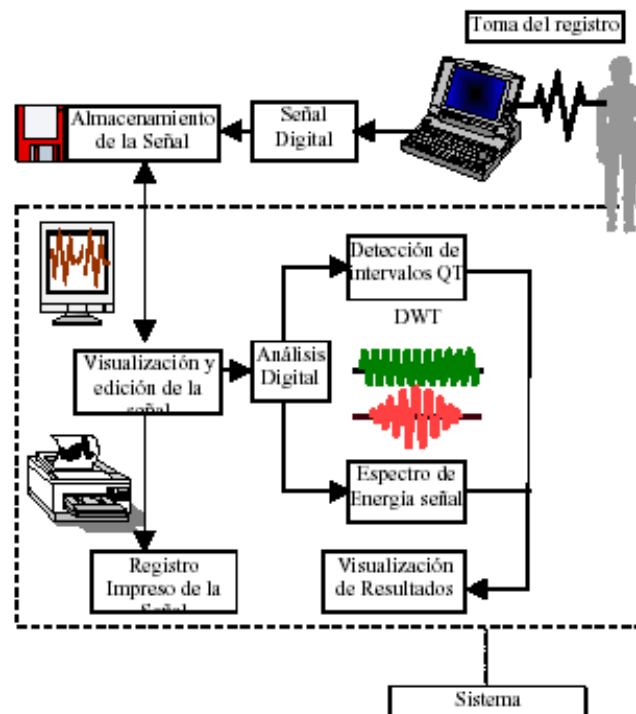


Fig. 4.2d. Diagrama del Software QTSYS

QTSYS es una aplicación típica de Windows la cual despliega las señales ECG en ventanas, y cuenta con menús y barras de herramientas que permiten ejecutar acciones sobre las señales visualizadas; por ejemplo, aplicar la transformada Wavelet para observar el proceso de descomposición y filtrado, o la ejecución del algoritmo de detección de los intervalos QT.

La detección y localización del intervalo QT requirió la detección del inicio y final del complejo QRS, el inicio del intervalo ST y el final de la onda T. Estos procedimientos se describen a continuación:

- ✓ Inicio y final del QRS: La detección de los inicios y finales del complejo QRS y la onda T está basada en el máximo módulo (valor absoluto máximo) y los cruces por cero de la transformada Wavelet a las escalas características. El inicio y final del QRS son detectados usando la escala 2^2 , debido a que el ECG alrededor de estos puntos está compuesto de altas frecuencias. Los cruces por cero de la función $Wf(2^2, \tau)$ antes del máximo (el que corresponde al complejo QRS) corresponde al inicio del QRS. Similarmente, el cruce por cero de $Wf(2^2, \tau)$ después del máximo (correspondiente al complejo QRS) corresponde al punto final del QRS. Para mejorar la eficacia en la detección, las siguientes precauciones fueron observadas:

1. No pueden ocurrir dos complejos QRS en menos de 200ms.
2. El máximo local no puede exceder un límite dado.

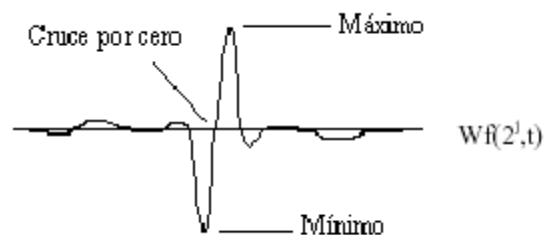


Fig. 4.2e. Cruce por cero de la transformada Wavelet

- ✓ Inicio ST y final T: La onda T corresponde a un par de máximos módulos de la transformada Wavelet a la escala 2^3 localizado después del final del complejo QRS. El inicio ST es fijado después del final QRS y el primer

máximo módulo correspondiente a la onda T. La búsqueda se lleva a cabo 300ms después del final QRS para detectar el inicio ST y el final de la onda T. Para el final T, se busca un punto donde la $Wf(2^3, \tau)$ satisface cualquiera de las siguientes condiciones:

- La pendiente de $Wf(2^3, \tau)$ cambia de signo.
- El punto sea menor que el 5% del máximo módulo

- ✓ Intervalo QT: Una vez el inicio QRS y el final de la onda T han sido detectados, el intervalo QT es definido como el intervalo de tiempo entre estos dos puntos.

Las duraciones de los intervalos detectados son desplegadas en forma de histograma (Cantidad de intervalos detectados Vs. Duración) o en forma gráfica (Duración del intervalo detectado Vs. Tiempo en el que fue afectado), después de aplicar el algoritmo de detección. Así mismo, se despliega información estadística del número de intervalos detectados, la media, desviación, máximo y mínimo de estas duraciones (Fig. 4.2f). En una capacidad adicional, se puede visualizar el espectro de energía que contiene los diferentes componentes en frecuencia de la señal ECG.

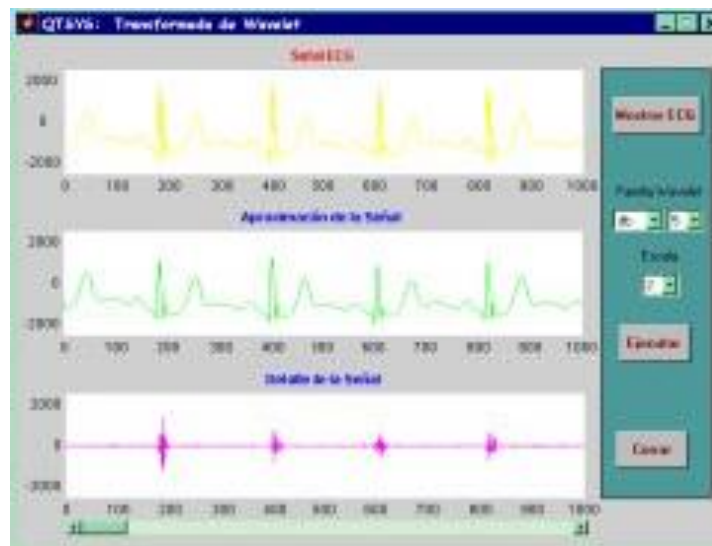


Fig. 4.2f. Módulo de Detección de los intervalos QT

A parte del módulo de aplicación y visualización de resultados del algoritmo de detección de los intervalos QT, existe el de procesamiento digital de la señal aplicando la transformada Wavelet. Este módulo ilustra la capacidad multiresolución mediante la descomposición y filtrado, permitiendo seleccionar los tipos de familias y escalas Wavelet. (Fig. 4.2g)



Fig. 4.2g. Módulo para la descomposición Wavelet

Los resultados de cinco archivos son mostrados en la Tabla 4. Los autores de éste paper como conclusión afirman que la Transformada Wavelet es una forma confiable en la detección de puntos característicos en ECGs. En este trabajo no fue hecha la correlación de la variabilidad con condiciones patológicas específicas. Sin embargo proporciona un punto de partida para el desarrollo de nuevas herramientas de detección de los puntos característicos en señales ECG.

Señal	QT (verd)	QT (Detec)	% Eficiencia	Media QTs*	Desv. Estandar	Derv.
Sel100	1168	1124	96.23	0.404	0.0128	ML2
Sele0104	807	796	98.64	0.405	0.0134	III
Sel103	1068	950	88.95	0.402	0.0129	ML2
Sele0110	835	837	99.76	0.398	0.0144	V3
Sel123	763	756	99.08	0.401	0.0123	ML2

*Valores dados en segundos

QT Verd: Son los QT que estaban en la señal original de la base de datos

QT Detec: Son los QT detectados por el algoritmo diseñado

%Eficiencia: Porcentaje de eficiencia entre los QT Verdaderos y los QT Detectados

Drv: Derivación ECG de cada señal según la base de datos QT database

Tabla 4. Resumen de Resultados Obtenidos

De igual forma, en el simposio STSIVA 2006, se presentó el paper “Detección de Singularidades y Puntos Característicos de la señal Electrocardiográfica Neonatal por medio de la Transformada Wavelet³⁰” por la Universidad Industrial de Santander.

En este trabajo se abordó un método automático de detección y delineación de singularidades y puntos característicos del ECG en recién nacidos por medio de la transformada Wavelet, teniendo como población de estudio 120 neonatos sanos nacidos en el Hospital Universitario de Santander de la ciudad de Bucaramanga, tomando ECGs de 13 derivaciones a cada paciente en los periodos de tiempo en los que hay evidencia de alta variabilidad como lo son las primeras 24 horas de vida, a la semana y al mes.

La wavelet base utilizada en este trabajo es la Spline Cuadrática, Fig. 4.2h, su transformada de fourier es:

³⁰ Bibliografía: Páez. N, Salgar. J, Duarte. C y Rueda. O.L. Detección de Singularidades y Puntos Característicos de la señal Electrocardiográfica Neonatal por medio de la Transformada Wavelet. UIS. XI SIMPOSIO DE TRATAMIENTO DE SEÑALES, IMÁGENES Y VISIÓN ARTIFICIAL. STSIVA 2006.

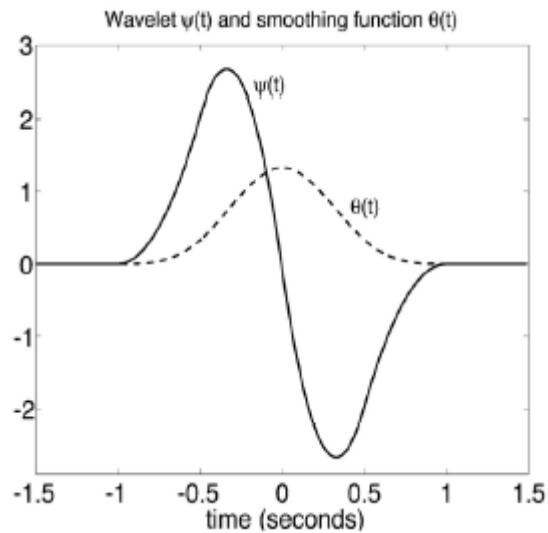


Fig. 4.2h. Wavelet prototipo $\varphi(t)$ y la función suavizada $\theta(t)$.

Las etapas sobresalientes de este paper son:

- ✓ Preprocesamiento: En la toma de las señales ECGs en neonatos, se presentan varios fenómenos indeseables, como lo son los artefactos, los cuales son generados por movimientos bruscos del paciente como lo son el llanto, el hipo, la agitación, el movimiento de los miembros, etc. Los artefactos consisten en una pequeña componente eléctrica de las señales bioeléctricas, provenientes de los músculos esqueléticos del recién nacido, y una gran componente derivada del cambio en la interface entre el electrodo y la piel.

Otros factores de interferencia que se convierten en componentes de frecuencia indeseables presentes en la señal adquirida, como lo es el contacto con el médico, el posicionamiento incorrecto de los electrodos y la desviación de la línea de base, que se presenta en varias oportunidades con movimientos lentos como la respiración, por ejemplo. Es pertinente notar que todos los tipos de interferencia y artefactos no afectan el ritmo intrínseco del paciente, sino, que dificultan la lectura y medición de los

puntos significativos del ECG. De aquí surge la necesidad de diseñar un procedimiento que reduzca el efecto negativo producido en la señal por estos fenómenos, y que además, en este proceso no se presente pérdida de información significativa. Para cumplir estos objetivos se utilizan dos métodos basados en la aplicación de la transformada Wavelet, la reducción del ruido y la reducción de la desviación de la línea de base.

1. Reducción del ruido: Para la reducción del ruido en la señal ECG, se utiliza la TW en el procedimiento denominado softthresholding. El objetivo principal es eliminar los coeficientes de los detalles que estén por debajo de cierto umbral, el resto son ponderados. El umbral se obtiene por medio de cálculos estadísticos. La reducción de ruido se realiza con una muy suave umbralización, minimizando así la pérdida de información. La Wavelet utilizada fue la Daubechies 3, ya que esta presentaba el mejor desempeño en esta aplicación específica.

2. Reducción de la desviación de la línea de base: El objetivo de este método es obtener una estimación de la línea de base de los coeficientes de aproximación de la TW, en cierto nivel establecido a priori, de tal manera que sustrayéndola de la señal original el resultado sea una señal sin variaciones de este tipo. En el Paper se eliminó el nivel nueve de la descomposición realizada con la wavelet biortogonal 6.8. El resultado final de estos dos tipos complementarios de preprocesamiento son 10 segundos de cada una de las derivaciones con las componentes de ruido atenuadas y con una reducción de línea de base considerable pero que no afecta la información relevante de la señal.

