"RECONOCIMIENTO DE PATRONES CARDIACOS UTILIZANDO REDES NEURONALES."

TRABAJO DE GRADUACIÓN
PREPARADO PARA LA FACULTAD DE INGENIERIA.

PARA OPTAR AL GRADO DE:

UNIVERSIDAD DON BOSCO
Biblioteca Central

INGENIERÍA BIOMÉDICA
INGENIERÍA ELECTRÓNICA

POR:

EDUARDO RIVERA.
FRANCISCO ANTONIO RODRÍGUEZ CAMPOS.
JONATHAN RODRÍGUEZ SEOANE.

Marzo – 2000

SOYAPANGO – EL SALVADOR – CENTROAMÉRICA

UNIVERSIDAD DON BOSCO

RECTOR

ING. FEDERICO MIGUEL HUGUET RIVERA

SECRETARIO GENERAL

PBRO. PEDRO JOSE GARCIA CASTRO S. D. B.

DECANO DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA

ING. CARLOS GUILLERMO BRAN

ASESOR DEL TRABAJO DE GRADUACION

ING. HECTOR RUBEN CARIAS

JURADO EVALUADOR

ING. OSCAR DURAN VIZCARRA

ING. GODOFREDO GIRON

UNIVERSIDAD DON BOSCO

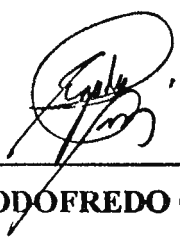
FACULTAD DE INGENIERIA

DEPARTAMENTO DE INGENIERIA ELECTRONICA

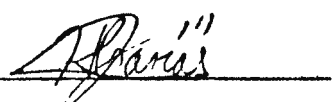
DEPARTAMENTO DE INGENIERIA BIOMEDICA

JURADO EVALUADOR DEL TRABAJO DE GRADUACION

ING. OSCAR DURAN VIZCARRA
JURADO



ING. GODOFREDO GIRON
JURADO



ING. HECTOR RUBEN CARIAS
ASESOR

DEDICATORIA

Agradezco ante todo a Dios por haberme dado fuerzas para terminar, a María Luisa Aguilera Vda. de Rivera, por todos los años que me apoyó. A Ana Claudia Rivera, María Cristina Seoane de Rodríguez y Francisca Campos de Rodríguez, por aguantarnos tantos desvelos y por todas sus atenciones. También de una manera muy especial a todos mis Tíos que siempre estuvieron a mi lado.

Eduardo Rivera.

AGRADECIMIENTOS.

A Dios Todopoderoso.

Por haberme iluminado con su sabiduría, para lograr concretar esta meta.

A mis padres Antonio(De grata recordación) y Francis.

Por el apoyo, amor y confianza. que me han brindado a lo largo de toda mi carrera

A mis hermanos Jacqueline y Nelson.

Por haber compartido mis momentos de trabajo, así como los de alegría, gracias por su ayuda y cariño.

A mi abuelita Clarita.

Por su cariño en todo momento, así como por educarme con buenos valores que me han servido a lo largo de toda mi vida

A mis compañeros de tesis Eduardo y Jonathan.

Por todos los momentos de satisfacción que compartimos así como por lograr entendernos y comprendernos para alcanzar nuestra meta.

A las familias Rivera y Rodríguez Seoane.

Por soportar todas las incomodidades que pudimos causarles en nuestras interminables jornadas de trabajo.

Francisco Antonio Rodríguez Campos.

DEDICATORIA

A Dios todopoderoso

Por darme sabiduría e inteligencia para concluir mis estudios de Ingeniería.

A mis padres

Ing. Jonathan Rodríguez Chicas
Lic. Maria Cristina Seoane de Rodríguez

Por su apoyo, confianza, atención, amor y consuelo que siempre me brindaran.

A mis hermanos

Kattia Cristina Rodríguez Seoane
Christopher Rodríguez Seoane

Con fraternal cariño por su apoyo.

A mis abuelitas con amor

Noemí Tobar Padilla
Marta Lilian Chicas

A las familias de mis compañeros

Familia Rivera
Familia Rodríguez

Por su apoyo, confianza y paciencia durante el desarrollo de todo el trabajo de graduación.

Jonathan Rodríguez Seoane

Queremos agradecer de manera muy especial a las siguientes personas ya que gracias a su colaboración y confianza en nuestro trabajo pudimos completar nuestro proyecto.

Dra. de Quintanilla.
Carmen Elena Quintanilla.
Doris Fuentes.
Ing. Carlos Guillermo Bran.
Tec. Gerber Omar Pineda.

INDICE

Introducción 9

Capitulo 1. Redes neuronales 10

1.1. Contexto historico 10
1.2. Marco teorico 12
1.2.1. Conceptos 12
1.2.2. El sistema nervioso 13
1.2.2.1. Partes de una neurona. 13
1.2.2.2. Neurona en reposo. 14
1.2.2.3. Mecanismo de accion nerviosa. 16
1.2.2.4. Circuitos neuronales. 17
1.2.3. Ventajas de las redes neuronales. 19
1.2.4. Elementos de una neurona artificial. 20
1.2.5. Unidades de proceso: la neurona artificial. 21
1.2.5.1. Estado de activación. 22
1.2.5.2. Funcion de salida o de transferencia. 23
1.2.6 tipos de aprendizaje de una red. 26
1.2.7 regla de aprendizaje de hebb. 27
1.2.8. Ajuste de pesos. 27
1.2.9. Aplicaciones de las redes neuronales. 28
1.2.10. Tipos de redes neuronales más importantes. 30
1.2.11 topologia 34
1.3. Selección de la red a utilizar 37

Capitulo 2. La señal electrocardiografica. 38

2.1. Localizacion del corazon. 38
2.1.1. La pared cardiaca 39

2.2. Potenciales celulares. 40
2.3. Origen de los biopotenciales 41
2.3.1. Excitacion y potencial de umbral. 44
2.3.2. Refracteriedad del musculo cardiaco. 45
2.4. Electrocardiografía. 46
2.4.1. Derivaciones estándar bipolares. 47
2.4.2. Otras derivaciones 51
2.4.2.1. Derivaciones torácicas bipolares 51
2.4.2.2. Derivaciones estandar unipolares. 52
2.4.2.3. Derivaciones torácicas unipolares 53
2.4.2.4. Derivaciones aumentadas de las
Extremidades. 54

2.4.2.5. Relaciones entre las derivaciones
Unipolares de las extremidades y las
Derivaciones bipolares estándar. 54

Capitulo 3. Teoría de la resonancia adaptativa art 56

3.1. Art1 58
3.2. Art2 63
3.3. Desarrollo del procedimiento art2 68

Capitulo 4. Preprocesado 78

4.1. Caracteristicas de la señal de ecg. 78
4.2. Parametros de preprocesado. 79
4.3. Preprocesado de la señal de ecg.. 82
4.4 señales a ser clasificadas. 83

4.5 Adquisición de señales 93

Capitulo 5. Clasificacion de señales 94

5.1. Partes del sistema. 95
5.1.1. Electrodos. 95
5.1.1. 1. Características eléctricas. 97
5.1.1.2. Cables 97
5.1.2. Amplificador de instrumentacion. 98
5.1.2.1. Etapa de protección de alto voltaje 100
5.1.2.2. Etapa de aislamiento. 101
5.1.3. Modulo das. 101
5.1.4. Preprocesado. 102
5.1.5. Red neuronal 103

Capitulo 6. Aplicación. 106

6.1. Guia de usuario. 106
6.1.1. Instalación. 106
6.1.2. Uso de menús. 107
6.2.1. Archivo. 107
6.2.1.1. Abrir (archivo). 107
6.2.1.2. Guardar como (archivo). 108
6.2.1.3. Imprimir (archivo). 109
6.2.1.4. Personalizar (archivo). 109
6.2.1.5. Salir (archivo). 110
6.2.2. Expedientes. 111
6.2.2.1. Pacientes (expedientes). 111
6.2.2.1.1. Datos (expedientes). 111
6.2.2.1.1.1. Agregar (datos-expedientes) 112
6.2.2.1.1.2. Buscar (datos-expedientes) 112

6.2.2.1.1.3. Eliminar (datos-expedientes)..... 113
6.2.2.1.1.4. Editar (datos-expedientes)..... 113
6.2.2.1.1.5. Imprimir (datos-expedientes)..... 114
6.2.2.1.1.6. Ver señal asociada..... 115
6.2.2.1.2. Salir (datos-expedientes)..... 115
6.2.2.2. Asociar (expedientes)..... 115
6.2.3. Reconocimiento..... 116
6.2.3.1. Clasificación (reconocimiento)..... 116
6.2.3.2. Adquisición (reconocimiento)..... 117
6.2.3.3. Filtrar (reconocimiento)..... 117
6.2.3.3.1. Pasabanda (filtrar-reconocimiento)..... 118
6.2.3.3.2. 60 hz (filtrar-reconocimiento)..... 118
6.2.3.3.3. Deshacer y deshacer todo (filtrar -reconocimiento)..... 118
6.3. Ayuda..... 119
6.3.1. Contenido (ayuda)..... 119
6.3.2. Acerca de (ayuda)..... 120

7. Conclusiones..... 121

8. Recomendaciones..... 123

9. Bibliografia..... 124

10. Glosario..... 126

Anexos

A.filtros digitales..... 131
A.1 filtro digital pasa alto (1hz)..... 131
A.2 filtro digital pasa banda (2hz a 22hz)..... 134
A.3 filtro digital rechaza banda (60hz)..... 137

B.Programa fuente.....140
B.1 Red Neuronal.....140
B.2 Adquisición.....146
B.3 Filtro pasabanda.....148

Indice de figuras

Figura 1.1. Estructura de una neurona. 14
Figura 1.2. Secuencia de despolarización de la neurona. 15
Figura 1.3. Tipos de circuitos neuronales 19
Figura 1.4. Esquema de una neurona artificial. 21
Figura 1.5. Función escalón 24
Figura 1.6. Funciones lineal y mixta. 25
Figura 1.7. Función sigmoidal. 25
Figura 1.8. Función gaussiana 26
Figura 1.9. Realimentando las variables de la capa de salida. 33
Figura 1.10. Realimentando las variables de la capa oculta. 33
Figura 2.1. Localización del corazón en el cuerpo. 38
Figura 2.2. Pared cardíaca. 40
Figura 2.3. La onda de ecg, como la suma de los potenciales De acción. 43
Figura 2.4. Estructuras de conducción del impulso eléctrico en El corazón 44
Figura 2.5. Señal de ecg. 45
Figura 2.6. Medida bipolar y posición de los electrodos para la Adquisición del ecg. 48
Figura 2.7. Diferencias de potencial entre las extremidades. 48
Figura 2.8. Conexión para cada una de las derivaciones estándar. 50
Figura 2.9. Señales producidas por las derivaciones i, ii y iii. 51
Figura 2.10. Conexiones para derivaciones estándar unipolares. 52
Figura 2.11. Conexiones para derivaciones torácicas unipolares. 53
Figura 2.12. Conexiones para derivaciones aumentadas de las Extremidades. 54
Figura 3.1. Estructura de una red art 57

Figura 3.2. Diagrama de una topología art1 58
Figura 3.3. Diagrama del proceso de una red art1 59
Figura 3.4. Diagrama de la topología de una red art2 63
Figura 3.5. Diagrama del proceso de una red art2 64
Figura 4.1. Anchos de banda para la señal ecg. 78
Figura 4.2. Parámetros a considerar de la señal ecg. 79
Figura 4.3. Fibrilación auricular. 84
Figura 4.4. Bloqueo atrioventricular de segundo grado mobitz I. 85
Figura 4.5. Bloqueo atrioventricular de segundo grado mobitz II. 85
Figura 4.6. Bloqueo atrioventricular de tercer grado 86
Figura 4.7. Taquicardia ventricular. 87
Figura 4.8. Aleteo auricular 87
Figura 4.9. Fibrilación ventricular. 88
Figura 4.10. Taquicardia auricular. 89
Figura 4.11. Bloqueo AV de primer grado 89
Figura 4.12. Idioventricular 90
Figura 4.13. Asístole ventricular. 90
Figura 4.14. Elevación del segmento s-t. 91
Figura 4.15. Depresión del segmento s-t 91
Figura 4.16. CAP 92
Figura 4.17. CVP. 93
Figura 5.1. Diagrama de bloques del sistema. 94
Figura 5.2. Electrodos de ag-agcl 96
Figura 5.3. Modelo del transductor. 97
Figura 5.4. Amplificador diferencial double-ended. 99
Figura 5.5. Etapa de protección. 100
Figura 5.6. Circuito de aislamiento. 101
Figura 5.7. Grafica de la distribución de las señales introducidas al sistema 104
Figura 6.1. Ventana de instalación 107
Figura 6.2. Menú archivo. 108
Figura 6.3. Cuadro de dialogo de abrir. 108

Figura 6.4. Cuadro de dialogo guardar como. 109
Figura 6.5. Opción imprimir, menú archivo. 109
Figura 6.6. Personalizar. 110
Figura 6.7. Cuadro de dialogo de personalizar, encabezado 110
Figura 6.8. Opción salir del sistema. 111
Figura 6.9. Menú expediente. 111
Figura 6.10. Formulario de datos de paciente. 112
Figura 6.11. Menú datos dentro del formulario paciente. 112
Figura 6.12. Búsqueda de datos en el archivo de pacientes. 113
Figura 6.13. Borrar un registro de el archivo de pacientes. 113
Figura 6.14. Editando los datos de un registro de paciente. 114
Figura 6.15. Formulario de impresión de los registros de paciente 114
Figura 6.16. Asociar señal a un registro de paciente. 115
Figura 6.17. Confirmación de la acción de asociar. 116
Figura 6.18. Menú reconocimiento. 116
Figura 6.19. Clasificación de un patron electrocardigráfico. 117
Figura 6.20. Proceso de filtrado de la señal. 118
Figura 6.21. Menú de ayuda. 119
Figura 6.22. Contenido de la ayuda. 119
Figura 6.23. Pantalla acerca de. 120

INTRODUCCION

En el presente trabajo se hace referencia al origen del estudio de las redes neuronales, así como también a la teoría básica, tanto artificial como natural, como una manera de introducir al lector en el planteamiento y funcionamiento en general. También son mencionadas las razones por las que se escogió la red ART.