- ✓ Delineación y detección: En esta etapa se tienen como base teórica los algoritmos presentados a continuación:

1. Descripción de los Algoritmos: De acuerdo al espectro de la señal ECG neonatal, la mayoría de la señal se encuentra dentro de las escalas 21 a 26. Para las escalas mayores a 26 la energía del complejo QRS es muy pequeña. Las ondas T y P tienen sus componentes significativas en la escala 25 y 26 aunque la influencia de la desviación de la línea de base es importante en esta escala.

Las primeras cinco escalas están ejemplificadas por: las ondas monofásicas producen un par mínimo máximo negativo positivo a lo largo de las escalas, con un cero cruzado entre ellas. Cada cambio repentino en la señal es asociado a la línea de máximos y mínimos a través de las escalas concernientes.

En el complejo QRS los picos pequeños de las ondas Q y S tienen cruces por cero en la TW en las escalas 2^1 y 2^2 . Los artefactos producen una solitaria línea máximo o mínimo que pueden ser fácilmente descartadas. La variación de la línea base afecta a las escalas mayores de 2^6 .

Usando la información de los máximos y mínimos locales y los cruces por cero a diferentes escalas el algoritmo identifica los puntos singulares en los siguientes pasos:

- Detección de los complejos QRS: La detección del complejo QRS es el punto de partida para la delineación automática de todas las ondas y los intervalos que componen las señales electrocardiográficas. El primer paso en esta etapa es la detección de los máximos positivos que excedan un umbral establecido E_{qrs5} en la escala de descomposición 2^5 , que es la escala donde se encuentra la mayor cantidad de energía de la señal.

Con la posición de cada uno de los máximos que exceden el umbral E_{qrs5} se calcula un promedio de la separación entre ellos teniendo así una aproximación de la frecuencia del complejo QRS. Este promedio es utilizado para la detección de máximos que sean componentes de un QRS que no haya cumplido la condición del umbral realizando una búsqueda entre los máximos que su separación exceda 1.3 veces el promedio. Luego se realiza la eliminación de máximos redundantes que son aquellos provocados por movimientos bruscos o ondas T de gran amplitud (que no hacen parte de los máximos significativos del QRS), que no cumplan con la condición de estar separados al menos 0.6 veces el promedio de separación entre máximos.

- Detección y identificación de las ondas individuales QRS: Se detectan los cruces por cero en la escala 2^1 de la TW entre cada máximo significativo del complejo QRS, delineando en esta posición cada uno de los picos de sus ondas individuales. Si se presentan varios ceros entre dos máximos, se toma como pico de onda el cero, del cual su índice de posicionamiento en la señal es mayor. El final y el inicio del QRS son calculados en la escala 2^3 , buscando los puntos de la TW antes del primer y del último máximo significativo del complejo que no excedan el valor de los umbrales E_{ini} y E_{fin} .

- Detección y delineación de onda T: Se realiza el mismo procedimiento utilizado en la detección del QRS, pero ahora se buscan los máximos que excedan el umbral E_{T5} en la escala 2^5 , estos máximos son buscados entre el último máximo significativo del siguiente complejo QRS, teniendo así una ventana de búsqueda de la onda T entre dos complejos.

Los máximos detectados serán los significativos de la onda T. Para delinear el pico o los picos de la onda T (porque puede ser bifásica), se busca en los ceros de la escala 2^3 que estén entre dos máximos significativos de la T y

se escoge el índice posicional del cero, el cual su valor en la señal sea la mayor.

- Detección y delineación de la onda P: En la delineación de la onda P se realiza un procedimiento similar al de la onda T, solo que el umbral a tener en cuenta es EP5.

Los resultados preliminares, tablas 5 a la 8, son el promedio de las medidas de los puntos característicos del ECG neonatal. Ellos se adquirieron del procesamiento preliminar de 10 señales de los tres periodos un día, una semana y un mes. Los valores son el promedio de los datos de amplitud, tiempo y frecuencia de las ondas del complejo QRS.

Periodo	F Cardiaca	D QRS
Un día	129 lat. por min.	0.0688 seg.
Una semana	138 lat. por min.	0.0675 seg
Un mes	148 lat. por min	0.0681 seg.

Tabla 5: Frecuencia cardiaca y duración QRS

Ondas	D1	D2	D3	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V3R	aVR	aVL	aVF
Q[mV]	0	0.016	0.031	0	0	0	0	0	0	0	0.016	0	0.029
R[mV]	0.026	0.104	0.035	0.174	0.284	0.296	0.252	0.177	0.112	0.159	0.071	0.031	0.060
S[mV]	0.109	0.044	0.014	0.173	0.529	0.590	0.521	0.377	0.250	0.102	0.018	0.104	0.018
Rp[mV]	0.019	0	0	0.014	0	0	0.009	0.011	0.013	0	0	0.014	0

Tabla 6: Medidas de las ondas Q, R, S Y R' en el ECG neonatal de 24 horas de vida

Ondas	D1	D2	D3	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V3R	aVR	aVL	aVF
Q[mV]	0	0.057	0.087	0	0	0	0	0.024	0.023	0	0	0	0.063
R[mV]	0.080	0.193	0.291	0.383	0.582	0.607	0.507	0.399	0.295	0.361	0.091	0.072	0.228
S[mV]	0.234	0.155	0.065	0.176	0.626	0.684	0.701	0.560	0.430	0.131	0.088	0	0.241
Rp[mV]	0.017	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.092	0.024	0

Tabla 7: Medidas de las ondas Q, R, S Y R' en el ECG neonatal de 1semana de vida

Ondas	D1	D2	D3	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V3R	aVR	aVL	aVF
Q[mV]	0.019	0.057	0.088	0.003	0	0	0	0.009	0.037	0	0	0	0.063
R[mV]	0.130	0.245	0.272	0.285	0.540	0.619	0.632	0.604	0.456	0.238	0.065	0.092	0.235
S[mV]	0.203	0.139	0.052	0.157	0.507	0.679	0.709	0.577	0.370	0.112	0.155	0.209	0.079
Rp[mV]	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.007	0.128	0.010	0

Tabla 8: Medidas de las ondas Q, R, S Y R' en el ECG neonatal de 1mes de vida

4.2.5.2 Electroencefalografía: Asimismo, en la extracción de características de las señales electroencefalográficas, la TW ha logrado ser una pieza clave, ya que como se ha comentado repetitivamente, esta técnica es optima para señales no estacionarias y por tal motivo es adecuada para la caracterización de la señal EEG, pues esta señal no solo es intrínsecamente no estacionaria sino que además es de baja frecuencia.

En el XI Simposio de Tratamiento de Señales, imágenes y Visión artificial. STSIVA 2006 se presentó el paper titulado "Identificación de zonas cerebrales utilizando transformada wavelet no lineal³¹". En el se muestra un esquema de caracterización utilizando la transformada wavelet no lineal calculada a partir de los esquemas de actualización propuestos por I. Daubechies y W. Sweldens.

En el trabajo se implementan dos esquemas no lineales, el esquema de actualización máximo y el esquema de actualización mínimo. Estos esquemas son ideales para señales con muchas irregularidades pues permiten conservar los máximos y los mínimos locales de la señal y detectar singularidades, sin incrementar el costo computacional.

Se aplica la transformada wavelet no lineal sobre señales provenientes de microelectrodos de registro MER. A partir de las características obtenidas se realiza la identificación de zonas cerebrales sobre señales provenientes de microelectrodos de registro y se obtienen porcentajes de clasificación del 91% con los esquemas no lineales, lo cual es superior a los porcentajes de acierto obtenidos con el esquema tradicional, a través de un clasificador bayesiano.

Además la aplicación de la transformada wavelet no lineal por esquemas de actualización disminuye el costo computacional. La aplicación de este esquema de

³¹ Bibliografía: Orozco. A, Guijarro. E y Giraldo. Identificación de zonas cerebrales utilizando transformada wavelet no lineal. Universidad Tecnológica de Pereira, Universidad Politécnica de Valencia. XI SIMPOSIO DE TRATAMIENTO DE SEÑALES, IMÁGENES Y VISIÓN ARTIFICIAL. STSIVA 2006.

transformada no lineal se puede extender también a la detección de bordes en imágenes.

El paper se desarrolla teniendo en cuenta las siguientes etapas:

- ✓ Base de Datos MER: La base de datos de la Universidad Politécnica de Valencia, de señales MER provenientes de microelectrodos de registro son grabaciones de intervenciones quirúrgicas sobre cinco pacientes etiquetadas por médicos especialistas en el área quienes identificaron la zona en la cual se encuentra el microelectrodo. Los registros se encuentran a diferentes profundidades de acuerdo al equipo estereotáxico.

Se tienen los siguientes registros: Paciente 0462, Paciente 0737, Paciente 0836, Paciente 1012 y Paciente 1023. La frecuencia de muestreo de todas las señales es de 24000 Hz. Cada registro tiene una duración de 10 segundos. En total existen 287 segmentos para el tálamo y 115 segmentos para el subtálamo (ver Fig. 4.2i). También se cuenta con registros del globus pallidus internus (GPI) y globus palidus externus (GPE) de 15 segundos de duración que pertenecen a otra trayectoria utilizada para la ubicación de microelectrodos en el cerebro.

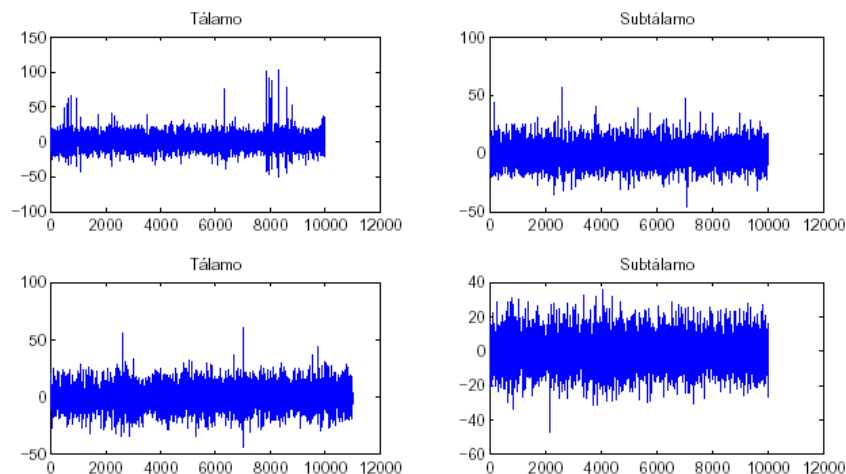


Fig. 4.2i. Ejemplo base de datos de MER

Se aplican los esquemas de actualización de valor máximo y mínimo sobre los segmentos de 10 segundos de las señales MER, y se utiliza el clasificador bayesiano con el método de cross-validación leave one out. Los resultados de clasificación se observan en la tabla III.

- ✓ Caracterización de señales MER: La caracterización de señales MER está orientada a la identificación de zonas cerebrales (tálamo y subtálamo). Las características seleccionadas son los máximos coeficientes, y la varianza de los niveles de descomposición (aproximación y detalle) obtenidos al aplicar los esquemas adaptativos. Para la clasificación se utilizó un clasificador bayesiano lineal y el método de cross-validación leave one out.

Los resultados obtenidos se comparan utilizando el mismo clasificador con las características dadas por el intervalo entre espigas (ISI) y por la descomposición wavelet de parámetros fijos, que son aplicados usualmente para la caracterización de la identificación de zonas en señales MER. Los resultados de clasificación utilizando el ISI y utilizando la transformada wavelet de parámetros fijos se observan en las Tablas 9 y 10.

Característica	%Tálamo	%Subtálamo
Mean, máx, var	79.8% ± 1.2%	69.7% ± 2.1%
Mean, máx	83.4% ± 1.7%	63.5% ± 1.3%
mean	82.4% ± 2.3%	61.4% ± 1.2%

Tabla 9: Resultados de Clasificación utilizando el ISI

Característica	%Acierto
máx, mean, var	54.7% ± 1.8%
var, mean	83.3% ± 1.2%
máx, var	91.0% ± 1.5%
Var	90.0% ± 1.6%
máx	74.6% ± 1.3%

Tabla 10: Resultados de Clasificación utilizando la Wavelets Haar

Se aplican los esquemas de actualización de valor máximo y mínimo sobre los segmentos de 10 segundos de las señales MER, y se utiliza el clasificador bayesiano con el método de cross-validación leave one out. Los resultados de clasificación se observan en la Tabla 11.