En el capítulo 2 se hace necesario mencionar conceptos de electrocardiografía, los cuales incluyen el origen de la señal ECG, ubicación del corazón, derivaciones para la toma de ECG en el cuerpo, etc.

Una vez establecidos los parámetros teóricos, se procederá con la explicación de la red neuronal a utilizar. En esta parte se hace énfasis en el procedimiento para procesar las señales de entrada, para clasificar y activar una salida a la vez, aquí se incluye los algoritmos correspondientes y un diagrama auxiliar.

Como etapa siguiente, se incluye lo que es el preprocesado de la señal, que no es más que obtener características de la señal de entrada; las cuales se explican en él capitulo 4, que se convierten en el número de entradas de la red neuronal. También se agregan figuras de las señales que se identificarán con el fin de observar visualmente las diferencias entre ellas.

Cuando se han explicado las entradas de la red, se procede a mostrar el diagrama de bloques del sistema, incluyendo una explicación del funcionamiento general y las partes que lo forman (capitulo 5).

El documento finaliza con una guía de usuario del sistema, mostrando los beneficios de este. Además se agregan las conclusiones referentes al trabajo realizado, así como observaciones para mejorar el proyecto.

CAPITULO 1. REDES NEURONALES.

1.1. CONTEXTO HISTORICO

Partiendo de que las redes neuronales se fundamentan en el sistema nervioso humano deberíamos remontarnos a los tiempos de Galeno en los que ya se tenía un conocimiento considerable de éste. Sin embargo, los verdaderos avances en neurología se produjeron a partir de la segunda mitad del siglo XIX. Investigadores ilustres de esta época son Ramón y Cajal, Jackson, y Golgi entre otros.

Fue en 1943 cuando Warren McCulloch y Walter Pitts propusieron el clásico modelo de neurona en el que se basan las redes neuronales actuales. Seis años después, en 1949, en su libro *The Organization of Behavior (La organización del comportamiento)*, Donald Hebb presentaba su regla de aprendizaje.

En 1957, Frank Rosenblatt presentó el **perceptrón**, una red neuronal con aprendizaje supervisado cuya regla de aprendizaje era una modificación de la propuesta por Hebb. El perceptrón trabaja con patrones de entrada binarios, y su funcionamiento, por tratarse de una red supervisada, se realiza en dos fases: una primera en la que se presentan las entradas y las salidas deseadas; en esta fase la red aprende la salida que debe dar para cada entrada. La principal aportación del perceptrón es que la adaptación de los pesos (ver glosario) se realiza teniendo en cuenta el error entre la salida que da la red y la salida que se desea. En la fase siguiente, de operación, la red puede responder adecuadamente cuando se le vuelven a presentar los patrones de entrada. Se crearon grandes expectativas sobre sus aplicaciones, que posteriormente se tornaron en gran decepción cuando en 1969 Minsky y Papert demostraron las grandes limitaciones de esta red.

En los años 60 se propusieron otros dos modelos, también supervisados, basados en el perceptrón de Rosenblatt denominados **Adaline** y **Madaline**. En estos, la adaptación de los pesos se realiza teniendo en cuenta el error, calculado como la diferencia entre la salida deseada y la dada por la red, al igual que en el perceptrón. Sin embargo, la regla de

aprendizaje empleada es distinta. Se define una función error para cada neurona que da cuenta del error cometido para cada valor posible de los pesos cuando se presenta una entrada a la neurona. Así, la regla de aprendizaje hace que la variación de los pesos[1] se produzca en la dirección y sentido contrario del vector gradiente del error. A esta regla de aprendizaje se la denomina Delta.

La era moderna de las redes neuronales artificiales surge con la técnica de aprendizaje de propagación hacia atrás o *BackPropagation*. La estructura de las redes citadas anteriormente (perceptrón, Adaline y Madaline) consta de dos capas: una capa primera formada por unidades que dejan pasar la entrada y que no tienen aprendizaje, y una segunda capa formada por una o varias neuronas en el caso del Madaline. La contribución de Minsky y Papert fue la de demostrar que una red del tipo perceptrón no es capaz de aprender todas las posibles combinaciones entre entradas y salidas. La solución del problema consiste en añadir capas intermedias de neuronas, introduciendo de esta forma el problema de cómo enseñar a estas capas intermedias. Aquí es donde tiene importancia el algoritmo de propagación hacia atrás. En éste se compara la salida real con la salida deseada. La diferencia entre ambas constituye un error que se propaga hacia atrás desde la capa de salida hasta la de entrada permitiendo así la adaptación de los pesos de las neuronas intermedias mediante una regla de aprendizaje Delta. Sin embargo, también tiene sus limitaciones.

Posteriormente se han desarrollado otros modelos que permiten un aprendizaje no supervisado como el mapa auto-organizativo de Kohonen, los basados en la Teoría de Resonancia Adaptativa (ART) de Grossberg y Carpenter, o los modelos de control motor de Bullock, Gaudiano y Grossberg, entre otros.

[1] Ver definición en glosario.

1.2. MARCO TEORICO

1.2.1. CONCEPTOS

Una neurona artificial se define como un elemento computacional de procesamiento, como unidades similares a las del cerebro humano, denominadas también celdas y al igual que las neuronas humanas tienen la capacidad de procesar información y aprender de ella.

Existen diferentes formas de definir lo que son las redes neuronales, desde las definiciones cortas y genéricas hasta las que intentan explicar más detalladamente lo que significa red neuronal o computación neuronal[2]. Por ejemplo:

Una forma de computación, inspirada en modelos biológicos.

Un modelo matemático compuesto por un gran número de elementos procésales, organizados en niveles.

Un sistema de computación que consiste en un gran número de elementos simples, elementos de proceso muy interconectados, los cuales procesan información por medio de su estado dinámico como respuesta a entradas externas.

Son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples (usualmente adaptativos) y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico.

Es un arreglo de neuronas las cuales están unidas de acuerdo a un patrón de conectividad. [3]

---

[2]Según Hilera González y Martínez Hernando.

[3] Tomado de la tesis "Aplicación de redes neuronales al pronostico de potencia eléctrica", UCA.

En sus inicios no incluían modelos de operación matemática, posteriormente se demostró que pueden principalmente computar funciones lógicas y aritméticas.

En general el cerebro humano y principalmente, las neuronas que componen a éste, han sido la inspiración para la aparición y el desarrollo de las neuronas artificiales y por tanto se hace necesario dar una explicación sobre su funcionamiento.

1.2.2. EL SISTEMA NERVIOSO.

Este sistema contiene alrededor de 100 billones de células nerviosas. Estas células nerviosas llamadas neuronas, están especializadas para transmitir impulsos a distancias cortas hasta distancias relativamente largas, de una parte del sistema nervioso a otra.
Estas poseen dos propiedades importantes [Carola 1990]:

Excitabilidad: Habilidad de responder a un estímulo.
Conductibilidad: Habilidad de transconducir un estímulo eléctrico.

1.2.2.1. PARTES DE UNA NEURONA.

Las neuronas están entre los tipos de células mas especializadas, poseen tres partes principales:

- Axón
- Dendritas
- Cuerpo

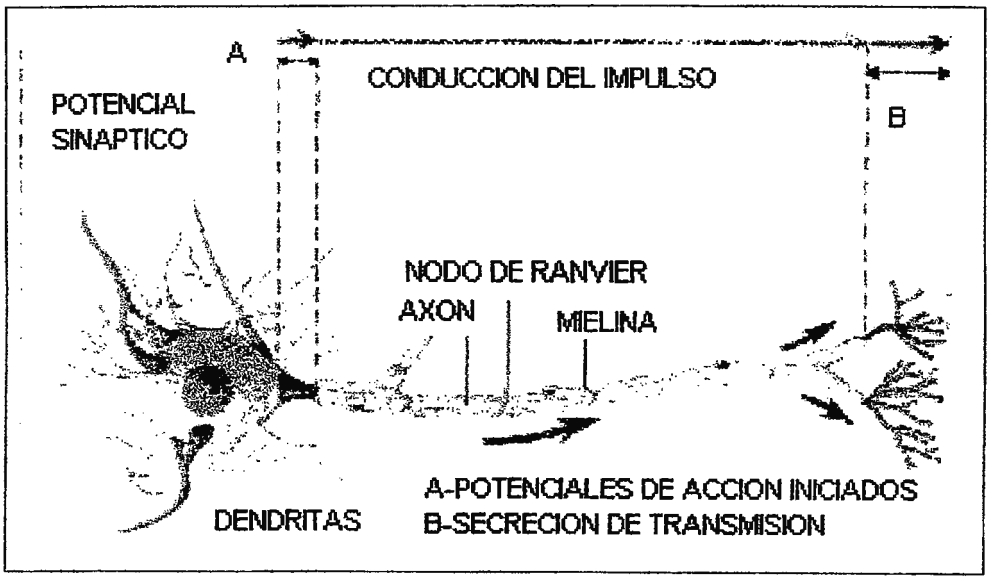


Figura 1.1. Estructura de una neurona.

Para nuestros objetivos nos centraremos en la actividad bioeléctrica de la célula, así como en la forma de comunicación entre ellas.

Estas reaccionan a diferentes estímulos generados por señales eléctricas, lo cual es expresado como cambios en el nivel de potencial, que son conducidos a lo largo de las membranas de plasma de las dendritas, cuerpo celular y los axones de cada neurona. La diferencia de potencial a través de la membrana semipermeable de la neurona, resulta de la diferencia de concentraciones de ciertos iones a los lados de la membrana.

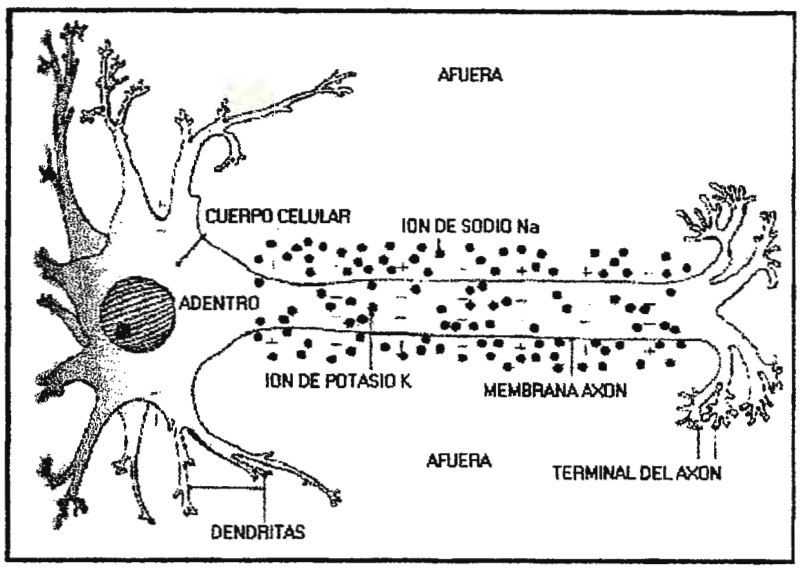
Podemos reconocer dos estados básicos de trabajo de la neurona, los cuales se explican a continuación.

1.2.2.2. NEURONA EN REPOSO.

Una neurona en reposo, es una que no está conduciendo un impulso nervioso, pero está eléctricamente cargada (la podemos comparar con una batería que se encuentra cargada pero que no conduce un impulso hasta que es conectada).

La membrana plasmática de una neurona en este estado se dice está ***polarizada***, es decir que el fluido dentro de la membrana plasmática es más negativo respecto al fluido del exterior cargado positivamente.

El potencial de reposo normalmente es del orden de los -70mV, para que este potencial se alcance la disposición de las cargas dentro y fuera de la membrana plasmática es controlada por la intervención de la bomba sodio potasio que es la encargada de realizar un flujo de los iones sodio (Na^+), potasio (K^+) y cloro (Cl^-). Como se muestra en la figura 1.2.



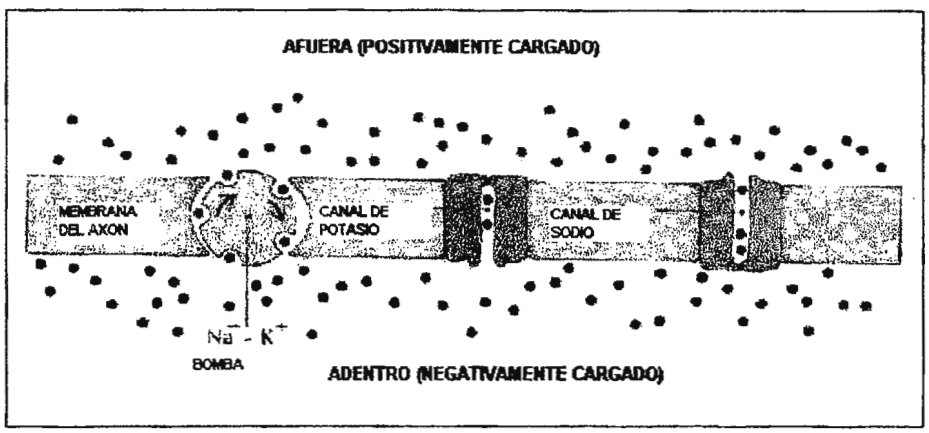


Figura 1.2. Secuencia de Despolarización de la neurona.

1.2.2.3. MECANISMO DE ACCION NERVIOSA.

El cambio del potencial eléctrico a través de la membrana plasmática, es el factor clave para la creación y subsecuente conducción de un impulso nervioso. A continuación se describe el proceso de conducción [Carola 1990].

I. Un estímulo lo suficientemente fuerte para iniciar un impulso en una célula nerviosa es llamado estímulo de umbral, cuando éste es aplicado a la membrana plasmática con potencial de reposo del axón de una neurona, se incrementa la permeabilidad de la membrana a los iones sodio, por lo que en aproximadamente la mitad de un milisegundo, el potencial de reposo se cambia hasta aproximadamente 30mV.

II. Las partes despolarizadas en la membrana plasmática producen un flujo de corriente que estimula la zona polarizada adyacente. Como resultado éste se despolariza, los iones se apresuran a través de los canales Na^+, y la carga se revierte como se ha hecho en el punto de inicio del estímulo.

III. El proceso anterior se repite para otras zonas hasta que el impulso llega al Axón. Las zonas contrarias a la dirección del impulso vuelven a ser polarizadas.
Los impulsos se repiten a lo largo del Axón, para impulsos consecuentes entre éstos existe una pausa de medio o un milisegundo para que el siguiente estímulo genere un potencial de acción, este tiempo entre estímulos se conoce como periodo refractario, las fibras nerviosas son capaces de transmitir cerca de 300 impulsos por segundo.

Básicamente las neuronas transmiten impulsos bioeléctricos, despolarizando y repolarizando sus diferentes estructuras.

Luego de que el impulso eléctrico ha alcanzado el Axón, éste alcanza las ramas de unión de los axones, éste se conecta con una dendrita, cuerpo celular o el Axón de la siguiente neurona, esta última unión se conoce con el nombre de sinapsis.

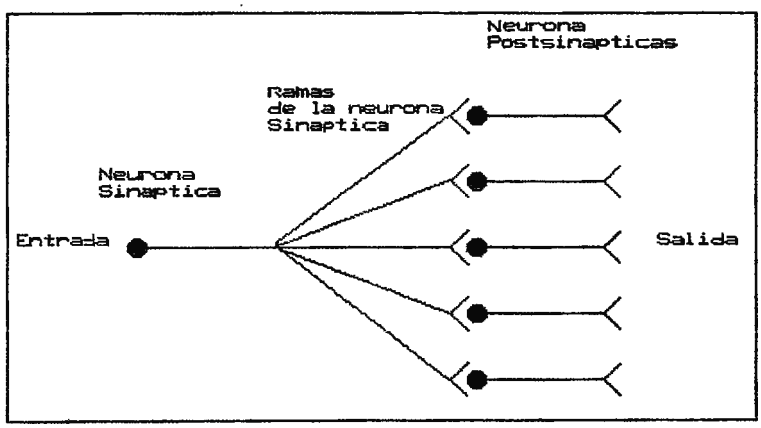
1.2.2.4. CIRCUITOS NEURONALES.

El sistema nervioso es una red complejamente estructurada, de neuronas con conexiones sinápticas arregladas, llamadas circuitos neuronales o cadenas neuronales, los circuitos están formados por neuronas de entrada, intrínsecas y de cambio.

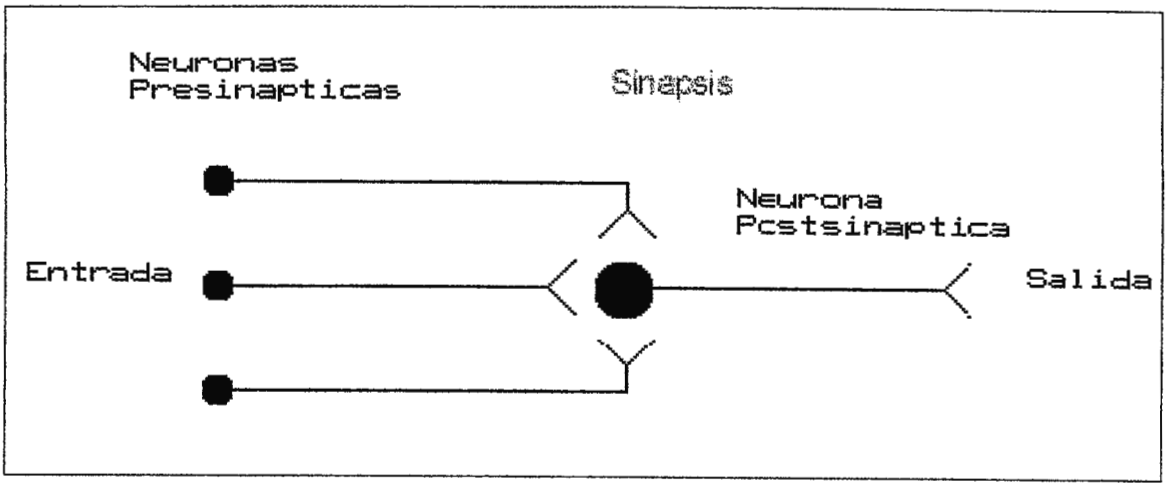
1. De entrada cuando ésta lleva el impulso de un grupo de neuronas a otra.
2. Intrínseca, cuando está localizada dentro de un grupo de neuronas y se dice es una neurona interna.
3. De cambio, son neuronas que se proyectan a otras, cuando le llega información la distribuyen hacia otras neuronas.

Existen muchas configuraciones circuitales de neuronas las que se presentan a continuación son las más usuales.

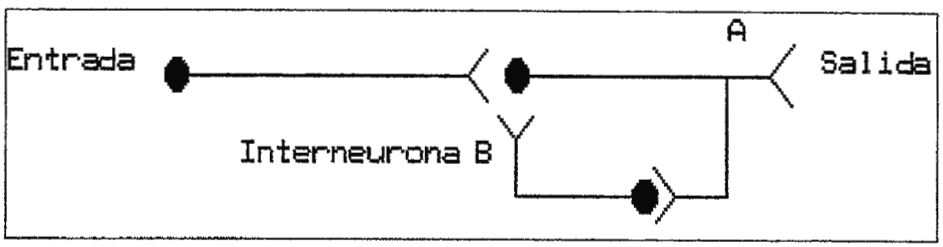
A. Divergencia.



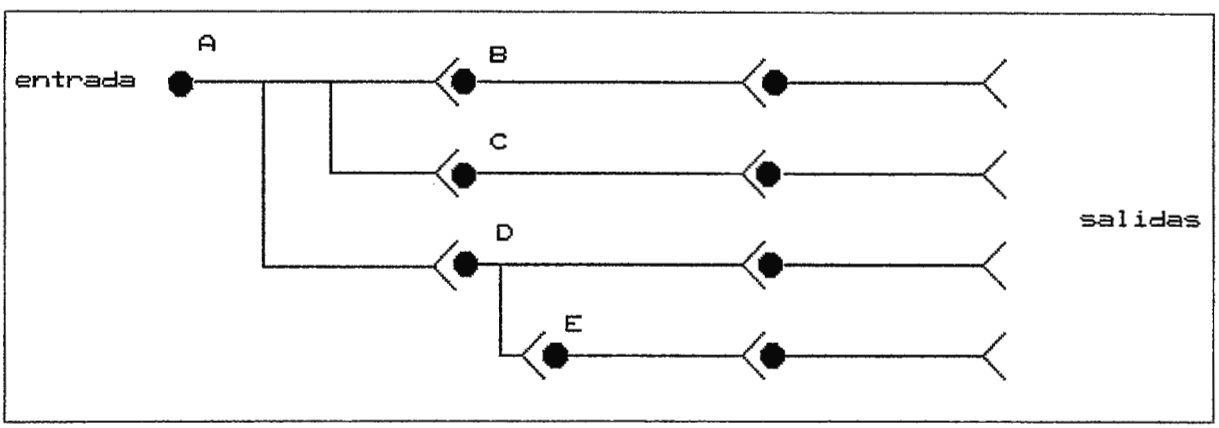
B. Convergencia.



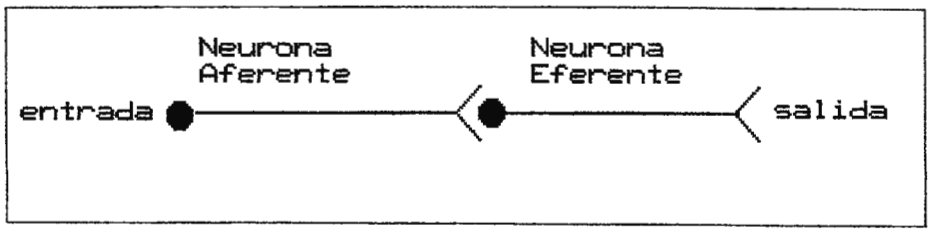
C. Circuito Retroalimentado.



D. Circuitos Paralelos.



E. Circuito de dos neuronas.



F. Circuito de tres neuronas.

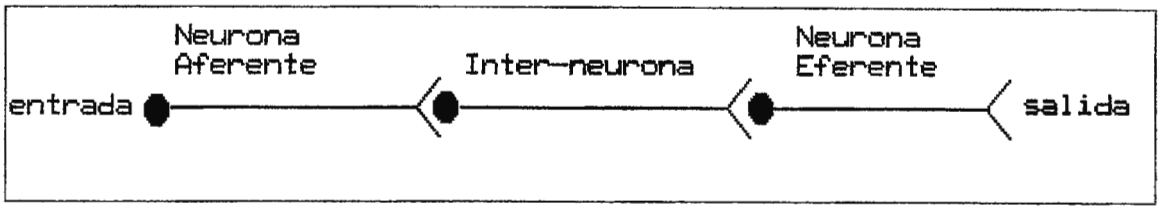


Figura 1.3. Tipos de circuitos Neuronales.

1.2.3. VENTAJAS DE LAS REDES NEURONALES.

Gracias a la forma de disposición de la estructura de las redes neuronales, estos mapas o grupos de neuronas artificiales, poseen semejanzas muy grandes concernientes al comportamiento con las neuronas biológicas. Por ejemplo, aprenden de la experiencia, de generalizaciones de casos anteriores, depuran características esenciales a partir de variables de entrada que representan información irrelevante. Esto hace que ofrezcan numerosas ventajas y que este tipo de tecnología se esté aplicando en múltiples áreas. Estas ventajas incluyen [Hilera 1995]:

- ***Aprendizaje adaptativo***: Capacidad de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o una experiencia inicial, es decir, tomando valores aleatorios iniciales se tiene la capacidad de encontrar los valores adecuados para que la red se comporte en base al criterio preestablecido.

- ***Autoorganización :*** Inicialmente a la red neuronal se le define una jerarquía u organización de cada neurona, dicha organización es modificada basándose en el proceso de aprendizaje, ya que la prioridad de una neurona específica puede variar en dicho proceso. No necesariamente las variaciones en la jerarquía solo se darán en el proceso de aprendizaje, también en el tipo de redes con autoaprendizaje o en el caso en que una red ya entrenada pueda identificar como válido algún patrón no incluido en la matriz de aprendizaje.
- ***Tolerancia a fallos:*** Debido a que la toma de decisiones no depende de un elemento aislado o de una línea sencilla de sucesión de discriminaciones, alguna destrucción parcial de una red conduce a una degradación de la misma, pero dependiendo de lo complejo y extenso de la red algunas capacidades podrán ser retenidas. Incluso al sufrir un daño. Del mismo modo como la red ha sido entrenada con señales o valores de entrada no puros, ésta tolerará entradas con variaciones (ruido).
- ***Operación en tiempo real:*** Debido a que los procesos en la tecnología de redes neuronales, puede ser realizada en paralelo, proporcionan una aproximación muy cercana a una operación en tiempo real, lo cual genera una alta velocidad de respuesta ante una entrada.
- ***Fácil inserción dentro de la tecnología existente:*** Se pueden obtener chips especializados para redes neuronales que mejoran su capacidad en ciertas tareas. Ello facilitará la integración modular en los sistemas existentes. Además las topologías diseñadas pueden ser fácilmente cambiadas, en su forma de procesar los datos de entrada, ya que con solo realizar un nuevo entrenamiento para las nuevas condiciones, la red queda lista para procesar los nuevos datos.

1.2.4. ELEMENTOS DE UNA NEURONA ARTIFICIAL.

La neurona artificial tiene por objeto funcionar de manera similar a una neurona biológica, cada una de las i-ésima neuronas artificiales está caracterizada por un valor numérico, dicho número define el estado de la neurona en cuestión (activa o en reposo). El estado de la neurona es relacionado con las demás por medio de una función de

transferencia que defina la señal de salida de cada neurona. Dicha señal es enviada a través de los canales de comunicación unidireccionales a otras de las neuronas de la red; para cada canal de comunicación existe una modificación de un valor llamado peso J_i (en la neurona biológica se conoce como sinapsis), basándose en una determinada regla. Las señales moduladas que han llegado a la unidad j-ésima se combinan entre ellas, generando así la *entrada total:*

$$Net_j = \Sigma y_i W_{ji} \qquad \text{Ec 1.1}$$

Una *función de activación,* F, determina el nuevo estado de activación $a_j(t+1)$ de la neurona, para lo cual se toma en cuenta el peso anterior más el producto del error por un valor de ajuste por el estado anterior de activación $a_j(t)$ [Hilera 3]. En la siguiente figura se muestra el diagrama de una neurona artificial típica (ver figura 1.4).