Caso	Umbral	%Tálamo	%Subtálamo
1	Máximo	83.9% ± 0.9%	87.9% ± 1.5%
2	Mínimo	87.2% ± 2.5%	84.4% ± 2.8%

Tabla 11: Clasificación para los esquemas de actualización de una banda sobre segmentos de 10 s

Se realiza el mismo procedimiento para la señales MER sobre segmentos de 1 segundo. Los resultados de clasificación se muestran en la Tabla 12 .

Caso	Umbral	%Tálamo	%Subtálamo
1	Máximo	91.3% ± 3.2%	87.9% ± 1.2%
2	Mínimo	90.2% ± 3.3%	84.4% ± 2.3%

Tabla 12: Clasificación para los esquemas de actualización de una banda sobre segmentos de 1 s

La aplicación de esquemas de actualización adaptativos presenta una mejor alternativa para la caracterización de señales que los esquemas tradicionales, debido a la naturaleza no lineal del análisis de señal propuesto, es posible mantener información geométrica importante tal como máximos locales. Esta propiedad puede ser bastante útil en reconocimiento de patrones, como por ejemplo patrones bioeléctricos. La implementación de los esquemas de actualización adaptativos puede ser hecha más eficiente que los bancos de filtros convencionales pues utiliza operaciones simples (suma, resta, máximo, etc.). Esto permite mejorar la eficiencia computacional.

4.2.5.3 Electromiografía: El artículo titulado Reconocimiento de patrones de movimiento a partir de señales electromiográficas publicado en Scientia et Technica Año X, No 26, Diciembre 2004. UTP³², presenta una metodología para el reconocimiento de patrones de movimiento a partir de señales electromiográficas (EMG) del sistema fisiológico brazo-antebrazo, la cual parte del diseño y construcción de un sistema de instrumentación para la captación de señales teniendo en cuenta la normatividad SENIAM para electromiografía de superficie y las características de la señal EMG.

Además, se aplican técnicas de procesamiento y caracterización, como es el caso de la transformada Wavelets, en la construcción de un conjunto de características híbrido para ser utilizado en el reconocimiento de patrones de movimiento a partir redes neuronales. El esquema general del proyecto, se puede observar en la siguiente figura. (Fig. 4.2j)

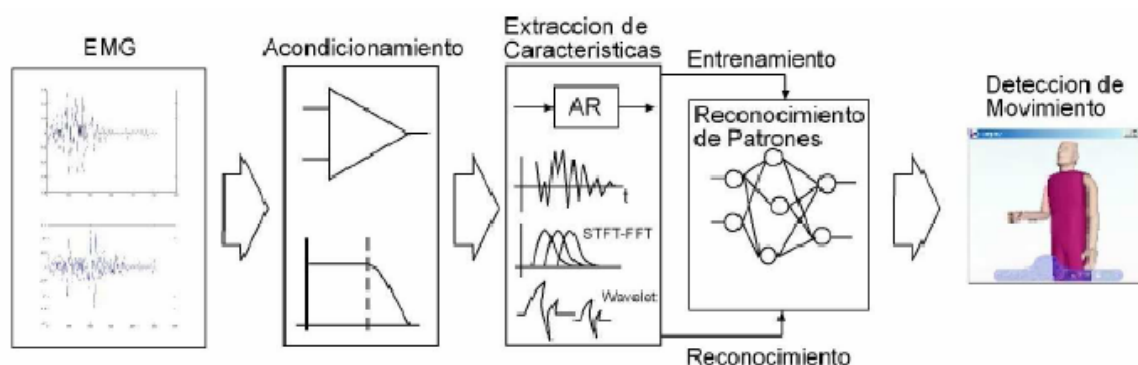


Fig. 4.2j. Esquema general del proyecto

La primera parte del proyecto fue la adquisición de la señal electromiográfica del sistema fisiológico brazo-antebrazo para permitir su procesamiento en un PC. Para esto se utilizó un modelo típico de instrumentación: captación de la señal

³² BETANCOUR, g; Giraldo, E; Franco, J. Scientia et Técnica Año X, No. 26, Diciembre 2004. Grupo de Investigación en Instrumentación y Control, UTP.

(sensores), acondicionamiento (amplificadores y filtros), convertor análogo digital (tarjeta de adquisición de datos) y procesamiento (PC). Ver figura 4.2k.

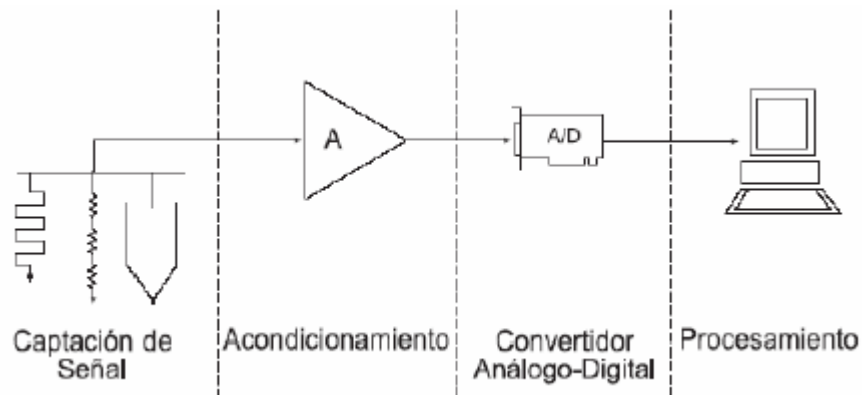


Fig. 4.2k. Sistema de instrumentación típico

Las señales electromiográficas son producidas como respuesta a un movimiento muscular, donde el nivel de esfuerzo está determinado por el número de fibras musculares activadas durante la contracción por una neurona. Para este proyecto se utilizaron electrodos de superficie del tipo Ag - ClAg de acuerdo a la normatividad SENIAM para electromiografía de superficie.

La señal medida de la piel es la suma espacial y temporal de las unidades motoras individuales así como de los músculos en la vecindad del electrodo. De la experimentación, se ha podido evidenciar que la señal EMG tiene una amplitud típica entre 0 y 6mV, y la frecuencia útil está en el rango de 0 a 500Hz con la mayor cantidad de energía concentrada entre los 50 y los 150Hz.

El cuerpo humano es una excelente antena para el ruido ambiental especialmente a 60Hz que es precisamente el rango donde se concentra la mayor cantidad de energía de las señales EMG. Debido a esto se utilizó amplificadores de instrumentación con un alto rechazo en modo común (CMRR > 120dB) con lo cual se eliminó en gran parte este ruido. También se utilizó un filtro pasa alto con frecuencia de corte en 15 HZ para eliminar señales que no eran de interés para el

proyecto como el potencial de repolarización de los músculos, así como un filtro pasa bajo con frecuencia de corte en 450 Hz para eliminar frecuencias superiores que no contribuían con la información de interés y eliminar posibles aliasing.

En el preprocesamiento de señales EMG se implementaron las rutinas necesarias para la extracción del segmento de señal a analizar. De acuerdo a los primeros 400ms de un movimiento muscular son suficientes para la identificación del movimiento por lo que se realizó la extracción de la señal con una ventana de esa amplitud, como se enseña en la Fig. 4.2l.

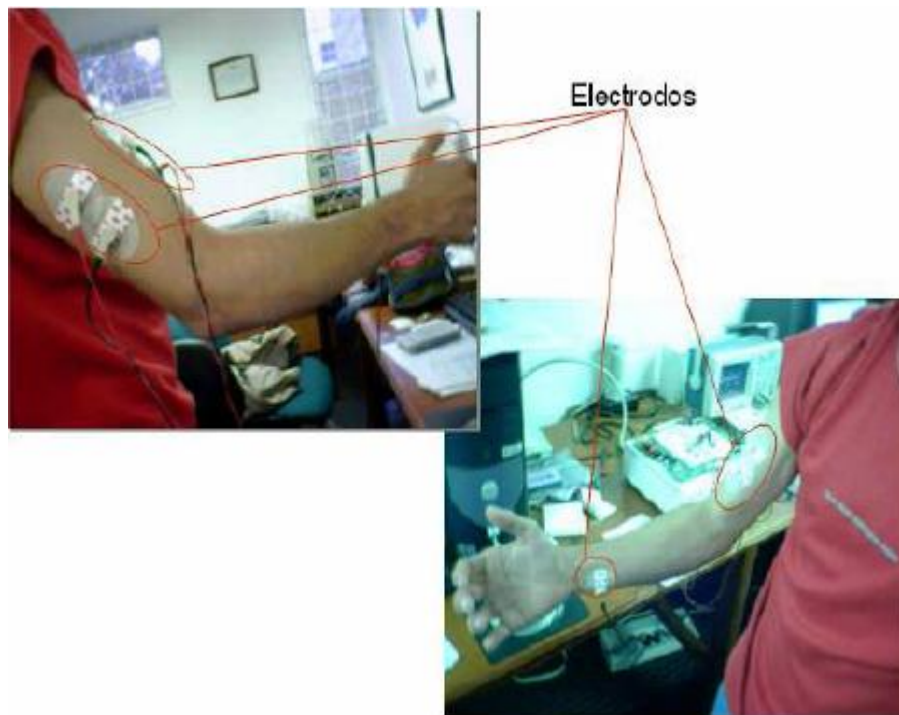


Fig. 4.2l. Posicionamiento de los electrodos de superficie

La extracción de características fue hecha a partir de aproximación temporal, modelamiento paramétrico AR, transformada de Fourier, transformada de Gabor (STFT), transformada Wavelet, generando un vector híbrido de características que permitía la identificación de las señales electromiográficas.

A continuación se analizarán las características encontradas en la realización del proyecto, para un conjunto de datos electromiográficos.

- ✓ Aproximación Temporal: Para este caso se utilizaron cuatro características:
- Valor Medio Absoluto: Un estimado del valor medio absoluto de la señal x en el segmento i de N muestras está dado por la Ec. 22:

$$\overline{x_i} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k| \quad \text{Ec. 22}$$

- Cruces por cero: Una idea de la frecuencia de una señal puede ser obtenida a partir del número de veces que la señal pasa por cero. Un umbral ϵ debe ser definido para reducir los cruces por cero por consecuencia del ruido.
- Cambio de pendiente: Otra característica que puede dar idea del contenido de frecuencia de una señal puede ser el número de veces que cambia la pendiente de una señal. De nuevo, es recomendable seleccionar un umbral para reducir los cambios de pendiente inducidos por el ruido.
- Longitud de la onda: Una característica que provee información acerca de la complejidad de una señal en un segmento, esta definida por la longitud de la onda.

Asumiendo que el tiempo entre muestras es muy pequeño. El valor resultante da una idea de la amplitud, frecuencia y duración de la onda en un solo valor. En la Fig. 4.2m se observan los vectores de características utilizando aproximación temporal para los cuatro movimientos, tomando 30 muestras por movimiento.

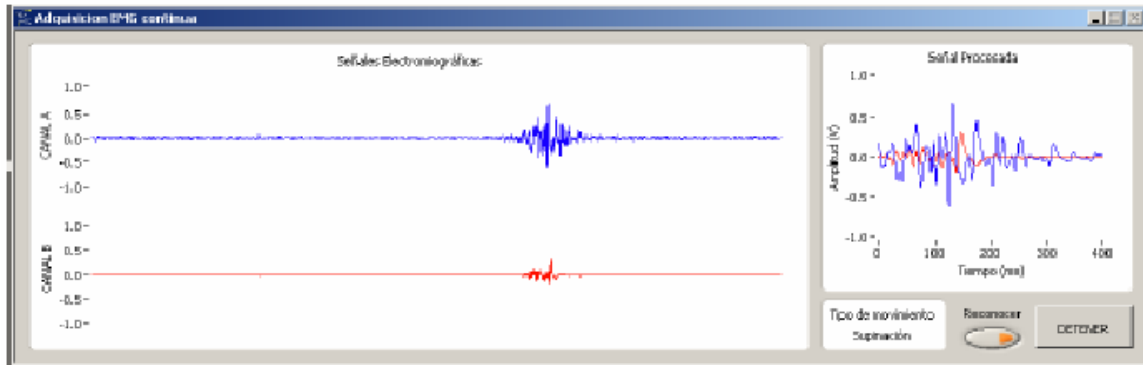


Fig. 4.2m. Extracción de 400ms de la señal EMG

Una señal EMG adquirida a través de electrodos de superficie puede ser considerada como la salida de un filtro pasabajo que representa al músculo y las fibras musculares, con la salida del filtro aproximadamente Gaussiana. Debido a que el filtro óptimo para un proceso Gaussiano es un filtro lineal, se pueden escoger modelos AR (autoregressive model), MA (moving average) y ARMA, pero debido al bajo costo computacional que tienen los modelos AR, y a que muchos autores establecen que este modelo representa la mejor aproximación de la señal EMG, éstos fueron los utilizados en este proyecto.