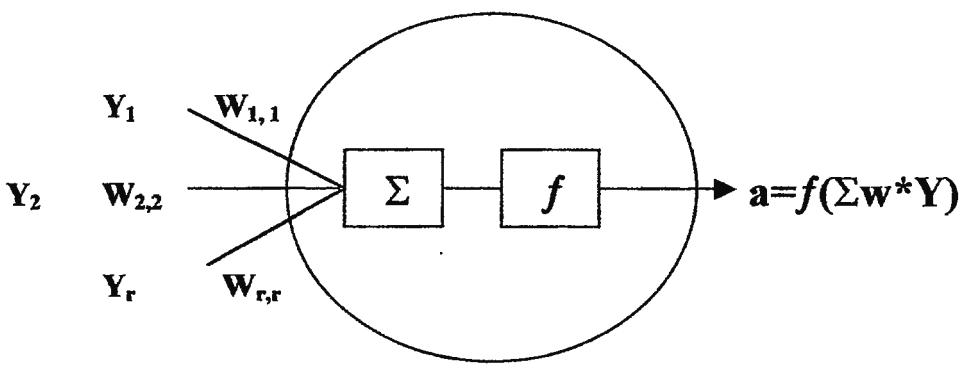


Figura 1.4, Esquema de una neurona artificial.

1.2.5. UNIDADES DE PROCESO: LA NEURONA ARTIFICIAL.

Si se tienen N unidades (neuronas), podemos ordenarlas arbitrariamente y designar la j-ésima unidad como U_j. Su trabajo es simple y único, y consiste en recibir las entradas

de las células vecinas y calcular un valor de salida, el cual es enviado a todas las células restantes.

En cualquier red neuronal artificial se pueden distinguir tres tipos de unidades: **entradas, salidas y ocultas** [Hilera 1995]. Las unidades de entrada reciben señales desde el entorno; es decir que son las neuronas que reciben los patrones originales a ser identificados y dependiendo del tipo de red la retroalimentación. Las unidades de salida envían la señal fuera del sistema (salidas de la red); estas señales pueden controlar directamente potencias u otros sistemas dependiendo de la aplicación en la que se trabaje. Las unidades ocultas son aquellas cuyas entradas y salidas se encuentran dentro del sistema; es decir, no tienen contacto con el exterior y por lo general se encargan de mantener los datos de clasificación (memoria a largo o corto plazo) o definir cual de las salidas se activará basándose en las entradas.

Se conoce como capa o nivel a un conjunto de neuronas cuyas entradas provienen de la misma fuente (que puede ser otra capa de neuronas) y cuyas salidas se dirigen al mismo destino (que puede ser otra capa de neuronas). Básicamente existen los mismos tres tipos de capas que de unidades: **entradas, salidas y ocultas.**

1.2.5.1. ESTADO DE ACTIVACIÓN.

Adicionalmente al conjunto de unidades, la representación necesita los estados del sistema en un tiempo t. Esto puede especificarse por un vector de N números reales A(t), que representa el *estado de activación* del conjunto de unidades de procesamiento. Cada elemento del vector representa la activación de una unidad en el tiempo t. La activación de una unidad U_i en el tiempo t se designa por $a_i(t)$; es decir:

$$A(t) = (a_1(t), a_2(t), ..., a_i(t), ..., a_N(t)) \qquad \text{Ec 1.2}$$

El procesamiento que realiza la red se ve como una evolución de un patrón de activación en el conjunto de unidades que lo componen a través del tiempo.

Todas las neuronas que componen la red se hallan en cierto estado. En una visión simplificada, podemos decir que hay dos posibles estados, *reposo y excitado,* los llamaremos de forma general *estados de activación* [Hilera 1995], y a cada uno de los cuales se le asigna un valor. Los valores de activación pueden ser continuos y discretos. Además, pueden ser limitados o ilimitados.

1.2.5.2. FUNCION DE SALIDA O DE TRANSFERENCIA.

Entre las neuronas o unidades que forman una red neuronal artificial existe un conjunto de conexiones que une unas a otras. Cada unidad transmite señales a aquellas que están conectadas con su salida. Asociada con cada unidad U_i hay una función de salida $f_i(a_i(t))$, que transforma el estado actual de activación $a_i(t)$ en una señal de salida $y_i(t)$; es decir:

$$Y_i(t) = f_i(a_i(t)) \qquad \text{Ec 1.3}$$

El vector que contiene las salidas de todas las neuronas en un instante t es:

$$Y(t) = [\, f_i(a_i(t)),\ f_2(a_2(t)),\ \ldots,\ f_i(a_i(t)),\ \ldots,\ f_N(a_N(t)) \,] \qquad \text{Ec 1.4}$$

En algunos modelos, esta salida es igual al nivel de activación de la unidad, en cuyo caso la función f_i es la función identidad, $f_i(a_i(t)) = a_i(t)$. A menudo, f_i es de tipo sigmoidal, y suele ser la misma para todas las unidades [Hilera 3].

Existen cuatro funciones de transferencia típicas que predeterminan distintos tipos de neuronas:

1. **NEURONA DE FUNCIÓN ESCALON:** La forma más fácil de definir la activación de una neurona es considerar que ésta es binaria. La función de transferencia escalón se

asocia a neuronas binarias en las cuales cuando la suma de las entradas es mayor o igual que el umbral de la neurona, la activación es 1; si es menor, la activación es 0 (ó –1). Por otro lado, las redes formadas por este tipo de neuronas son fáciles de implementar en hardware, pero a menudo sus capacidades de salida están limitadas.

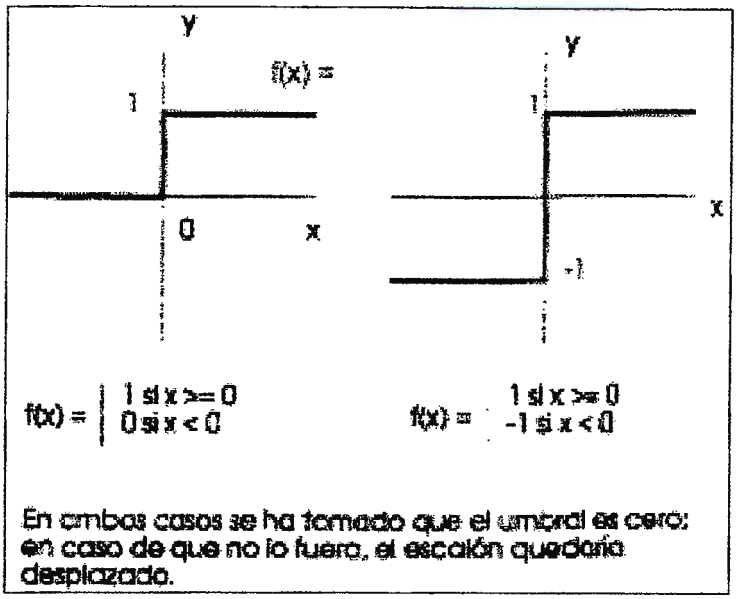


Figura 1.5, función Escalón

2. **NEURONAS DE FUNCIÓN LINEAL Y MIXTA:** La función lineal o identidad responde a la expresión $f(x) = x$. En las neuronas con función mixta, si la suma de las señales de entrada es menor que un límite inferior, la activación se define como 0 (ó -1). Si dicha suma es mayor o igual que el límite superior, entonces la activación es 1. Si la suma de entrada esta comprendida entre ambos límites, superior e inferior, entonces la activación se define como una función lineal de la suma de las señales de entrada.
   Podemos representar las funciones de activación como indica la figura 1.6, se toma el límite superior de la suma de todas las entradas de activación que afectan a la neurona durante el ciclo de operación (x) como c y el límite inferior como $-c$, y es la salida de activación de la neurona.

3. **NEURONAS DE FUNCIÓN CONTINUA (SIGMOIDAL):** Cualquier función definida simplemente en un intervalo de posibles valores de entrada, con un incremento monotónico y que tenga ambos límites superiores e inferiores (por ejemplo, las

funciones sigmoidal o arcotangente), podrá realizar la función de activación o de transferencia de una forma satisfactoria.

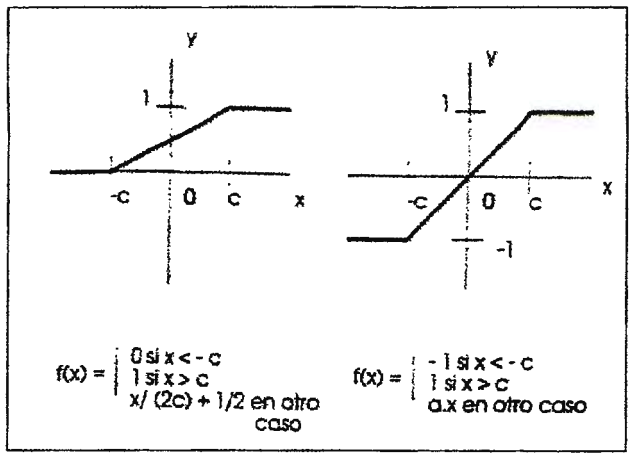


Figura 1.6. funciones lineal y mixta.

Con la función sigmoidal, para la mayoría de los valores del estímulo de entrada (variable independiente), el valor dado por la función es cercano a uno de los valores asintóticos. Esto hace que la mayoría de los casos, el valor de salida esté comprendido en la zona baja o alta del sigmoide. De hecho, cuando la pendiente es elevada, esta función tiende a la función escalón. Sin embargo, la importancia de la función sigmoidal (o cualquier otra función similar) es que su derivada es siempre positiva y cercana a cero para los valores grandes positivos o negativos; además, toma su valor máximo cuando x es cero (ver figura 1.7)

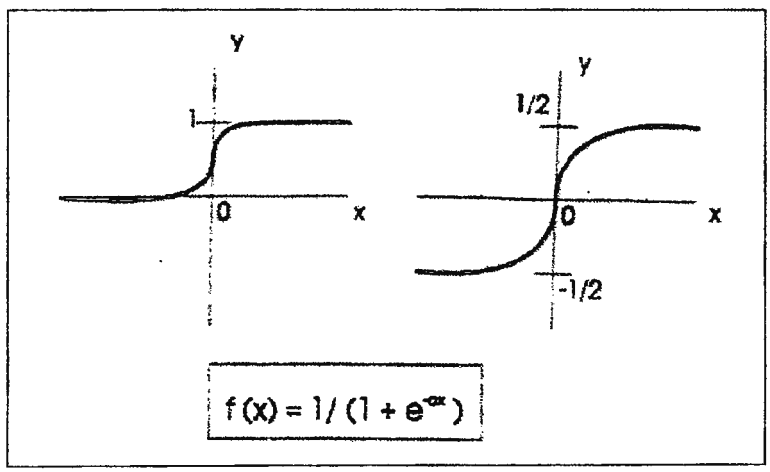


Figura 1.7. función sigmoidal.

4. **FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA GAUSSIANA:** Los centros y anchura de estas funciones pueden ser adaptados, lo cual las hace más adaptativas que las funciones sigmoidales. Mapeos que suelen requerir dos niveles ocultos (neuronas en la red que se encuentran entre la entrada y salida) utilizando neuronas como funciones de transferencia sigmoidales; algunas veces se pueden realizar con un solo nivel de redes con neuronas de función gaussiana (ver figura 1.8).

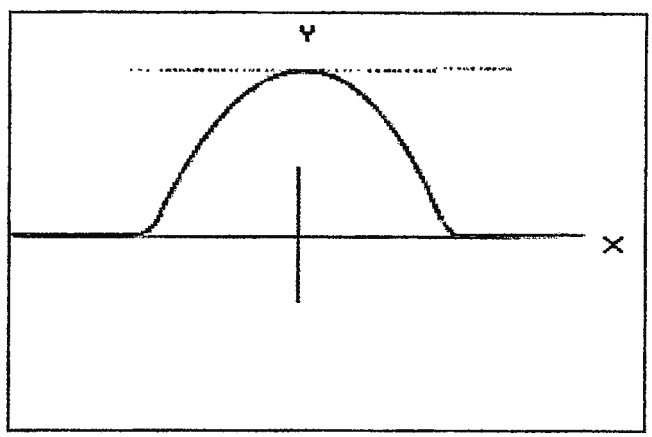


Figura 1.8. función Gaussiana

1.2.6 TIPOS DE APRENDIZAJE DE UNA RED.

El aprendizaje de una red se puede producir de tres formas [Herrera 1998]:

- *Aprendizaje supervisado*: consiste en introducir una serie de patrones de entrada a la red y a su vez mostrar la salida que se quiere tener. La red es capaz de ajustar los pesos de las neuronas de forma que a la presentación posterior de esos patrones de entrada, la red responde con salida memorizada (también llamada off line).

- *Aprendizaje no supervisado*: se presentan los patrones de entrada a la red y ésta los clasifica en categorías según sus rasgos más sobresalientes (también llamada on line).

- *Aprendizaje autosupervisado*: La propia red corrige los errores en la interpretación empleando una realimentación (también llamada on line).

1.2.7 REGLA DE APRENDIZAJE DE HEBB.

Una de las primeras reglas de aprendizaje fue propuesta por Donald Hebb en 1949, y se basa en un hecho biológico constatado: cuando dos neuronas se activan simultáneamente su conexión se refuerza. Esta idea se expresa matemáticamente como [Herrera 1998]:

$$dW_{ij}/dt = \alpha S_i X_j \qquad \text{Ec 1.5}$$

Donde:

W_{ij}= Peso de una etapa.

α= Constante positiva llamada nivel de aprendizaje.

S_i= i-ésimo elemento de la salida cuando se presenta el j-ésimo elemento de entrada.

X_j= j-ésima entrada.

df(x)/dt = Derivada respecto al tiempo de una función.

1.2.8. AJUSTE DE PESOS.

A continuación se presenta un algoritmo general que siguen todas las redes para variar los pesos, siendo la única diferencia como se determina el valor inicial de los pesos y la fórmula que provoca la variación ya sea en el proceso de aprendizaje o durante la aplicación.

- Se asignan valores arbitrarios a todos los pesos de la red. En algunos tipos de red se dan reglas o límites que permiten un aprendizaje más rápido, pero por lo general se hace en

base a prueba y error, es decir que no para todas las aplicaciones los valores iniciales serán los mismos.