Las características extraídas fueron los 3 coeficientes de menor orden del modelo. En la Fig. 4.2n se observan los vectores de características utilizando modelamiento paramétrico AR para los cuatro movimientos, tomando 30 muestras por movimiento.

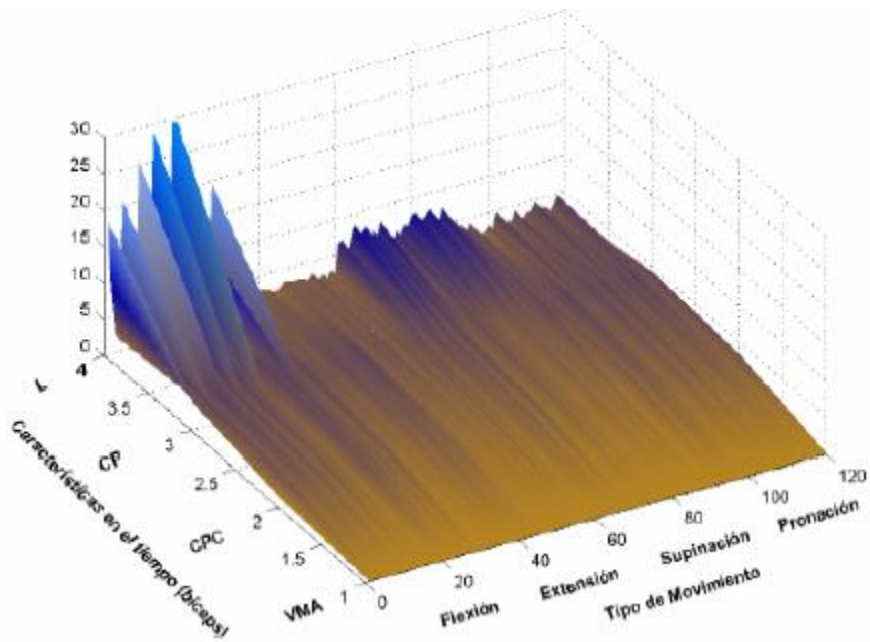


Fig. 4.2n. Características de la señal utilizando aproximación Temporal

- ✓ Aproximación Espectral: Para la obtención de características utilizando aproximación espectral se utilizaron dos métodos:
 - Periodograma: Una forma de estimar la densidad del espectro de potencia (PSD) de una señal es simplemente encontrar la transformada discreta de Fourier (usualmente hecha con FFT) y tomar la magnitud al cuadrado del resultado. Este estimado es llamado periodograma.
 - Espectrograma: Calcula la transformada de Fourier dependiente del tiempo para una señal, usando una ventana deslizante. Esta forma de transformada de Fourier, también se conoce como (STFT). El espectrograma es la magnitud de esta función. A partir de este cálculo se extraen dos características: Energía media y Energía máxima.

En la Fig. 4.2ñ se observan los vectores de características utilizando aproximación espectral para los cuatro movimientos, tomando 30 muestras por movimiento.

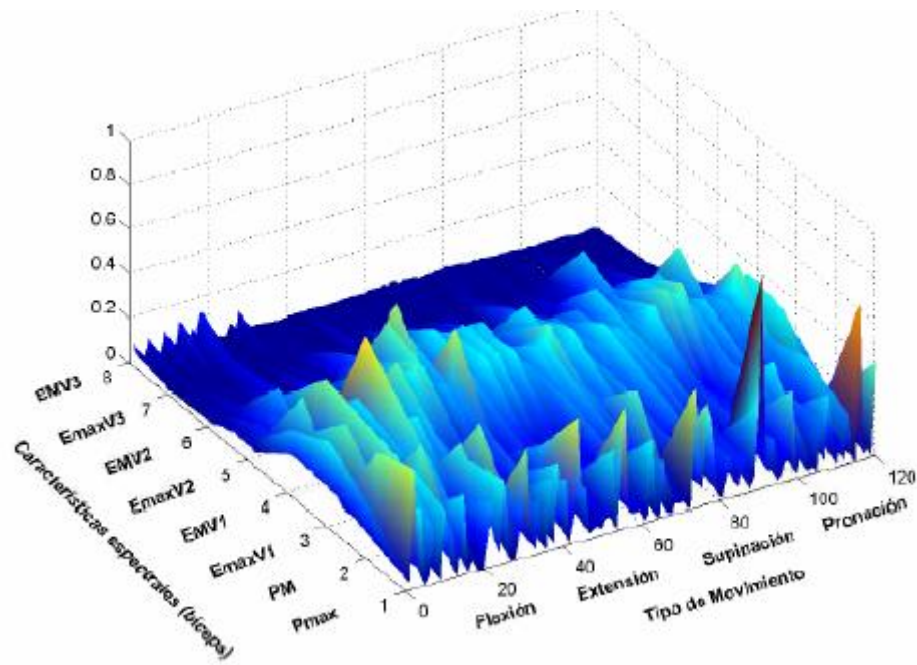


Fig. 4.2ñ. Características de la señal utilizando aproximación Espectral

- Descomposición con Wavelets: Teniendo en cuenta los resultados obtenidos, se utilizaron los coeficientes de los niveles de descomposición que mejor representarán la señal, con base en la energía y la entropía, utilizando Wavelet Packets; se realizaron 6 niveles de descomposición, con una wavelet del tipo Daubechies de orden 8, y con entropía tipo Shannon.

En la Fig. 4.2o se observan los vectores de características utilizando descomposición por Wavelets para los cuatro movimientos, tomando 30 muestras por movimiento.

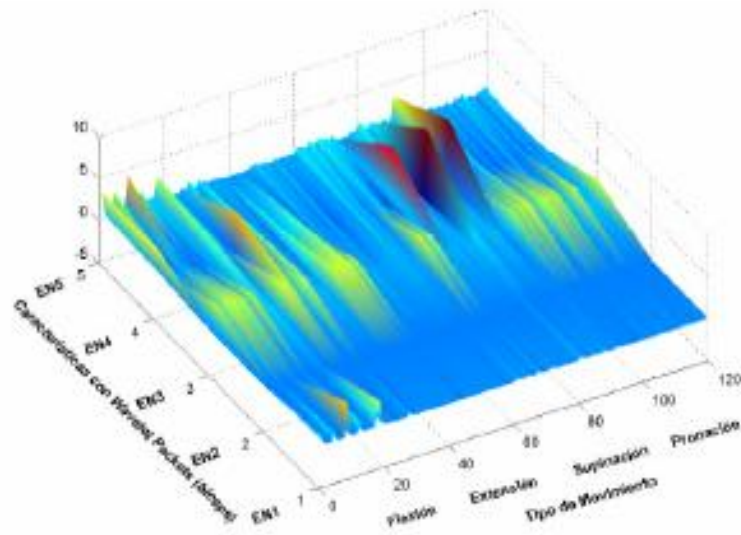


Fig. 4.2o. Características de la señal utilizando descomposición por Wavelet packets

- ✓ Pruebas para reconocimiento de patrones: Las características obtenidas para las dos señales musculares fueron agrupadas en un vector para ser utilizadas como entradas en una red neuronal Backpropagation, con 120 neuronas en la capa oculta y 4 salidas. Se tomaron 30 vectores de características para cada uno de los cuatro patrones de movimiento seleccionados (flexión, extensión, supinación, pronación), que permitieron el entrenamiento de la red, ver Fig. 4.2p.

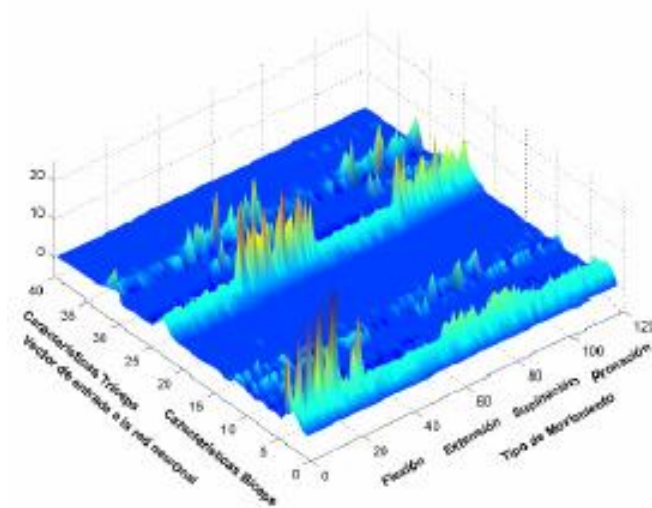


Fig. 4.2p. Patrones de entrenamiento para red neuronal

Como resultado, durante el reconocimiento de patrones, se obtuvo un acierto del 95% para flexión y extensión, y un acierto del 90% para supinación y pronación. Para la visualización de resultados se desarrollaron entornos virtuales con el toolbox de realidad virtual de Matlab, y la herramienta V-Realm Builder.

En éste proyecto se dejó claro que un método único para la caracterización de las señales bioeléctricas no es muy exacto, lo que se prefiere actualmente trabajar a partir de vectores híbridos, mezcla de varias técnicas de extracción.

4.3 REDES NEURONALES ARTIFICIALES

4.3.1 Definición

Una red neuronal, según Freeman y Skapura³³, es un sistema de procesadores paralelos conectados entre sí en forma de grafo dirigido. Esquemáticamente cada elemento de procesamiento (neuronas) de la red se representa como un nodo. Estas conexiones establecen una estructura jerárquica que tratando de emular la fisiología del cerebro busca nuevos modelos de procesamiento para solucionar problemas concretos del mundo real.

Lo importante en el desarrollo de la técnica de las RNA es su útil comportamiento al aprender, reconocer y aplicar relaciones entre objetos y tramas de objetos propios del mundo real. En este sentido, se utilizan las RNA como una herramienta que podrá utilizarse para resolver problemas difíciles.

³³ Freeman, J.A.; Skapura, DM. Redes Neuronales. Algoritmos, aplicaciones y técnicas de propagación. México: Addison-Wesley. 1993; Pág. 306.

4.3.2 Estructura y elementos

El modelo de una neurona artificial es una imitación del proceso de una neurona biológica, además, puede también asemejarse a un sumador hecho con un amplificador operacional tal como se ve en la Fig. 4.3a.

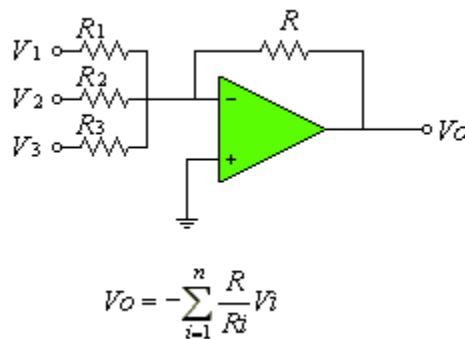


Fig. 4.3a. Neurona Artificial³⁴

Las redes neuronales artificiales están formadas por una gran cantidad de neuronas, las cuales suelen denominarse de varias maneras: neurona artificial, nodo, celda, unidad de salida o elemento de procesamiento (PE). Un nodo o neurona, en forma general, cuenta con una cantidad variable de entradas que provienen del exterior y a su vez dispone de una sola salida que transmitirá la información al exterior o hacia otras neuronas, de la misma forma como se compone una neuronal biológica.

En la Fig. 4.3b se observa un PE en forma general y su similitud con una neurona biológica.

³⁴ Acosta. M.I, Salazar. H, Zuluaga. Camilo A. Tutorial de Redes Neuronales. Universidad Tecnológica de Pereira. Facultad de Ingeniería Eléctrica. 2000

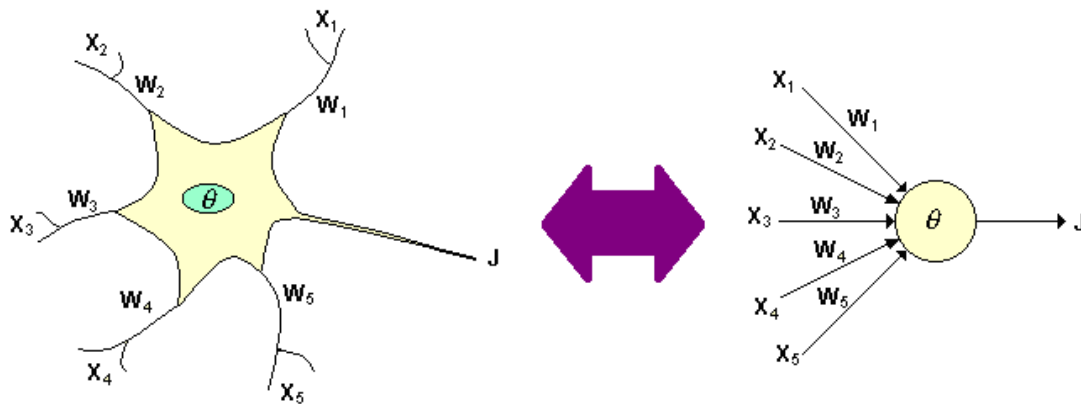


Figura 4.3b. Equivalencia entre la neurona biológica y la neurona artificial

Como se pudo observar en la figura anterior, en las neuronas artificiales, análogamente como en las neuronas biológicas, se encuentran los siguientes elementos³⁵:

4.3.2.1 Señales de entrada X_1, X_2, \dots, X_n : Son señales provenientes del exterior, o de otras neuronas de la red, las cuales son capturadas por las dendritas en la neurona biológica. Estas señales son variables continuas en lugar de pulsos discretos, como se presentan en una neurona biológica.