- Introducir una señal a la red, la cual provocará una salida, si dicha salida es la correcta, se procede a calcular los nuevos pesos que afecten directamente a dicha salida y se cambian, dejando intactos los demás pesos. En caso de que no se obtenga una respuesta satisfactoria se procede a modificar todos los pesos basándose en las reglas de cada tipo de red. Este paso es omitido en algunos tipos, en caso de no ser la salida adecuada; ya que en lugar de cambiar los pesos se modifican algunas constantes que provocan la modificación después de varios cambios.

- Una vez modificados los pesos o las constantes se procede a introducir otra señal a manera de que los pesos respondan al mayor número de señales posibles con un mínimo de error. El número de veces que se repetirá el proceso depende de la aplicación y del tipo de red.

- Cada vez que se proceda con una nueva entrada se deberá verificar que el sistema responda a las anteriores, en caso de que falle deberá iniciarse de nuevo el proceso con los últimos pesos.

- En el caso de redes de tipo on line los pesos se modifican cada vez que se introduce una nueva entrada.

1.2.9. APLICACIONES DE LAS REDES NEURONALES.

Las redes neuronales son una tecnología computacional emergente que puede utilizarse en un gran número y variedad de aplicaciones. Se puede desarrollar redes neuronales en un período de tiempo razonable y pueden realizar tareas concretas mejor que otras tecnologías convencionales, incluyendo los sistemas expertos. Cuando se implementan mediante hardware (redes neuronales en chips VLSI), presentan una alta

tolerancia a fallos del sistema y proporcionan un grado de paralelismo en el proceso de datos muy grande. Eso hará posible insertar redes neuronales de bajo costo en sistemas existentes y recientemente desarrollados.

Algunas de las aplicaciones son [Hilera 1995]:

Biología:

a) Aprender más acerca del cerebro y otros sistemas.

b) Obtención de modelos de la retina.

Empresa:

a) Evaluación de probabilidad de formaciones geológicas y petrolíferas.

b) Identificación de candidatos para posiciones específicas.

c) Explotación de bases de datos.

d) Optimización de plazas y horarios en líneas de vuelo.

e) Reconocimiento de caracteres escritos.

Medio ambiente:

a) Previsión del tiempo.

Finanzas:

a) Previsión de la evolución de los precios.

b) Valoración del riesgo de los créditos.

c) Identificación de falsificaciones.

d) Interpretación de firmas.

Manufactura:

a) Robots automatizados y sistemas de control (visión artificial y sensores de presión, temperatura, gas, etc.).

b) Control de producción en líneas de proceso.

c) Inspección de la calidad.

Medicina:

a) Analizadores del habla para la ayuda de audición de sordos profundos.
b) Diagnóstico y tratamiento a partir de síntomas y/o de datos analíticos (electrocardiograma, encefalograma, análisis sanguíneo, etc.).
c) Monitorización en cirugía.
d) Predicción de reacciones adversas a los medicamentos.
e) Lectores de rayos X.
f) Entendimiento de la causa de los ataques epilépticos.

Militares:

a) Clasificación de las señales de radar.
b) Creación de armas inteligentes.
c) Optimización del uso de recursos escasos.
d) Reconocimiento y seguimiento en el tiro al blanco.

Podemos buscar hechos comunes en esta lista de aplicaciones; la mayoría de ellas consisten en realizar un reconocimiento de patrones: buscar un patrón en una serie de ejemplos, clasificar patrones, completar una señal a partir de valores parciales o reconstruir el patrón correcto partiendo de uno distorsionado. Muchos de los ejemplos tienen que trabajar con datos sensoriales y de percepción (señales visuales, auditivas y otras) y otros realizan filtrado o mapeo de señales de entrada. En general, los ejemplos mostrados indican que son característicos más de las personas que de los ordenadores convencionales.

1.2.10. TIPOS DE REDES NEURONALES MÁS IMPORTANTES.

A continuación se muestra una tabla resumen de los tipos de redes más conocidos [Hilera 1995], comentando de forma esquemática, sus aplicaciones más importantes, sus ventajas e inconvenientes, quién o quienes fueron sus creadores y en que año.

Nombre de la red	Año	Aplicaciones más importantes	Comentarios	Limitaciones	Creador(es)
Avalancha	1967	Reconocimiento de habla continua. Control de brazos robot.	Ninguna red Sencilla puede hacer todo esto.	No es fácil alterar la velocidad o interpolar el movimiento.	Stephen Grossberg.
Teoría de Resonancia Adaptativa.	1986	Reconocimiento de Patrones(radar, sonar, etc.)	Sofisticada. Poco utilizada.	Sensible a la traslación, distorsión y Escala.	Gail Carpenter, Stephen Grossberg.
ADALINE/ MADALINE	1960	Filtrado de señales, Ecualizador adaptativo, modems.	Rápida, fácil de implementar con circuitos analógicos o VLSI	Solo es posible clasificar espacios linealmente separados.	Bernard Widrow.
Retro Propagación	1974 – 1985	Síntesis de voz desde texto. Control de robots. Predicción. Reconocimiento de Patrones	Red más popular. Numerosas Aplicaciones con Éxito. Facilidad de aprendizaje. Potente.	Necesita mucho tiempo para el aprendizaje y muchos ejemplos.	Paul werbos, David Parker, David Rumelhart.
Memoria asociativa bidireccional	1985	Memoria heteroaso-ciativa de acceso por contenido.	Aprendizaje y arquitectura simples.	Baja capacidad de almacenamiento. Los datos deben ser codificados.	Bart Kosko
Máquinas de Boltzmann y Cauchy	1985 - 1986	Reconocimiento de patrones(imágenes, sonar, radar). Optimización.	Capacidad de Representación óptima de patrones.	Necesita un Tiempo muy Largo de Aprendizaje.	Jeffrey Hinton, Terry Sejnowski.

También existe otra clasificación de las redes basándose en el flujo de información [Grossberg 1991]:

1. **Redes de flujo directo (feedfordward):** En este tipo de redes las entradas a la capa i-ésima provienen exclusivamente de la capa anterior (i-1) y las salidas excitan solamente a las neuronas de la capa superior (i+1); la información viaja en un único sentido. No existe ningún tipo de conexión entre neuronas pertenecientes a la misma capa. La salida de la capa i-ésima debe estabilizarse (valores constantes) antes de empezar el procesamiento en la capa superior (i+1).

2. **Redes con realimentación (feedback):** En la red con realimentación la información viaja internamente en un único sentido, igual que en las redes de flujo directo. La realimentación es realizada externamente, en una de estas dos formas: a) Realimentando las variables de la capa de salida (ver figura 1.9) o b) Realimentando las variables de la capa oculta (ver figura 1.10).
   Con estas realimentaciones la red está dotada de cierta memoria (utiliza información del pasado) sin complicar el aprendizaje (redes parcialmente recurrentes).

3. **Redes autoorganizadas (self organizing maps):** La red neuronal utiliza su capacidad de aprendizaje adaptativo para auto organizar internamente la información que recibe durante el proceso de aprendizaje y/o ejecución. En este tipo de redes la información viaja en los dos sentidos. Internamente se realiza un proceso de competencia o de cooperación entre las neuronas hasta lograr un vencedor y como consecuencia la estabilización de la capa de salida.

4. **Redes recurrentes:** En las arquitecturas de redes recurrentes las conexiones entre neuronas son arbitrarias, ésto es, cualquier neurona puede estar conectada a cualquier otra. Su principal característica es que cada entrada a la red pasa a través de la red más de una vez, antes de generar la correspondiente salida de la red.
   La red recurrente más conocida de una sola capa de neuronas, es la red de HOPFIELD. La entrada a la red pasa a través de la capa, la salida producida es nuevamente llevada a la entrada de la red, una o más veces, hasta lograr una salida estable.

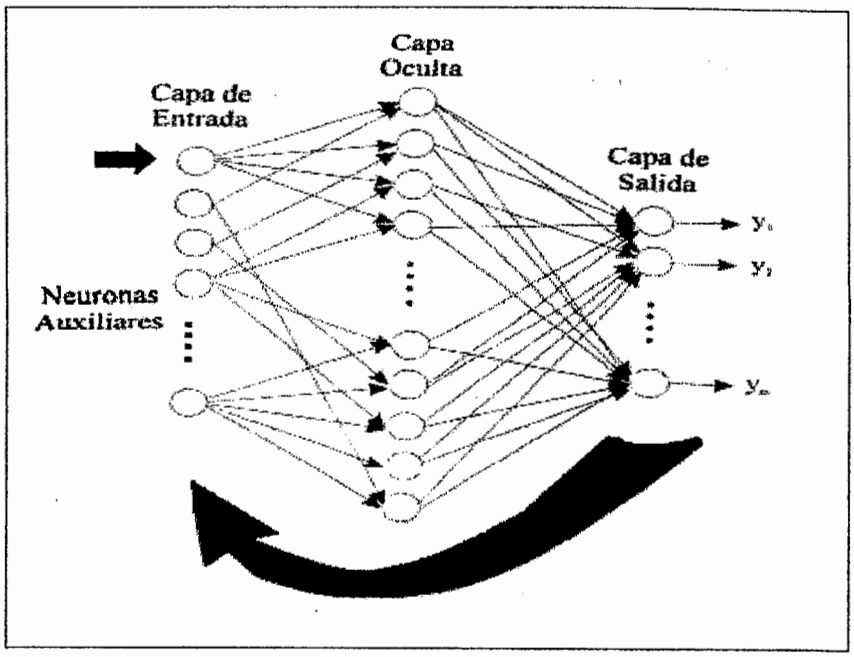


Figura 1.9 Realimentando las variables de la capa de salida. (Figura tomada de [Hilera 1995].

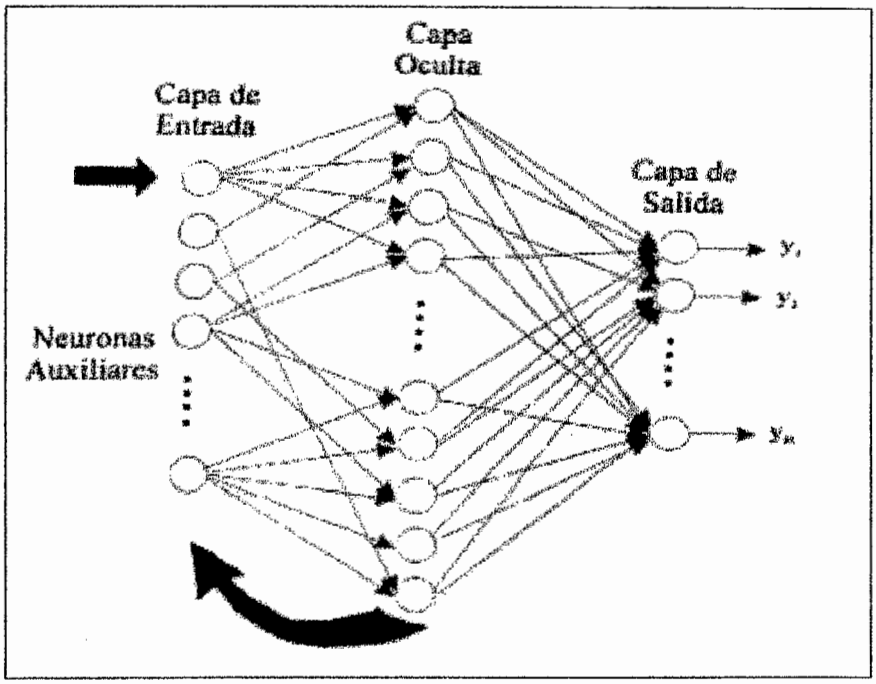


Figura 1.10 Realimentando las variables de la capa oculta.(Figura tomada de [Hilera 1995]).

1.2.11 TOPOLOGIA

Se denomina topología o arquitectura de red a las diferentes formas de organizar las unidades básicas de procesamiento (neuronas) en la red. Las neuronas se suelen organizar en capas y la ubicación dentro de éstas no tiene importancia. Existen aproximadamente 200 tipos de arquitecturas diferentes propuestas y cada día aparecen más [Grossberg 1991]. En el concepto de topología se incluyen:

- Tipos.
- Modo de conexión de las neuronas entre sí.
- Modo de conexión entre capas.
- El sentido del flujo de información.

Los esquemas primarios de conexión son tres:

- **Intra-field:** Con conexiones laterales entre neuronas de la misma capa.
- **Inter-field:** Con conexiones entre neuronas de diferentes capas.
- **Recurrentes:** Conexiones de la salida a la entrada de una misma neurona.

Conviene hacer notar que, a veces, una determinada *topología* esta asociada a un determinado método de aprendizaje o ajuste de las conexiones, y viceversa. Existen diferentes clasificaciones propuestas por diferentes autores. Entre ellas destacan la clasificación en función del método de aprendizaje, o en función de que sean estáticas o dinámicas (disponen de memoria en el tiempo).

Aunque la estructura básica de las redes utiliza el mismo modelo de neurona, existe una gran variedad de tipologías diseñadas para hacer tareas muy diferentes. Las arquitecturas más usuales que aparecen en la literatura sobre redes neuronales agrupadas, según la Asociación Española de Inteligencia Artificial, en base a las tareas realizadas son:

Auto asociativa

El objetivo de las redes que poseen la característica asociativa es memorizar un conjunto de configuraciones. Esto se puede conseguir mediante algoritmos que enseñan a la red repetidamente un conjunto de muestras hasta que el sistema es capaz de identificarlas.

La red en funcionamiento sigue un proceso dinámico, el cual se inicia mostrando al sistema bien un fragmento, o bien una versión corrupta de alguna de las muestras. Tras cierta evolución el sistema debe llegar a un estado estable que debería corresponder con la muestra correcta o la que más se parezca.

A diferencia de un computador convencional, en el que cada nueva información almacenada lleva asociada una nueva dirección, y por tanto mas información significa mayor cantidad de memoria utilizada, la estructura de una red neuronal con memoria asociativa no cambia de tamaño para aprender nuevas informaciones, el direccionamiento es realizado por contenido.

Dentro de esta categoría se encontrarían la Red de Hopfield (Hopfield 1982), el Self-Organizing Feature Map (Kohonen 1987) o la Discrete Bidirectional Asociative Memory (BAM).

Heteroasociativa

Las redes neuronales con esta característica son similares a la anterior, excepto que la asociación se realiza entre pares de muestras. Si la red almacena un par (A,B), al presentarle una versión de A nos debería aparecer una versión de B. Si la dinámica es bidireccional esta nos llevaría a una nueva versión de A y así sucesivamente hasta que se alcance un estado estable parecido a B.

Las redes de este tipo mas conocidas son el modelo BAM de Kosko (Kosko 1987), la Adaptative Resonance Theory (ART) (Groossberg 1986) o la Backpropagation (Werbo 1974). Este tipo de redes se han utilizado en muchas ocasiones para predicción y modelado.

Redes de clasificación

El objetivo de las redes neuronales con esta característica es clasificar un conjunto de muestras en un conjunto finito de clases. Para ello es necesaria una etapa inicial de entrenamiento donde se le enseñe a la red a que clase pertenece cada muestra de entrada.

Cuanto mayor sea el tiempo dedicado al entrenamiento y mayor el número de muestras a clasificar, mayor será la capacidad de generalización de la red.

Redes de este tipo son el perceptrón multicapa (Rosenblat 1958, Minsky 1969), las maquinas de Boltzman (Hinton 1985) o las estructuras Adaline/Madaline.

Redes de reconocimiento de características

El objetivo de estas redes es que la red descubra por si misma las características más relevantes de las muestras que se le han presentado. A diferencia del caso anterior, la clasificación no se efectúa a través de un conjunto de categorías predefinidas, sino que es el propio sistema el que las debe construir, se forma una representación interna a partir de las propiedades comunes de las muestras analizadas.

Entre otras encontramos en esta categoría la red de Rumelhart (Rumelhart 1985) basada en el aprendizaje competitivo y las redes autoorganizativas de Kohonen (Kohonen 1982).

1.3. SELECCIÓN DE LA RED A UTILIZAR.

La selección de la red a utilizar, en la discriminación de patrones electrocardiográficos, se realizó mediante pruebas con diversos tipos de redes como lo son el perceptrón multicapa, la red de retropropagación y la red de resonancia adaptativa (ART). Después de realizar algunas pruebas con los algoritmos de las dos primeras topologías, se llegó a la conclusión de que se tenía la necesidad de utilizar una base de datos extensa para lograr un proceso de aprendizaje adecuado, lo que ocasionaría la necesidad de periodos de tiempo extensos para la realización de este proceso.

Otro punto es la necesidad de utilizar capas o niveles intermedios que obligan a que los algoritmos de estas redes sean demasiado extensos. Por otra parte la red ART tiene un proceso de aprendizaje en línea, es decir que una vez se tenga la red no es necesario dedicar un período de tiempo al aprendizaje, sino que la red entra en funcionamiento en un principio, aprendiendo y clasificando simultáneamente. Por lo que se reducen los periodos de tiempo necesarios para el aprendizaje de la red.

Otra característica de la ART es que su algoritmo aunque un poco complejo, es relativamente sencilla su implementación, y permite un mejor manejo o variación de las entradas y salidas a manera de poder modificar constantemente la estructura de la red, además en esta topología existe un parámetro que le indica a la red el factor de reconocimiento (valor de vigilancia), con la que ésta discriminará una entrada de otra. El cual brinda la característica de flexibilidad en el reconocimiento.

Además de la inexistencia de bases de datos de señales electrocardiográficas, que serían necesarias para el entrenamiento de redes perceptrón multicapa y retropropagación, se optó por la red ART, ya que por poseer aprendizaje en linea no necesita de una base de datos extensa para el entrenamiento.

Por las razones antes mencionadas se decidió utilizar la Red de Resonancia Adaptativa en el proyecto.

CAPITULO 2. LA SEÑAL ELECTROCARDIOGRAFICA.

Esta señal es comúnmente llamada señal de ECG, que es la resultante de los biopotenciales generados por la actividad eléctrica del corazón durante su ciclo normal de trabajo.

2.1. LOCALIZACION DEL CORAZON.

Este se localiza en el centro del pecho, situado diagonalmente, y con dos tercios de su volumen a la izquierda de la línea media central del cuerpo, la siguiente figura muestra la localización del corazón en el cuerpo humano.

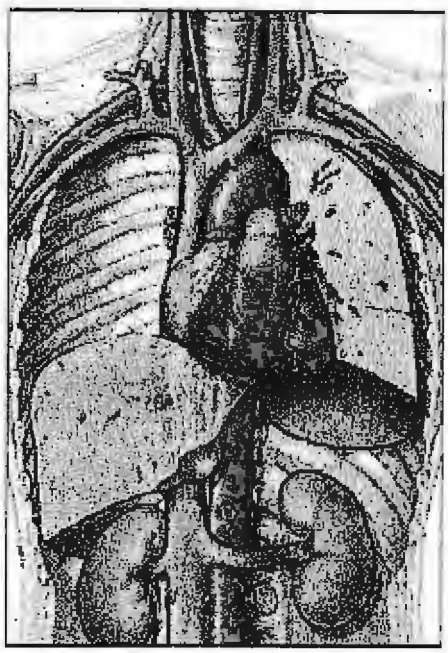


Figura 2.1. Localización del corazón en el cuerpo.

El corazón no está libre en el pecho, está sujeto por los grandes vasos sanguíneos, dentro de un saco protector llamado pericardio.

El pericardio está compuesto de una capa fibrosa de tejido conectivo llamada pericardio fibroso y una capa interior de tejido seroso llamada pericardio seroso, éste

ultimo se divide en parietal y visceral, el primero cubre la capa interior del pericardio fibroso, y el segundo que cubre toda la cara externa del corazón y las porciones adyacentes de los grandes vasos sanguíneos. El pericardio seroso rodea la cavidad pericardial la cual contiene una pequeña cantidad de fluido pericardial. Debido a que el pericardio visceral forma la capa externa de la pared cardiaca ésta es usualmente llamada epicardio.

El corazón es mantenido en su lugar por ligamentos que unen el pericardio al esternón, la columna espinal y otras estructuras de la cavidad torácica.

2.1.1. LA PARED CARDIACA.

Está constituida por tres capas[4]:

-Epicardio.
-Miocardio.
-Endocardio.

En la generación del biopotencial del corazón intervienen muchos factores como [Carola 1990]:
- La iniciación del impulso en el marcapaso primario (nodo sinosal).
- La transmisión del impulso a través del sistema de conducción especializado.
- La activación despolarización del miocardio auricular y ventricular.
- La recuperación de todas las partes anteriores que se han despolarizado.

Con la finalidad de entender mejor la formación de la onda de ECG a partir de la generación de biopotenciales, hay que tener claro los conocimientos básicos de los potenciales intracelulares y de superficie (celular).

[4] Ver glosario para definición de las diferentes capas del músculo cardiaco.

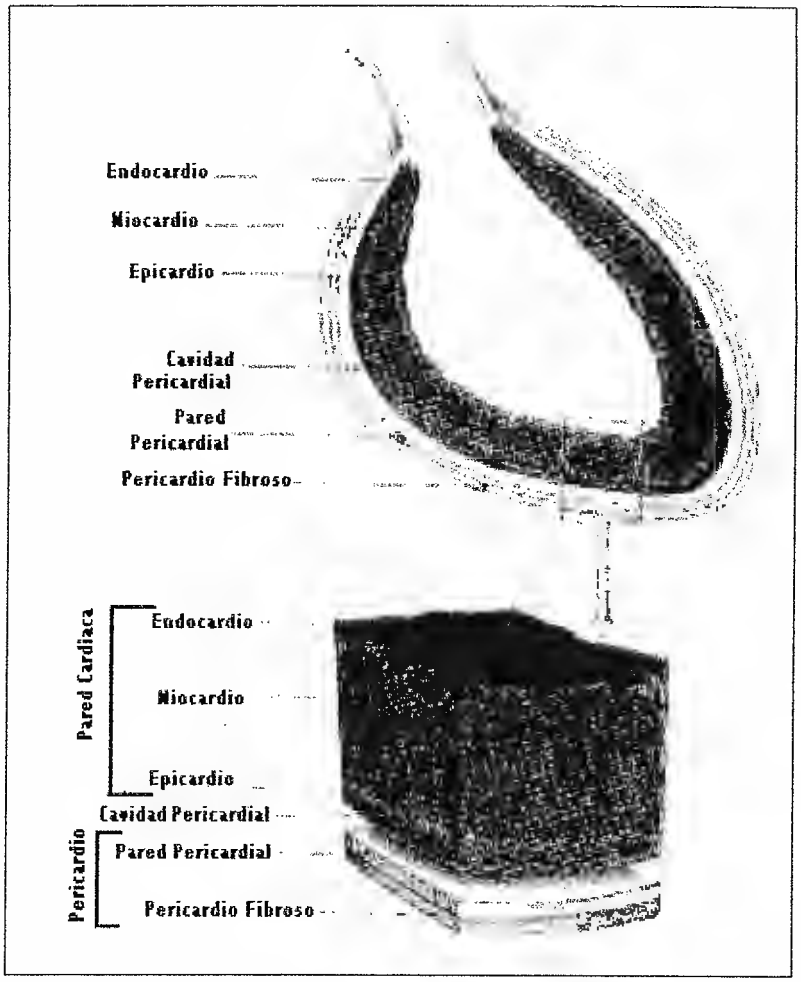


Figura 2.2. Pared cardíaca.

2.2. POTENCIALES CELULARES.

Si colocamos un electrodo sobre la superficie de una célula muscular en reposo y colocamos un segundo electrodo indiferente en un sitio distante, no se registrará ningún potencial eléctrico (habrá un potencial cero, por ejemplo), debido a la alta impedancia de la membrana celular. Sin embargo, si la membrana celular es penetrada por un electrodo capilar, se registrará una diferencia de potencial negativa de aproximadamente 90 milivoltios (mV). Esto se conoce como potencial de reposo de la membrana (PRM[5]). El

[5] De aquí en adelante abreviaremos Potencial de Reposo de Membrana como PRM.

principal factor que lo determina, es el gradiente de iones de potasio (K^+) a través de la membrana celular.

Después de ocurrir un cambio en el PRM, es decir una despolarización, se restablecerá el potencial intracelular. Este restablecimiento o repolarización se divide en tres fases [Carola 1]:

Fase 1: Un restablecimiento rápido inicial del potencial intracelular a 0mV. Esto se debe en gran parte al cierre súbito de los canales de sodio. Es posible que la entrada de iones de cloro puede contribuir a la fase 1.

Fase 2: Una fase plana de repolarización debida a la entrada lenta de iones de calcio a la célula. Se efectúa a través de los mismos canales que pueden resultar en la despolarización por entrada lenta.

Fase 3: Esta representa el restablecimiento lento del potencial intracelular al potencial de reposo de la membrana. Se debe a la salida de iones de potasio, la cual permite que la célula vuelva al potencial negativo de reposo.

Sin embargo la célula permanece con exceso de iones de sodio y una deficiencia de iones de potasio. El mecanismo de bomba de sodio y potasio empieza a actuar para restaurar la concentración iónica.

2.3. ORIGEN DE LOS BIOPOTENCIALES

Los Biopotenciales se originan debido a los cambios químicos que se dan en las células. Pero en la mayoría de los casos los biopotenciales son medidos en la superficie del cuerpo, y éstos son la combinación de los potenciales de acción de muchas células. No se conoce la forma exacta de como estos potenciales alcanzan la superficie. Por ejemplo para explicar como los biopotenciales del corazón llegan hasta los electrodos colocados en la piel del paciente, se dice que la señal que aparece en ellos es la suma de los potenciales

creados por los campos eléctricos producidos por las corrientes iónicas que generan los potenciales de acción individuales, aunque esta teoría es aceptable, es mejor definir el biopotencial superficial como la suma de las derivadas de las funciones definidas para cada potencial de acción (es decir la razón de cambio no el potencial mismo).

Un modelo matemático bastante aceptado para explicar este comportamiento, es el tratar a la señal electrocardiográfica como un vector el cual se representa como sigue:

$$P(t) = Px(t)i + Py(t)j + Pz(t)k \qquad \text{Ec. 2.1}$$

En el cual: P(t): Es el vector cardiaco variante en el tiempo.
Pi(t): Son las componentes ortogonales del vector(escalares).
i,j,k: Vectores unitarios en los ejes x, y, z.

Luego de haber hecho un esbozo de como se interpreta la llegada de los biopotenciales a la superficie del cuerpo, se definirá cómo estos biopotenciales forman la señal de ECG, así como la asociación de los eventos mecánicos a la señal bioeléctrica resultante.

La suma de todos los potenciales de la fase cero de las células miocárdicas auriculares origina la onda P del ECG. Todos los potenciales de la fase cero de las células musculares de los ventrículos producen el complejo QRS. La fase dos corresponde al segmento S-T. La fase tres corresponde a la onda T del ECG. La siguiente figura muestra la onda de ECG, como producto de la suma de los diferentes potenciales de acción.

Nodo SA.....

Músculo auricular.....

Nodo AV.....

Bundle común.....

Bundle Branch.....

Fibras de Purkinje.....

Músculo Ventricular.....

Señal Resultante.....