4.3.2.2 Pesos W_i : Corresponden a la intensidad de los enlaces sinápticos entre neuronas y varían libremente en función del tiempo y en cada una de las neuronas que forman parte de la red.

4.3.2.3 Función umbral θ : Es la función de transferencia que la neurona debe sobrepasar para activarse; éste proceso ocurre biológicamente en el cuerpo de la célula.

4.3.2.4 Señal de Salida J : Es la señal que transmitirá la información al exterior o hacia otras neuronas. Cada señal de salida tiene asociada una magnitud llamada

³⁵ Soria, E y Blanco, A. Redes Neuronales Artificiales. Autores científico-técnicos y académicos (ACTA). 2005. Págs. 25-33

peso, el cual se calculará en función de las entradas. Sabiendo esto, el proceso que realiza una red neuronal inicia cuando cada una de las señales de entrada pasan a través de una ganancia o peso, llamado peso sináptico o fortaleza de la conexión cuya función es análoga a la de la función sináptica de la neurona biológica.

Estos pesos pueden ser positivos, que contribuyen a la excitación del cuerpo (excitatorios), o negativos, los cuales contribuyen a inhibir la respuesta de la neurona (inhibitorios), el nodo sumatorio acumula todas las señales de entrada multiplicadas por los pesos o ponderadas y las pasa a la salida a través de la función umbral. La entrada neta a cada unidad puede escribirse como lo indica la Ec. 23:

$$neta_i = \sum_{i=1}^n W_i X_i = \vec{X} \vec{W} \quad \text{Ec.23}$$

Una vez que se ha calculado la activación del nodo, el valor de salida equivale a la Ec. 24.

$$X_i = f_i(neta_i) \quad \text{Ec.24}$$

Donde f_i representa la función de activación para esa unidad, que corresponde a la función escogida para transformar la entrada $neta_i$ en el valor de salida x_i y que depende de las características específicas de cada red.

4.3.3 Clasificación

Los distintos modelos de red neuronal pueden clasificarse de acuerdo con cuatro criterios básicos: topología de la red, mecanismo de aprendizaje, tipo de

asociación realizada entre la información de entrada y salida, y la forma de representación de estas informaciones.

4.3.3.1 Clasificación según la topología: La arquitectura de las redes neuronales consiste en la organización y disposición de las neuronas formando capas más o menos alejadas de la entrada y salida de la red.

En este sentido, los parámetros fundamentales de la red son: el número de capas, el número de neuronas por capa, el grado de conectividad y el tipo de conexiones entre neuronas. Respecto a esto, existen las siguientes topologías:

- ✓ Redes Monocapa: Se establecen conexiones laterales, cruzadas o auto-recurrentes entre las neuronas que pertenecen a la única capa que constituye la red. Se utilizan en tareas relacionadas con lo que se conoce como auto-asociación; por ejemplo, para generar informaciones de entrada que se presentan a la red, incompletas o distorsionadas.

- ✓ Redes Multicapa: Son aquellas que disponen de conjuntos de neuronas agrupadas en varios niveles o capas. Una forma de distinguir la capa a la que pertenece la neurona, consiste en fijarse en el origen de las señales que recibe a la entrada y el destino de la señal de salida. Según el tipo de conexión, se distinguen las redes feedforward, y las redes feedforward/feedback.

4.3.3.2 Clasificación según el mecanismo de Aprendizaje: El aprendizaje es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Los cambios que se producen durante el proceso de aprendizaje se reducen a la destrucción, modificación y creación de conexiones entre las neuronas, la creación de una nueva conexión implica que el peso de la

misma pasa a tener un valor distinto de cero, una conexión se destruye cuando su peso pasa a ser cero.

Se puede afirmar que el proceso de aprendizaje ha finalizado (la red ha aprendido) cuando los valores de los pesos permanecen estables ($dw_{ij} / dt = 0$).

Un criterio para diferenciar las reglas de aprendizaje se basa en considerar si la red puede aprender durante su funcionamiento habitual, o si el aprendizaje supone la desconexión de la red. Otro criterio suele considerar dos tipos de reglas de aprendizaje: las de aprendizaje supervisado y las correspondientes a un aprendizaje no supervisado, estas reglas dan pie a una de las clasificaciones que se realizan de las RNA: Redes neuronales con aprendizaje supervisado y redes neuronales con aprendizaje no supervisado. La diferencia fundamental entre ambos tipos estriba en la existencia o no de un agente externo (supervisor) que controle el aprendizaje de la red.

- ✓ Redes con Aprendizaje Supervisado: El proceso de aprendizaje se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor, maestro) que determina la respuesta que debería generar la red a partir de una entrada determinada. El supervisor comprueba la salida de la red y en el caso de que ésta no coincida con la deseada, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, con el fin de conseguir que la salida se aproxime a la deseada. Se consideran tres formas de llevar a cabo este tipo de aprendizaje:
 - Aprendizaje por corrección de error: Consiste en ajustar los pesos en función de la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos en la salida de la red; es decir, en función del error.

- Aprendizaje por refuerzo: Se basa en la idea de no indicar durante el entrenamiento exactamente la salida que se desea que proporcione la red ante una determinada entrada. La función del supervisor se reduce a indicar mediante una señal de refuerzo si la salida obtenida en la red se ajusta a la deseada (éxito= $+1$ o fracaso= -1), y en función de ello se ajustan los pesos basándose en un mecanismo de probabilidades.
 - Aprendizaje estocástico: Este tipo de aprendizaje consiste básicamente en realizar cambios aleatorios en los valores de los pesos de las conexiones de la red y evaluar su efecto a partir del objetivo deseado y de distribuciones de probabilidad.
- ✓ Redes con Aprendizaje No Supervisado: Estas redes no requieren influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones entre neuronas. La red no recibe ninguna información por parte del entorno que le indique si la salida generada es o no correcta, así que existen varias posibilidades en cuanto a la interpretación de la salida de estas redes.

En algunos casos, la salida representa el grado de familiaridad o similitud entre la información que se le está presentando en la entrada y las informaciones que se le han mostrado en el pasado. En otro caso podría realizar una codificación de los datos de entrada, generando a la salida una versión codificada de la entrada, con menos bits, pero manteniendo la información relevante de los datos, o algunas redes con aprendizaje no supervisado lo que realizan es un mapeo de características, obteniéndose en las neuronas de salida una disposición geométrica que representa un mapa topográfico de las características de los datos de entrada, de tal forma que si se presentan a la red informaciones similares, siempre sean

afectadas neuronas de salidas próximas entre sí, en la misma zona del mapa.

En general en este tipo de aprendizaje se suelen considerar dos tipos:

- Aprendizaje Hebbiano: Consiste básicamente en el ajuste de los pesos de las conexiones de acuerdo con la correlación, así si las dos unidades son activas (positivas), se produce un reforzamiento de la conexión. Por el contrario cuando una es activa y la otra pasiva (negativa), se produce un debilitamiento de la conexión.
- Aprendizaje competitivo y cooperativo: Las neuronas compiten (y cooperan) unas con otras con el fin de llevar a cabo una tarea dada. Con este tipo de aprendizaje se pretende que cuando se presente a la red cierta información de entrada, solo una de las neuronas de salida se active (alcance su valor de respuesta máximo). Por tanto las neuronas compiten por activarse, quedando finalmente una, o una por grupo, como neurona vencedora.

4.3.3.3 Clasificación según el tipo de Asociación entre las Informaciones de Entrada y Salida: Las RNA son sistemas que almacenan cierta información aprendida; esta información se registra de forma distribuida en los pesos asociados a las conexiones entre neuronas de entrada y salida.

Existen dos formas primarias de realizar esa asociación de entrada/salida. Una primera sería la denominada hetero-asociación, que se refiere al caso en el que la red aprende parejas de datos $[(A_1, B_1), (A_2, B_2) \dots (A_n, B_n)]$, de tal forma que cuando se presente cierta información de entrada A_i , deberá responder generando la correspondiente salida B_i . La segunda se conoce como auto-asociación, donde

la red aprende ciertas informaciones $A_1, A_2 \dots A_n$, de tal forma que cuando se le presenta una información de entrada realizará una auto-correlación, respondiendo con uno de los datos almacenados, el más parecido al de la entrada. Estos dos mecanismos de asociación dan lugar a dos tipos de redes neuronales: las redes hetero-asociativas y las auto-asociativas.

- ✓ Red Hetero-asociativa: Se considera a aquella que computa cierta función, que en la mayoría de los casos no podrá expresarse analíticamente, entre un conjunto de entradas y un conjunto de salidas, correspondiendo a cada posible entrada una determinada salida. Existen redes hetero-asociativas con conexiones feedforward, feedforward/feedback y redes con conexiones laterales. También existen redes hetero-asociativas multidimensionales y su aprendizaje puede ser supervisado o no supervisado.
- ✓ Red Auto-asociativa: Es una red cuya principal misión es reconstruir una determinada información de entrada que se presenta incompleta o distorsionada (le asocia el dato almacenado más parecido). Pueden implementarse con una sola capa, existen conexiones laterales o también auto-recurrentes, habitualmente son de aprendizaje no supervisado.

4.3.3.4 Clasificación según la representación de la información o naturaleza de Entrada y Salida: Las redes neuronales pueden también clasificarse en función de la forma en que se representan las informaciones de entrada y las respuestas o datos de salida en analógicas, discretas (generalmente, binarias) e híbridas.

- ✓ Redes analógicas: Procesan datos de entrada de naturaleza analógica, valores reales continuos, habitualmente acotados y usualmente en el compacto $[-1,1]$ o en el $[0,1]$, para dar respuestas también continuas. Las

redes analógicas suelen presentar funciones de activación continuas, habitualmente lineales o sigmoides.

- ✓ Redes discretas (binarias): Procesan datos de naturaleza discreta, habitualmente $\{0,1\}$, para acabar emitiendo una respuesta discreta. En este caso, las funciones de activación de las neuronas son de tipo escalón.
- ✓ Redes híbridas: Las informaciones de entrada pueden ser valores continuos, aunque las salidas de la red son discretas.

4.3.4 Características

Las cinco características principales de la Redes Neuronales Artificiales son:

4.3.4.1 Aprendizaje adaptativo: Esta es quizás la característica más importante de las redes neuronales, pueden comportarse en función de un entrenamiento con una serie de ejemplos ilustrativos. De esta forma, no es necesario elaborar un modelo a priori, ni establecer funciones probabilísticas. Una red neuronal artificial es adaptativa porque puede modificarse constantemente con el fin de adaptarse a nuevas condiciones de trabajo.

4.3.4.2 Autoorganización: Mientras que el aprendizaje es un proceso donde se modifica la información interna de la red neuronal artificial, la autoorganización consiste en la modificación de la red completa con el fin de llevar a cabo un objetivo específico. Autoorganización significa generalización, de esta forma una red puede responder a datos o situaciones que no ha experimentado antes, pero que puede inferir sobre la base de su entrenamiento. Esta característica es muy útil sobre todo cuando la información de entrada es poco clara o se encuentra incompleta.

4.3.4.3 Tolerancia a fallos: En la computación tradicional la pérdida de un fragmento pequeño de información puede acarrear comúnmente la inutilización del sistema. Las redes neuronales artificiales poseen una alta capacidad de tolerancia a fallos. Se entiende por ello que las redes pueden reconocer patrones de información con ruido, distorsión o incompletos, pero que, además, pueden seguir trabajando aunque se destruya parte de la red (con cierta degradación). La explicación de este fenómeno se encuentra en que mientras la computación tradicional almacena la información en espacios únicos, localizados y direccionables, las redes neuronales lo hacen de forma distribuida y con un alto grado de redundancia.