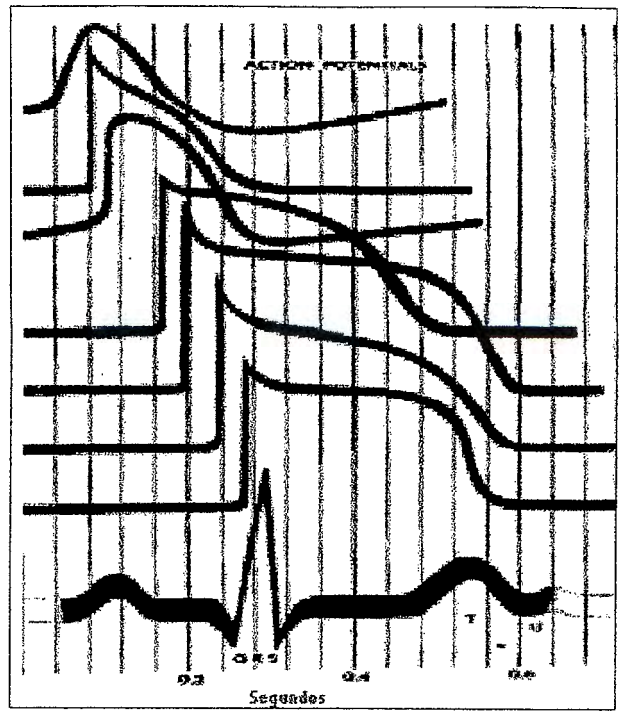


Figura 2.3. La onda de ECG, como la suma de los potenciales de acción.

Otra consideración importante en la electrofisiología del corazón son las características de conducción de las estructuras especializadas del corazón.

La velocidad a la que se difunde el potencial eléctrico a través del corazón varía considerablemente dependiendo de las propiedades inherentes a diferentes porciones del sistema especializado de conducción y del miocardio. La mayor velocidad se encuentra en las fibras de Purkinje y la menor en la porción media del nodo AV, (Ver figura 2.4).

Las siguientes cifras son los promedios de muchos experimentos hechos en diversas especies de animales [Carola 1990]:

Nodo SA, 0.05m/seg.

Músculo auricular, 0.8 a 1m/seg.

Nodo AV, 0.05m/seg.

Haz de His, 0.8 a 1m/seg.

Fibras de Purkinje, 4m/seg.

Músculo Ventricular, 0.9 a 1m/seg.

La siguiente figura muestra la estructura especializada de conducción del impulso eléctrico, que se menciona anteriormente.

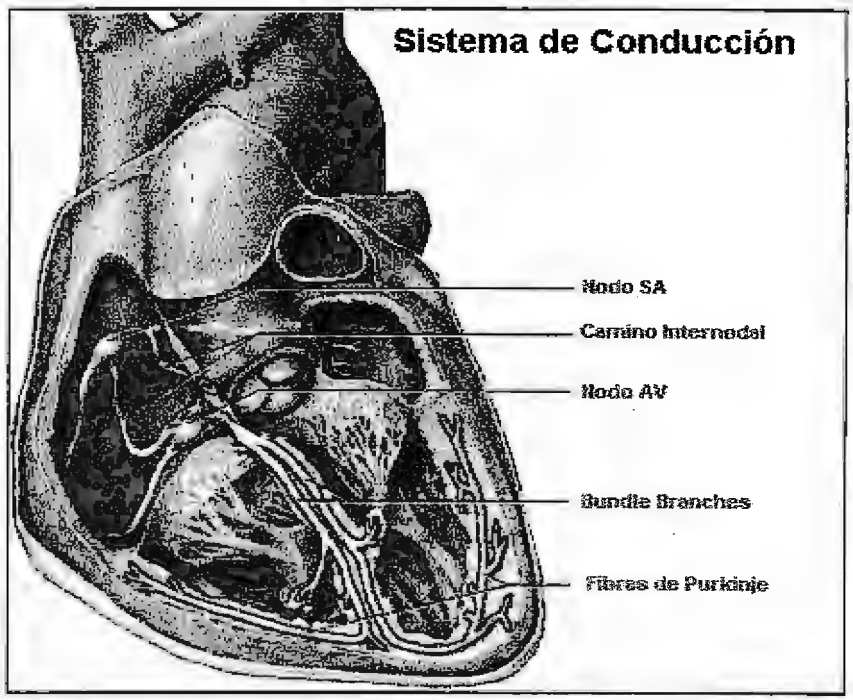


Figura 2.4. Estructuras de conducción del impulso eléctrico en el corazón

2.3.1. EXCITACION Y POTENCIAL DE UMBRAL.

La excitación del músculo cardiaco tiene lugar cuando el estímulo reduce el potencial transmembrana a cierto nivel crítico; el potencial de umbral. Este es aproximadamente -60mV en las células de músculo auricular y ventricular.

Así la excitación puede producirse a consecuencia de un estímulo relativamente débil si se hace descender el PRM, y por lo tanto más cercano al nivel de potencial de umbral (mientras otros factores como la resistencia de la membrana permanezcan constantes).

2.3.2. REFRACTERIEDAD DEL MUSCULO CARDIACO.

El periodo de la curva del potencial de acción durante el cual ningún estímulo puede propagar otro potencial de acción, se conoce como periodo refractario absoluto. Este periodo incluye las fases cero, uno, dos y parte de la fase tres.

Después de esto hay un periodo en el cual un estímulo fuerte puede provocar una respuesta. Este es el periodo refractario relativo (o efectivo). Y empieza cuando el potencial en la fase tres alcanza el potencial de umbral (-60mV), y termina inmediatamente antes del final de la fase tres. Esto va seguido de un periodo de excitabilidad supernormal (final fase tres, principio de la fase cuatro), tiempo durante el cual un estímulo relativamente débil es capaz de producir respuesta.

Luego de haber cubierto la forma en que las estructuras musculares se comportan con los impulsos eléctricos, se puede definir los diversos componentes de la señal Electrocardiográfica la cual no es más que un registro gráfico de la actividad fisioeléctrica que tiene lugar en el corazón para lograr el bombeo sanguíneo en el cuerpo, esta señal se muestra en la siguiente figura.

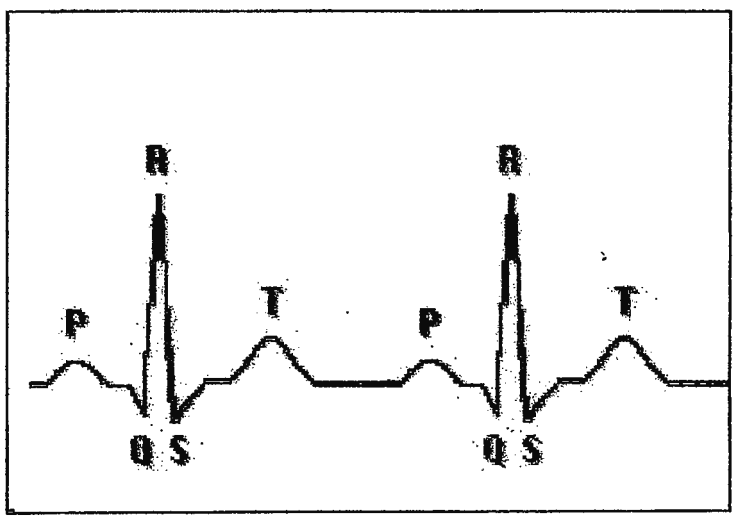


Figura 2.5. Señal de ECG.

En la cual:

La onda P, indica la despolarización de la aurícula, el impulso se genera en el nodo SA, y se conduce a través de los músculos auriculares hacia el nodo AV, durante su conducción ocasiona la contracción auricular que impulsa la sangre a oxigenar en el lado derecho hacia el ventrículo derecho, y en el lado izquierdo la sangre oxigenada hacia el ventrículo izquierdo.

El complejo QRS, es la despolarización de los ventrículos, la repolarización de las aurículas es enmascarada por la despolarización ventricular en el ECG. Durante esta etapa de la señal ECG, los ventrículos se contraen, impulsando la sangre a oxigenar hacia los pulmones y la sangre oxigenada hacia la circulación mayor para que ésta realice el intercambio de oxígeno en el cuerpo.

La onda T, indica la repolarización de los ventrículos. Durante la repolarización, éstos están listos para llenarse con la sangre que será impulsada por las aurículas, durante la onda P.

2.4. ELECTROCARDIOGRAFÍA.

Una de las técnicas para el diagnóstico de las enfermedades cardiacas, está basada en el registro de la actividad eléctrica del corazón, la interpretación de este registro es lo que se conoce como electrocardiografía.

El estudio de la cardiología está basado en el registro de ECG de miles de pacientes, durante mucho tiempo para observar las diferentes anormalidades, que existen de un paciente a otro, debido a ésto la electrocardiografía es empírica, y está basada en la experiencia y conocimiento.

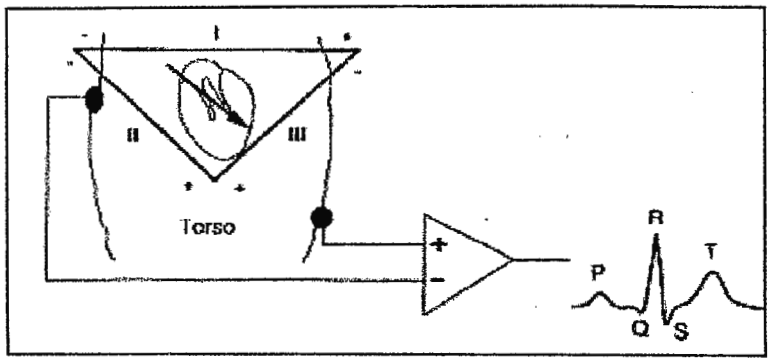
Los expertos aprenden el significado de las diferentes partes de la señal de ECG para generar un diagnóstico acerca de las diferentes patologías que en el corazón acontecen.

Debido a que el corazón es un órgano tridimensional, su actividad eléctrica, se propaga en los tres planos del espacio (como se enuncia en la ecuación 2.1), para lo que se utilizan, diferentes derivaciones, a través de las cuales se determina la conducción del impulso eléctrico hacia todo el volumen que comprende el corazón, en la siguiente sección se definirá el sistema estándar de derivaciones cardiacas.

2.4.1. DERIVACIONES ESTÁNDAR BIPOLARES.

Para la adquisición del biopotencial cardiaco, existen posiciones definidas para la localización de los electrodos, definidas como brazo derecho RA (Rigth Arm), LA Brazo izquierdo (Left Arm) y LL Pierna izquierda (Left Leg), y el punto tomado como referencia RL pierna derecha (Rigth Leg) [Lippman 1989].

Este punto de referencia es necesario debido a que el cuerpo tiene un potencial de reposo diferente a tierra, además de que la medida de estos biopotenciales se realiza de forma bipolar, es decir que el potencial adquirido es en realidad la diferencia de los potenciales adquiridos entre dos electrodos colocados en la superficie del cuerpo, en la siguiente figura se muestra la forma de medida bipolar y la posición de los electrodos para la toma de ECG.



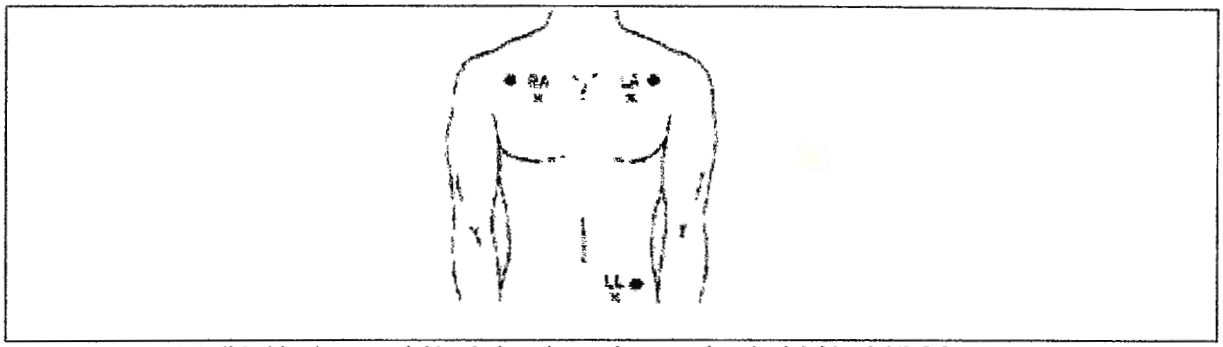


Figura 2.6, Medida bipolar y posición de los electrodos para la adquisición del ECG.

Como la adquisición es bipolar, la siguiente figura muestra, como se verían las diferencias de potencial entre las extremidades (brazo izquierdo, brazo derecho y pierna izquierda), como fuentes de voltaje ideal.

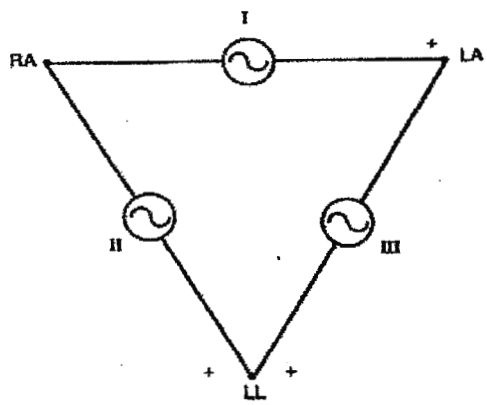


Figura 2.7. Diferencias de potencial entre las extremidades.

Está claro que estos tres voltajes forman un lazo cerrado, partiendo de la ley de voltajes de Kirchhoff. La suma de los voltajes alrededor de la trayectoria es igual a cero, por consiguiente:

$$II - I - III = 0 \qquad \text{Ec 2.2.}$$

De igual manera podemos reescribir la ecuación para producir las siguientes combinaciones, en términos de las otras dos derivaciones:

$$II = I + III \qquad \text{Ec 2.3.}$$

$$I = II - III \qquad \text{Ec 2.4.}$$

$$III = II - I \qquad \text{Ec 2.5.}$$

En todo caso podemos observar que uno de estos potenciales resultantes es redundante, ya que podemos adquirir dos y a partir de éstos podemos calcular el tercero. De esta manera es que los equipos de ECG modernos realizan la determinación de la tercera derivación.