4.3.4.4 Operación en tiempo real: Las redes neuronales artificiales, de todos los métodos existentes, son las más indicadas para el reconocimiento de patrones en tiempo real, debido a que trabajan en paralelo actualizando todas sus instancias simultáneamente. Es importante destacar que esta característica solo se aprecia cuando se implementan redes con hardware especialmente diseñados para el procesamiento paralelo.

4.3.4.5 Fácil inserción en la tecnología existente: Es relativamente sencillo obtener chips especializados para redes neuronales que mejoran su capacidad en ciertas tareas. Ello facilita la integración modular en los sistemas existentes.

4.3.5 Topologías Principales

Entre las principales topologías de redes neuronales se encuentran: Adaline, Backpropagation, Red Instar, Red Oustar, Red de Hamming, Red de Hopfield, Red de Elman, Perceptron Multicapa, Red de Kohonen. Siendo las dos últimas las más

difundidas en el procesamiento de señal, más específicamente en la extracción de características.

4.3.5.1 Perceptron Multicapa (MLP)³⁶: El Perceptron Multicapa se caracteriza por presentar una no-linealidad en la salida, capas de neuronas ocultas y un alto grado de conectividad. Es de entrenamiento supervisado. Utiliza el algoritmo de retro-propagación del error. Este algoritmo está basado en la regla de aprendizaje por corrección de error, considerada como una generalización del algoritmo de los cuadrados mínimos (LMS), utilizado en filtrado adaptativo mediante redes lineales simples.

Su operación consta de dos fases, una directa y una inversa o de retroceso. En la fase directa, se ingresa el patrón de actividad en la capa de entrada de la red (vector de entrada), que recorre todas las capas subsiguientes. Se obtiene la respuesta real de la red en la capa de salida. En esta fase, los pesos sinápticos de la red permanecen fijos. En la fase inversa, los pesos sinápticos son ajustados de acuerdo con la regla de corrección del error. Esta regla, conocida como método de Levenberg-Marquardt, minimiza el cuadrado de las diferencias entre la respuesta o salida deseada y la salida real de la red. Las redes del tipo MLP son muy utilizadas en el procesamiento de bioseñales cardiacas para diagnóstico médico.

4.3.5.2 Modelo de Kohonen: Ciertas evidencias sugieren que algunas neuronas cerebrales se organizan en zonas, de manera que las informaciones recibidas de los órganos sensoriales se representan internamente en forma de mapas topológicos, según un cierto aprendizaje.

³⁶ Barbosa. L, Kleisinger. G.H, Valdez. A.D y Monzón. J.E. Utilización del Modelo de Kohonen y del Perceptron Multicapa para detectar arritmias Cardiacas. Memorias II Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica, Habana 2001. Pág. 1-4

A partir de estas ideas Tuevo Kohonen presentó en 1982 un sistema con un comportamiento semejante, se trataba de un modelo de red neuronal con capacidad para formar mapas de características de manera similar a como ocurre en el cerebro; el objetivo de Kohonen era demostrar que un estímulo externo (información de entrada) por sí solo, suponiendo una estructura propia y una descripción funcional del comportamiento de la red, era suficiente para forzar la formación de los mapas.

El Modelo de Kohonen pertenece al grupo de algoritmos de codificación del vector. El modelo genera un mapa topológico para ubicar de manera óptima, un número fijo de vectores en un espacio de entrada de mayor dimensión, y así facilitar la compresión de datos.

La derivación de este modelo presenta dos variantes: el Mapa Auto-organizativo (SOM: Self-Organizing Map) y el Learning Vector Quantization (LVQ). Ambas variantes se basan en el principio de formación de mapas topológicos para establecer características comunes entre los vectores (informaciones) de entrada a la red. Difieren en las dimensiones de los vectores de entrada, siendo multidimensional en el caso del SOM y unidimensional en LVQ.

El aprendizaje en el modelo de Kohonen es de tipo Off-line, por lo que se distingue una etapa de aprendizaje y otra de funcionamiento. En la etapa de aprendizaje se fijan los valores de las conexiones (feedforward) entre la capa de entrada y la salida. Esta red utiliza un aprendizaje no supervisado de tipo competitivo, las neuronas de la capa de salida compiten por activarse y sólo una de ellas permanece activa ante una determinada información de entrada a la red, los pesos de las conexiones se ajustan en función de la neurona que haya resultado vencedora.

Durante la etapa de entrenamiento, se presenta a la red un conjunto de informaciones de entrada (vectores de entrenamiento) para que ésta establezca en función de la semejanza entre los datos las diferentes categorías (una por neurona de salida), que servirían durante la fase de funcionamiento para realizar clasificaciones de nuevos datos que se presenten a la red. Los valores finales de los pesos de las conexiones entre cada neurona de la capa de salida con las de entrada se corresponderán con los valores de los componentes del vector de aprendizaje que consigue activar la neurona correspondiente.

En el caso de existir más patrones de entrenamiento que neuronas de salida, más de uno deberá asociarse con la misma neurona, es decir pertenecerán a la misma clase. En este modelo el aprendizaje no concluye después de presentarle una vez todos los patrones de entrada, sino que habrá que repetir el proceso varias veces para refinar el mapa topológico de salida, de tal forma que cuantas más veces se presenten los datos, tanto más se reducirán las zonas de neuronas que se deben activar ante entradas parecidas, consiguiendo que la red pueda realizar una clasificación mas selectiva.

En definitiva lo que hace una red de Kohonen es realizar una tarea de clasificación, puesto que la neurona de salida activada ante una entrada representa la clase a la que pertenece dicha información de entrada, además ante otra entrada parecida se activa la misma neurona de salida, u otra cercana a la anterior debido a la semejanza entre las clases, así se garantiza que las neuronas topológicamente próximas sean sensibles a entradas físicamente similares.

4.3.6 Aplicaciones³⁷

La aplicación de las redes neuronales artificiales se ha extendido a diversas disciplinas, debido principalmente a sus características de adaptabilidad, confiabilidad y auto-organización. “Una ventaja destacable para el procesamiento de datos radica en la posibilidad de su implementación con tecnologías específicas disponibles, que posibilitan su operación en tiempo real”.

Las aplicaciones en medicina encuentran su reflejo en problemas de diagnóstico médico. Es uno de los campos con más futuro y, hoy por hoy, los menos desarrollados. Como aplicaciones en este campo se encuentran: Análisis de la señal del electrocardiograma para el diagnóstico de cardiopatías, predicción de enfermedades degenerativas cardíacas y clasificación de patologías.

En general, las RNA son buenas para resolver problemas que incluyen la extracción de características, clasificación y reconocimiento de patrones y la predicción del tiempo, en aplicaciones médicas como es el caso de señales electroencefalográficas, electromiográficas y electrocardiográficas. Sin embargo, en la actualidad esta técnica es más utilizada en reconocimiento y clasificación.

En la etapa de extracción de características son más empleadas las técnicas convencionales tales como: análisis tiempo-frecuencia, transformada wavelet, filtros adaptativos, entre otros, que tiene como fin descubrir cualitativamente, la presencia particular de señales características dadas en un registro, es decir, a partir del análisis realizado por estas técnicas se obtienen los criterios cuantitativos y objetivos de la señal. Aplicar RNA en la etapa de extracción, aunque es viable, resultaría complejo, ya que al seleccionar una topología apropiada para este tipo

³⁷ Bonzino. J.D. The Biomedical Engineering handbook. Volumen I. CRC PRESS and IEEE PRESS. Segunda Edición. Boca Ratón, Florida. 2000. Sección 58. Págs. 1-13

de problema se tendrían que tener en cuenta muchos parámetros, haciendo del diseño de la red una tarea tediosa y en aplicación costosa.

Las aplicaciones de las Redes Neuronales se basan en el análisis de los resultados facilitados por los métodos convencionales mencionados anteriormente para posteriormente emitir un diagnóstico o un pronóstico determinado, que sirve de apoyo objetivo para el especialista.

El paper “Modelo de clasificación de arritmias mediante técnicas de aprendizaje de máquina³⁸” es una aplicación de redes neuronales en señales electrocardiográficas para clasificación. El modelo se basa en técnicas de aprendizaje de máquina, tomando como base la presencia del complejo QRS.

Específicamente, se consideraron cinco tipos de arritmias diferentes. Se realizaron experimentos para validar el modelo con diferentes tipos de clasificadores débiles y algunos meta-clasificadores usando validación cruzada (cross-validation).

En este artículo se presenta el diseño y el desarrollo del modelo de clasificación de arritmias cardiacas basado en la utilización de técnicas de aprendizaje de máquina.

En la Fig. 4.3c se ilustra el modelo propuesto, muestra los diferentes procesos que siguen los datos desde la toma del registro ECG hasta la entrega de la respuesta al médico especialista. Los registros ECG pasan por un pre-procesamiento, para luego realizar la extracción de las características que se dan como entrada al módulo de clasificación basado en ML.

³⁸ RAMIREZ, Leonardo; Niño, L. Modelo de Clasificación de Arritmias mediante técnicas de aprendizaje de máquina. Universidad Nacional de Bogotá. Colombia. 2006.

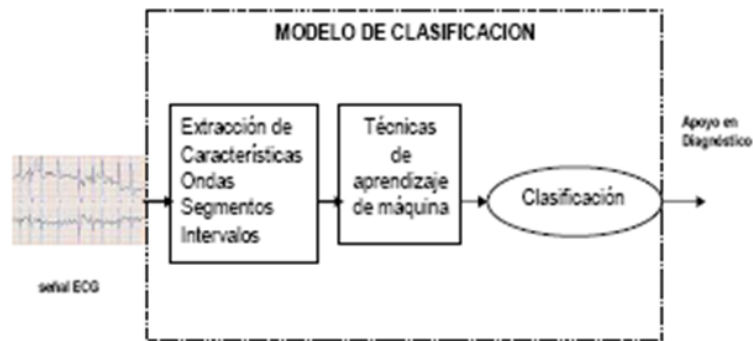


Fig. 4.3c. Modelo de Clasificación de arritmias

El modelo asume como datos entrada un conjunto de registros ECG. Para procesar los datos obtenidos de los registros ECG, primero se realiza una normalización de los datos. Luego, se realiza el proceso de filtrado para determinar la ubicación del complejo QRS en el registro, para esto se emplea el algoritmo de Pam-Tompkins. En la tabla 13 se muestran los datos obtenidos de un registro ECG de paciente normal a 72 ppm.

Para desarrollar un sistema basado en aprendizaje de máquina es necesario contar con un conjunto de datos obtenidos a partir de la actividad cardiaca de un grupo de pacientes. Para cada registro se extraen las características temporales seleccionadas anteriormente, las cuales se presentan al sistema para la identificación y clasificación de las arritmias.

Tabla 13. Valores de ECG paciente normal

PARAMETROS DE LAS ONDAS, SEGMENTOS E INTERVALOS				
ONDA		AMPLITUD	DURACION	MORFOLOGIA
	P	0.25mV	0.08-0.10s	Simétrica de rama ascendente
	Q	-0.1mV	20ms o % de R	Simétrica de descendente a ascendente
	R	5mV	60ms	Simétrica de ascendente a ascendente
	S	-0.8mV	20ms	Simétrica de descendente a ascendente
	T	2.2mV	360ms	Asimétrica de rama ascendente
SEGMENTO	PR	Isoeléctrico 0.1mV	0.02-0.12s	Isoeléctrica
	ST	Isoeléctrico 0.1mV	0.05-0.15s	Isoeléctrica
INTERVALO	PR		0.12 a 0.20s	Isoeléctrica
	QT		0.35-0.44s (45% del ciclo cardiaco)	Isoeléctrica
	RR		0.6-1s	Isoeléctrica
Complejo QRS			0.04 y 0.10	Asimétrica en zigzag con vértices en cada amplitud de onda

En este trabajo se utilizaron diferentes técnicas de aprendizaje de máquina como Bayes, funciones (Logistic), Perceptrón multicapa (MLP), Sequential Minimal Optimization (SMO), RBF network, k-vecino más cercano y meta-clasificadores.

Para validar el modelo se realizaron algunos experimentos con un conjunto de datos de MIT-BIH, el cual corresponde a un conjunto de registros ECG digitalizados a 2.77ms (360 muestras por segundo) por un canal de resolución de 11 bits (2048 pasos digitales). Dado que se usó aprendizaje supervisado, en el cual es necesario conocer las arritmias que se presentan en los ciclos cardiacos, se tomó un subconjunto de registros, específicamente, los registros 233, 217, 214, 209, 228 y 200 de MIT-BIH, y las arritmias a clasificar son PVC, APC, Asistolia, CAP y TV.

Para cada ciclo detectado como arritmico, se tomó el pico R como referencia, con tres ciclos previos y tres ciclos posteriores, obteniendo siete ciclos para cada anomalía. Para las pruebas de desempeño de las técnicas de clasificación se usaron 105 datos representativos de cada arritmia.

Para comparar los diferentes métodos de aprendizaje de máquina se registraron: el número de instancias clasificadas correctamente, el número de instancias clasificadas incorrectamente, el porcentaje de clasificación y la estadística Kappa, que es un coeficiente de medida de acuerdo y mide la concordancia ente dos jueces cuando ambos están valorando el mismo objeto.

La diferencia entre la proporción de casos observada en la que los jueces concuerdan y la proporción esperada por azar se divide por la máxima diferencia posible entre las proporciones observadas y esperadas, dados los totales marginales. Si el resultado es igual a 1 indica un acuerdo perfecto, si es igual a cero indica que el acuerdo no es mejor que el que se obtiene por azar.

A continuación se presentan los resultados obtenidos para cada uno de los clasificadores implementados (tablas 14 a 19). La flexibilidad en el diseño del modelo permite emplear varios tipos de clasificadores. Adicionalmente, al aumentar el número de características extraídas del registro ECG, se mejora la clasificación de las arritmias.

Salida	CLASIFICADOR						
	Bayes net	Naive Bayes	Logistic	MLP	RBFnet	SMO	IBk
Instancias clasificadas correctamente	105	102	101	104	101	103	104
Instancias clasificadas incorrectamente	0	3	4	1	4	2	1
Porcentaje de clasificación	100%	97.14%	96.19%	99.04%	96.19%	98.09%	99.04%
Estadística Kappa	1	0.9558	0.9405	0.9851	0.941	0.9703	0.9851

Tabla 14. Clasificadores débiles con cross-validation, n=10

Bayesnet			Naïve			Logistic			MLP			RBFnet			SMO			KNN		
a	B	c	A	B	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c	a	b	C
49	0	0	47	2	0	48	1	0	49	0	0	46	3	0	48	1	0	47	2	0
0	28	0	0	27	1	1	26	1	0	27	1	0	27	1	0	27	1	0	27	1
0	0	28	0	0	28	1	2	27	0	0	28	0	0	28	0	0	28	0	0	28

a- normal b- PVC c-TV

Tabla 15. Matriz de confusión para los clasificadores débiles, n=10

Salida	CLASIFICADOR META-BAGGING cross validation 10						
	Bayes Net	Naive Bayes	Logistic	MLP	RBFnet	SMO	LBK
Instancias Clasificadas correctamente	105	102	103	104	101	103	103
Instancias clasificadas incorrectamente	0	3	2	1	4	2	2
Porcentaje de clasificación	100%	97.14%	98.09%	99.04%	96.19%	98.09%	98.09%
Estadística Kappa	1	0.9558	0.9702	0.9851	0.941	0.9703	0.9702

Tabla 16. Meta-clasificador Bagging con cross-validation, n=10.

Bayesnet			Naïve			Logistic			MLP			RBFnet			SMO			KNN		
a	b	c	a	B	c	a	b	c	a	b	c	a	b	c	A	b	c	a	b	C
49	0	0	47	2	0	49	0	0	49	0	0	46	3	0	48	1	0	49	0	0
0	28	0	0	27	1	0	27	1	0	27	1	0	27	1	0	27	1	0	26	2
0	0	28	0	0	28	0	0	28	0	0	28	0	0	28	0	0	28	0	0	28

a= normal b= PVC c=TV

Tabla 17: Matriz de confusión para meta-clasificador Bagging, n=10.

Salida	CLASIFICADOR META-BAGGING cross validation 10						
	Bayes Net	Naive Bayes	Logistic	MLP	RBFnet	SMO	LBK
Instancias Clasificadas correctamente	105	102	101	104	101	103	104
Instancias clasificadas incorrectamente	0	3	4	1	4	2	1
Porcentaje de clasificación	100%	97.14%	98.19%	99.04%	98.19%	98.09%	99.04%
Estadística Kappa	1	0.9558	0.9405	0.9851	0.941	0.9702	0.9951

Tabla 18: Meta-clasificador AdaBoost con crossvalidation, n=10

Bayesnet			Naïve			Logistic			MLP			RBFnet			SMO			KNN		
a	b	c	a	b	c	a	B	c	a	B	c	a	b	c	a	b	C	a	b	c
49	0	0	47	2	0	48	1	0	49	0	0	46	3	0	49	0	0	49	0	0
0	28	0	0	27	1	1	26	1	0	27	1	0	27	1	0	26	2	0	27	1
0	0	28	0	0	28	0	0	28	0	0	28	0	0	28	0	0	28	0	0	28

a= normal b= PVC c=TV

Tabla 19. Matriz de confusión para meta-clasificador AdaBoost, n=10

En este trabajo se desarrolló un modelo flexible de clasificación de arritmias basado en aprendizaje de máquina, el cual sirve como soporte al análisis y diagnóstico del especialista. El modelo propuesto se basa en el análisis temporal de los registros ECG. Uno de los aportes principales de este trabajo consiste en considerar un número adicional de características, que permiten una mejor caracterización de las señales, y por consiguiente un reconocimiento y distinción de las diferentes arritmias cardiacas.

5. COMPARACION

Aunque las señales biomédicas, es este caso las señales electrocardiográficas, electromiográficas y electroencefalográficas, tienen diferentes ondas características, los mismos métodos para la extracción de características o parámetros pueden ser aplicados, si son optimizados para la tarea específica.

En los capítulos anteriores fueron explicados los parámetros principales de las formas de onda ECG, EMG y EEG, los cuales se desean analizar, además los diferentes métodos para la extracción de éstas características, tales como: Transformada de Fourier, Transformada Wavelet y Redes Neuronales, que al mismo tiempo son las técnicas más avanzadas aplicadas al procesamiento de señal de manera general.

Entre los criterios más importantes que se tuvieron en cuenta antes de desarrollar esta investigación fue tener claro en que la determinación y la extracción exacta de las características de la señal son el factor clave para la clasificación confiable de las señales biomédicas y posteriormente para el diagnóstico de las patologías de los individuos, por lo tanto, para limitar el trabajo se escogieron aquellas técnicas que podían ser aplicadas a las diferentes señales biomédicas, ya

mencionadas anteriormente, cuya única variabilidad existente radica en los algoritmos usados.

La transformada de Fourier es una de las primeras herramientas que se proponen inicialmente para la extracción de características de una señal biomédica. Esta técnica es ampliamente conocida por su funcionalidad, además permite realizar una primera aproximación a la caracterización de señales electroencefalográficas, electromiográficas y electrocardiográficas, foco principal de este estudio.

Sin embargo, esta técnica tradicional empleada en el análisis automatizado de bioseñales asume cierta estacionariedad en las mismas, por lo que presenta una fuerte debilidad en el tratamiento de señales no estacionarias, es decir en el tratamiento de aquellas señales cuyas componentes espectrales varían en el transcurso del tiempo, como es el caso de las señales ya mencionadas. Además, la Transformada de Fourier no provee información del momento preciso en que las diferentes componentes de frecuencia se presentan en la señal, debido a que su resolución en el tiempo es limitada. En otras palabras, cualquier intento de obtener una resolución más fina en dominio temporal lleva consigo una pérdida de información en el dominio de la frecuencia y viceversa.

Los resultados en cuanto a eficiencia y precisión de la aplicación de Transformada de Fourier, encontrados en los artículos que componen la bibliografía utilizada acerca del tema, definen que para el análisis de una señal electromiográfica, en específico, para hallar la intensidad de la potencia espectral, utilizando ésta técnica de extracción se obtiene el 82.8% de la información de la señal. En señales EEG, la FFT como método de estimación del espectro de potencia presenta una eficiencia del 45.4%. Y finalmente para señales ECG, la eficiencia que se obtiene en la detección de los parámetros principales de la onda es de 62.3%.

Para muchas señales, sobretodo en aquellas en que las propiedades no cambian mucho con el tiempo, es decir en señales estacionarias, el análisis de Fourier es muy útil, debido al contenido de frecuencias en la señal. Sin embargo, las señales más interesantes son no estacionarias, pues presentan tendencias, cambios bruscos, y comienzos y terminaciones de eventos, para los cuales el análisis de Fourier no es adecuado. Además, con Fourier al transformar al dominio de frecuencias, la información temporal se pierde. Es decir, es imposible decir cuándo ocurrió un evento particular. Como solución a esto, surge, tal como se estudió en el anterior capítulo, una manera alternativa de analizar señales biomédicas no estacionarias como es la técnica conocida como la Transformada Wavelet.

La TW actúa como un microscopio matemático, con el cual se puede observar diferentes partes de una señal, simplemente ajustando el foco. La característica de multi-resolución de la Transformada Wavelet es de gran utilidad en el análisis de señales cuyo contenido espectral varía con el tiempo, caso de las señales de interés.

El análisis de wavelets está especialmente indicado para señales con pulsos o intermitencias: sucesos que ocurren de manera no periódica. Para estas señales, Fourier es "inestable", esto se puede ver en el caso es que se añada un impulso localizado en el tiempo a una señal, si la señal es analizada por Fourier todo el espectro se verá afectado, mientras que solo algunos de los coeficientes de Wavelets se modificarían. Otras ventajas de la TW frente a su contrapartida la Transformada de Fourier, es su rapidez desde el punto de vista computación y la utilización de menos coeficientes en el ajuste a los datos.

En los artículos encontrados, fuente de información de este trabajo, se puede observar que la Transformada Wavelets es la técnica más empleada para el análisis de señales biomédicas, además que proporciona los mejores resultados en cuanto a precisión en la extracción de características. De estas publicaciones

se logró identificar que al emplear la TW para la detección de los parámetros principales de la señal ECG se obtiene una eficiencia de 96.53% y para hallar la intensidad del espectro de la señal un 65.7% de precisión. En cuanto a las aplicaciones de ésta técnica en la caracterización de señales EMG y EEG el porcentaje de eficiencia es de 83.7% y 93.75% respectivamente.

De las Redes Neuronales se puede decir que como técnica busca la solución de problemas complejos, no como una secuencia de pasos, sino como la evolución de unos sistemas de computación inspirados en el cerebro humano, y dotados por tanto de cierta "inteligencia", los cuales no son sino la combinación de elementos simples de proceso interconectados, que operando de forma paralela en varios estilos, consiguen resolver problemas relacionados con el reconocimiento de patrones, predicción, codificación, control y optimización.

A pesar de que las redes neuronales es actualmente un método alternativo, es complicado extraer la información de ella, debido a que es generalmente concebida como una caja negra, además no existen los criterios prácticos para seleccionar su topología, es decir, se presenta dificultad en la estimación de parámetros como: número de capas, número de neuronas por capas, función de activación, tipo de aprendizaje, entre otras.

Otros inconvenientes que se presentan en las RNA son: Se deben entrenar para cada problema, pues no es flexible al recibir nuevos patrones de entrenamiento, además, es necesario realizar múltiples pruebas para determinar la arquitectura adecuada, su entrenamiento es largo y puede consumir varias horas de computo, y debido a que las redes se entrenan en lugar de programarlas, éstas necesitan muchos datos.

La aplicación de las redes neuronales artificiales en procesamiento de señales biomédicas se ha extendido generalmente a las etapas de reconocimiento o

clasificación de características, con un 92.5% de eficiencia debido a sus importantes características como adaptabilidad, confiabilidad y auto-organización.

El siguiente cuadro resume las características de las técnicas empleadas en la extracción de características de señales biomédicas, la Transformada de Fourier y la Transformada Wavelet. Como se mencionó en el párrafo anterior, La red neuronal generalmente se aplica en otra etapa del procesamiento, por lo tanto no se incluye en el cuadro comparativo.

TRANSFORMADA DE FOURIER	TRANSFORMADA WAVELET
Se utiliza para en el análisis de señales estacionarias.	Se utiliza tanto para el análisis de señales estacionarias como para el de no- estacionarias.
Es inestable en el análisis de señales intermitentes.	Es estable en el análisis de señales intermitentes.
Si se añade un impulso localizado en el tiempo a la señal todo el espectro de frecuencia se verá afectado.	Si se añade un impulso localizado en el tiempo a la señal, solo algunos coeficientes de Wavelets se modifican.
Al transformar la señal al dominio de la frecuencia, la información temporal se pierde.	Se obtiene información en del dominio de la frecuencia y en el tiempo.
Rapidez desde el punto de vista computacional, específicamente la FFT.	Rapidez desde el punto de vista computacional
Eficiencia del 82.8% en la intensidad de la potencia espectral de la señal EMG.	Eficiencia del 83.7% en la caracterización de señales EMG.
Eficiencia del 62.3% en la detección de parámetros principales de la señal ECG.	Eficiencia del 96.53% detección de parámetros de la señal ECG.
Eficiencia del 45.4% en estimación de la potencia espectral de la señal EEG.	Eficiencia de 93.75% en la caracterización de señales EEG.

En síntesis, del cuadro anterior se puede observar que la técnica transformada de Fourier y Transformada Wavelet tienen un excelente funcionamiento y resuelve la necesidad en términos de esfuerzo y rendimiento. Sin embargo, cada una de estas tiene diferente eficiencia dependiendo de la aplicación para cada señal estudiada ECG, EEG, EMG, siendo la transformada Wavelet, la técnica más utilizada en la extracción de características de señales biomédicas.

Por otra parte, se muestra que la utilización de estas dos técnicas se limita en el análisis de determinadas señales. Por ésta razón, muchos investigadores del área de la biomedicina, afirman que un método único para la caracterización de las señales bioeléctricas no es muy exacto, por lo que hoy día se recomienda trabajar a partir de vectores híbridos, que permitan una extracción de parámetros confiable, permitiendo de ésta forma obtener un diagnóstico igualmente seguro.

CONCLUSIONES

Con el desarrollo de ésta monografía se logró profundizar sobre Bioingeniería, uno de los campos en los que se puede desempeñar un ingeniero electrónico. A partir de esta información se reconoció esta área como una disciplina científica y tecnológica que aplica los principios y los métodos de la ingeniería, ciencia y tecnología para la comprensión, definición y solución de problemas biológicos y médicos. La solución de dichos problemas se realiza a partir de los resultados obtenidos a través del análisis de la información de carácter biológico (Señal biomédica).

La extracción de las características de la señal, es el punto de partida para la realización de diagnósticos clínicos y la programación de tratamientos, lo que contribuye al mejoramiento de los servicios de la salud.

Teniendo en cuenta lo anterior, fue necesario estudiar e investigar el funcionamiento de los órganos del cuerpo humano, en este caso el cerebro, el corazón y los músculos, los procesos eléctricos involucrados con cada uno de ellos y las características principales de los exámenes médicos especializados

que describen la actividad eléctrica de estos tres órganos de interés tales como el electrocardiograma, electroencefalograma y electromiograma.

Antes de analizar y procesar las señales eléctricas producidas por el corazón, el cerebro y los músculos, se debe tener claro que cada una de estas señales emitidas tienen unos componentes ya definidos, es decir es necesario reconocer que el electrocardiograma está conformado por tres componentes elementales, que son: una onda P, el complejo QRS, y una onda T; el electromiograma se caracteriza por potenciales debidos a la actividad voluntaria o a la espontánea, como lo son: la actividad de Inserción, potenciales de fibrilación, Fasciculaciones, y Potencial de Unidad Motora (PUM), siendo éste último el más representativo y el electroencefalograma en el que pueden determinarse los ritmos normales que se clasifican en ritmos α , β , δ y θ , además de las ondas características del sueño y de patologías como la epilepsia.

Sabiendo lo anterior, y conociendo las formas de ondas y los valores correspondientes de cada señal, es necesario determinar un método de extracción de características, que servirá de soporte para un proceso posterior encargado de la clasificación de patologías, y como se mencionó anteriormente, será de gran ayuda en el diagnóstico y la recomendación de medicamentos.

Por esta razón se dedicó una parte de este trabajo a la descripción de aquellas técnicas más empleadas para la caracterización de señales biomédicas de interés (ECG, EEG y EMG). De la investigación previa se decidió limitar el estudio a tres técnicas, Transformada de Fourier, Transformada Wavelet y Redes Neuronales, concluyendo que ésta última, a pesar de sus importantes características, en la

literatura encontrada es generalmente utilizada en etapas de clasificación y reconocimiento de características, etapa posterior a la de extracción.

Del trabajo se puede concluir que la Transformada de Fourier es una de las primeras técnicas existentes en el procesamiento de señal, es de utilización sencilla y a medida que se ha estudiado esta técnica, se han desarrollado herramientas para hacer éste un método rápido, sin embargo la TF no es ideal para caracterizar de manera optima las señales ECG, EEG y EMG, debido a que son señales no estacionarias, es decir, esta técnica puede analizar estas señales pero la respuesta tendría un pérdida de información en el dominio de la frecuencia, no obstante habrán casos en el que para el estudio no es transcendental la información en frecuencia, entonces si sería una opción usar TF.

La Transformada Wavelet, por su parte, es la técnica de mayor aplicación no solo porque permite obtener tanto información temporal como frecuencial sino porque además, según los resultados de la comparación realizada, es la que tiene mayor porcentaje de eficiencia, es decir, extrae la mayor parte de la información de las señales analizadas.

En cuanto a las redes neuronales se puede concluir que a pesar de que de todos es un método muy óptimo y con grandes ventajas, en la etapa de extracción de características no es muy aplicable, debido a que se hace necesario entrenar la red para cada señal de estudio, es complejo encontrar una topología adecuada y se deben tener en cuenta muchas variables para que el entrenamiento de la red sea completo y de esta forma se tenga un diagnostico preciso. Las RNA, como se mencionó anteriormente, extiende su aplicación a las etapas de clasificación y reconocimiento de patologías, la extracción características comúnmente es

realizada por los métodos convencionales como transformada de Fourier y Wavelet, tal como mostró en capítulos anteriores.

Finalmente se puede decir que el uso de una buena técnica para la extracción de características de señales biomédicas, facilita la comprensión de condiciones fisiológicas y patológicas, contribuyendo en los métodos de diagnóstico mejorados, por lo tanto muchos autores y teniendo en cuenta la investigación realizada, se puede concluir que a partir de un solo método no se puede obtener completamente un análisis efectivo de la señal estudiada, por lo que se recomienda crear vectores híbridos que resalte las ventajas de los métodos de los cuales se compone.

BIBLIOGRAFIA

- * GEMB/IEEE Newsletter, Febrero 1977, No.61, Págs. 7-10
- * MAOJO, V., Martín-Sanchez, F., Crespo, J., Billhard, A. Theory, Abstraction and Design in Medical Informatics. Methods of Information in Medicine 2002, Págs: 44-50.
- * Bronzino, J.D. The biomedical Engineering Handbook. Volumen I. Segundo Edición. CRC PRESS and IEEE PRESS. Boca Ratón, Florida. 2000. Sección 14. Pág. 1-15
- * Puente, L y Valdazob, M. Evaluación de la función muscular periférica. Servicios de Neumología y Rehabilitación. Hospital General Universitario Gregorio Marañón. Madrid. 2005. Pág. 317-324
- * Mompit, J.P. Introducción a la Bioingeniería. Edit. Marcombo, S.A. Barcelona. 1990. Pág. 110
- * Semmlow J.L. Biosignal and Biomedical Image Processing. Marcel Dekker, Inc. USA. 2004. Pág. 61-83
- * Mompit, J.P. Introducción a la bioingeniería. Edit. Marcombo, S.A. Barcelona. 1990. Pág. 225-228
- * Betancourt. G, Giraldo. E y Franco. J.F. Reconocimiento de patrones de movimiento a partir de señales electromiográficas. Grupo de Investigación en Instrumentación y control. Universidad Tecnológica de Pereira. Diciembre 2004

- * GUTIERREZ, J. Análisis de Señales en el Neuromonitoreo. Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica. Vol. XXII, Núm. 2. Abril-septiembre 2001. pág 67 – 77
- * NARVAEZ, R; Jaramillo, Andrés. Diferenciación entre electrocardiogramas normales y arrítmicos usando análisis en Frecuencia. Revista Ciencia y Salud. Bogotá. 2004. Pág. 139-155.
- * LERMA, Claudia; Vázquez, Oscar y José, M. Sistema de análisis de la variabilidad de la Frecuencia Cardíaca. Grupo de Biología Teórica, Instituto de Investigaciones Biomédicas UNAM. México. 2005
- * Serrano. E.P. Introducción a la transformada wavelet y sus aplicaciones al procesamiento de señales de emisión acústica. Escuela de Ciencia y Tecnología - Universidad Nacional de General San Martín
- * Lopez, J. Wavelets: Concepto y aplicaciones para el análisis de señales. Departamento de física atómica, Molecular y Nuclear. Universidad Complutense de Madrid. Octubre 2004
- * Pérez, R. Wavelets (Ondeletas). Centro de Geociencias, UNAM. 2005
- * Bronzino, J. The biomedical Engineering HandBook. Volúmen I. CRC PRESS and IEEE PRESS. Segunda Edición. Boca Raton, Florida. 2000. Sección 56. Págs. 1-17
- * Páez. N, Salgar. J, Duarte. C y Rueda. O.L. Detección de Singularidades y Puntos Característicos de la señal Electrocardiográfica Neonatal por medio de la Transformada Wavelet. UIS. XI SIMPOSIO DE TRATAMIENTO DE SEÑALES, IMÁGENES Y VISIÓN ARTIFICIAL. STSIVA 2006.
- * Orozco. A, Guijarro. E y Giraldo. Identificación de zonas cerebrales utilizando transformada wavelet no lineal. Universidad Tecnológica de Pereira, Universidad Politécnica de Valencia. XI SIMPOSIO DE TRATAMIENTO DE SEÑALES, IMÁGENES Y VISIÓN ARTIFICIAL. STSIVA 2006.
- * BETANCOUR, g; Giraldo, E; Franco, J. Scientia et Técnica Año X, No. 26, Diciembre 2004. Grupo de Investigación en Instrumentación y Control, UTP.
- * Freeman, J.A.; Skapura, DM. Redes Neuronales. Algoritmos, aplicaciones y técnicas de propagación. México: Addison-Wesley. 1993; Pág. 306.
- * Acosta. M.I, Salazar. H, Zuluaga. Camilo A. Tutorial de Redes Neuronales. Universidad Tecnológica de Pereira. Facultad de Ingeniería Eléctrica. 2000

- * Soria. E y Blanco. A. Redes Neuronales Artificiales. Autores científico-técnicos y académicos (ACTA). 2005. Págs. 25-33
 - * Barbosa. L, Kleisinger. G.H, Valdez. A.D y Monzón. J.E. Utilización del Modelo de Kohonen y del Perceptron Multicapa para detectar arritmias Cardiacas. Memorias II Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica, Habana 2001. Pág. 1-4
 - * Bonzino. J.D. The Biomedical Engineering handbook. Volumen I. CRC PRESS and IEEE PRESS. Segunda Edición. Boca Ratón, Florida. 2000. Sección 58. Págs. 1-13
 - * RAMIREZ, Leonardo; Niño, L. Modelo de Clasificación de Arritmias mediante técnicas de aprendizaje de máquina. Universidad Nacional de Bogotá. Colombia. 2006.
-
- Bioingeniería on the Net: www.bioingenieros.com
 - MedlinePlus Enciclopedia Médica: Electrocardiograma (ECG) : www.nlm.nih.gov/medlineplus/spanish/ency/article/003868.htm
 - El electrocardiograma: Actividad eléctrica del corazón: www.mailxmail.com/curso/vida/electrocardiograma
 - Electrocardiograma: www.uam.es/personal_pdi/ciencias/jbenito/practicas/electrocardiograma.doc
 - Electrocardiograma: www.uam.es/personal_pdi/ciencias/jbenito/practicas/electrocardiograma.doc
 - Electrocardiograma: http://es.wikipedia.org/wiki/Electrocardiograma#Onda_P
 - Univ. of Maryland School of Medicine Emergency Medicine Interest Group: <http://davidge2.umaryland.edu/~emig/ekgtu03.html>
 - Informe_EMG.pdf: http://telemedicina8.tripod.com/archivos/informe_EMG.pdf
 - Método de Diagnostico: La Historia Medica y la exploración física: www.cuidelaespalda.com/Metodos%20Diagnos/METODIAG_ELECTROMIO.html
 - Electroencefalograma: <http://orbita.starmedia.com/%7Ejsalamea/I/Pra14.htm>

- Medlineplus Enciclopedia médica: Electroencefalograma.
<http://www.nlm.nih.gov/medlineplus/spanish/ency/article/003931.htm>
- La Electromiografía de Superficie:
www.peritajemedicofovence.com/JOUVENCEL31.htm