Debido a que estas fueron las derivaciones que se usarón en el principio de la cardiología, es muy importante para los especialistas de hoy el fundamentar sus estudios en estas derivaciones.

En las derivaciones estándares bipolares se tienen tres derivaciones [Lippman 1989]:

I : Diferencia de potencial entre el brazo derecho y brazo izquierdo.

II: Diferencia de potencial entre el brazo derecho y pierna izquierda.

III: Diferencia de potencial entre el brazo izquierdo y la pierna izquierda.

En la siguiente figura se presentan las colocaciones de los electrodos para cada derivación:

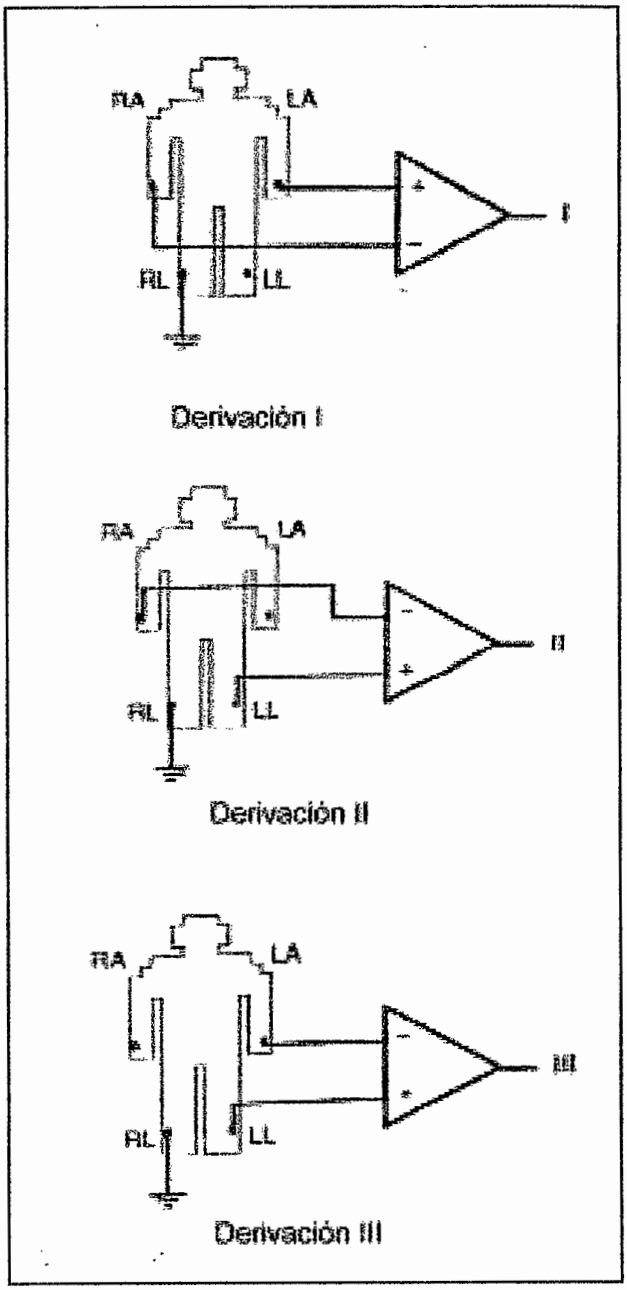


Figura 2.8. Conexión para cada una de las derivaciones estándar.

Como resultado de estas conexiones se obtienen tres trazos diferentes como se muestran en la figura 2.9.

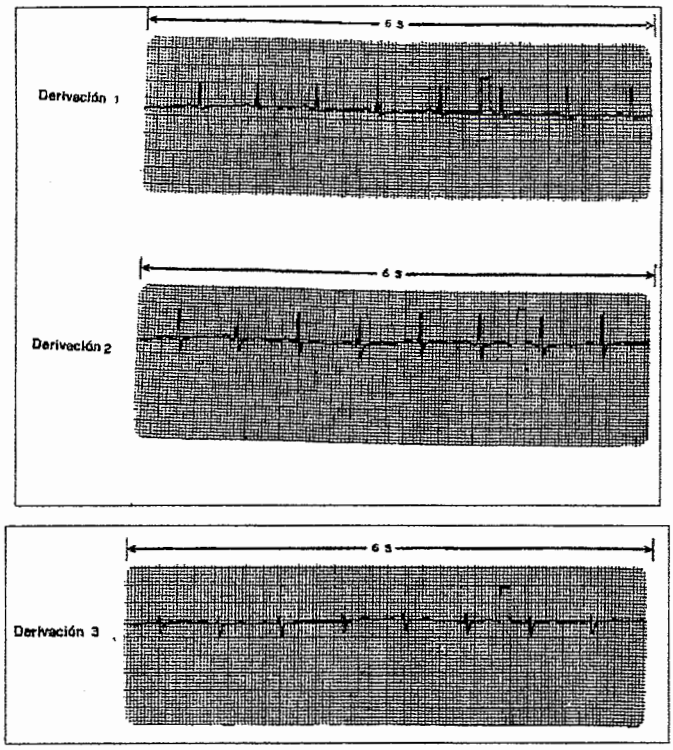


Figura 2.9. Señales producidas por las derivaciones I, II y III.

Para nuestro proyecto se utilizará la derivación II, por ser la que presenta una mayor amplitud y por consiguiente una mejor definición de las diferentes ondas que componen la señal de ECG, ésto se ampliará en el capítulo 4 de preprocesado de la señal.

2.4.2. OTRAS DERIVACIONES

2.4.2.1. DERIVACIONES TORÁCICAS BIPOLARES.

Estas registran la diferencia de potencial entre una posición especifica en el tórax y cualquier extremidad.

CF, potencial entre un punto en el tórax, y la pierna izquierda.

CR, potencial entre un punto en el tórax, y el brazo derecho.

CL, potencial entre un punto en el tórax, y el brazo izquierdo.

Antes de la introducción de la electrocardiografía unipolar, la pierna derecha, brazo derecho y el brazo izquierdo se creían que por estar alejados del corazón podrían servir como electrodo indiferente, pero en la actualidad se sabe que los potenciales de las extremidades pueden afectar el trazo de estas derivaciones, es por eso que no se usan con frecuencia.

2.4.2.2. DERIVACIONES ESTANDAR UNIPOLARES.

Las derivaciones VR, VL, VF, registran potenciales en el plano horizontal sin ser influenciadas por los potenciales verdaderos de un electrodo indiferente o de referencia. Estas derivaciones guardan una relación matemática con las derivaciones estándar bipolares. En las siguientes figuras se muestran las conexiones necesarias para adquirir estas derivaciones.

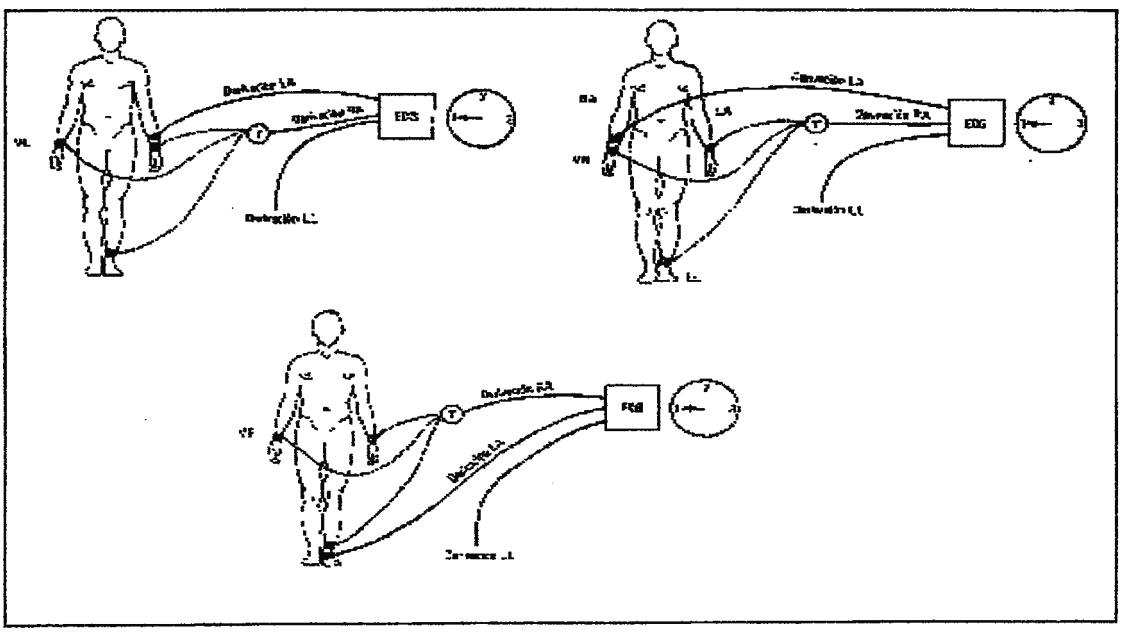


Figura 2.10. Conexiones para derivaciones estándar unipolares.

2.4.2.3. DERIVACIONES TORÁCICAS UNIPOLARES.

Se mantiene el terminal central, y el electrodo exploratorio sigue siendo la derivación LA, estas derivaciones nos dan una idea de la forma de conducción del impulso bioeléctrico en el plano sagital, las posiciones para el electrodo exploratorio recomendadas por la Asociación Americana del Corazón (American Heart Association), son:

V_1: Cuarto espacio intercostal sobre el borde esternal derecho.
V_2:Cuarto espacio intercostal sobre el borde esternal izquierdo.
V_3:Equidistante entre V_2 y V_4
V_4:Quinto espacio intercostal en la línea medioclavicular izquierda. Todas las derivaciones subsiguientes V_{5-9}, se toman en el mismo plano horizontal de V_4
V_5:Línea axilar anterior.
V_6:Línea axilar media.
V_7:Línea axilar posterior.
V_8:Línea escapular posterior.
V_9:Borde izquierdo de la columna.

A continuación se muestra una figura en la que se muestra la colocación de los electrodos para la adquisición de estas derivaciones.

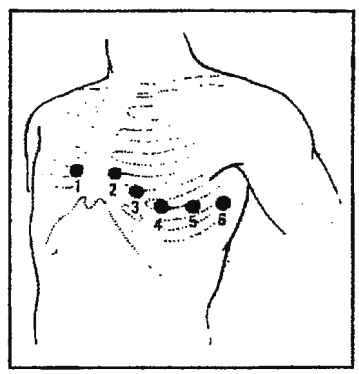


Figura 2.11. Conexiones para derivaciones torácicas unipolares.

2.4.2.4. DERIVACIONES AUMENTADAS DE LAS EXTREMIDADES.

Sus trazos son iguales que los de las derivaciones estándar de las extremidades, con la diferencia, que son un 50% más grandes en amplitud respecto a las estándar. A continuación se presentan las conexiones para la obtención de estas derivaciones.

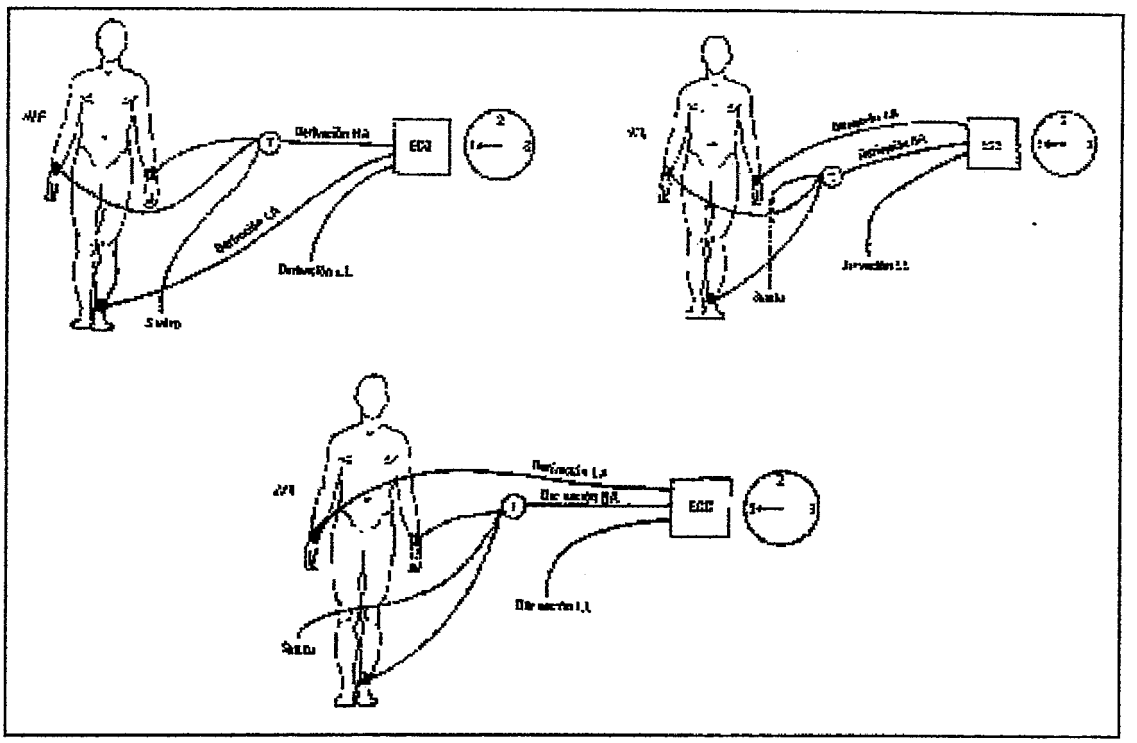


Figura 2.12. Conexiones para derivaciones aumentadas de las extremidades.

2.4.2.5. RELACIONES ENTRE LAS DERIVACIONES UNIPOLARES DE LAS EXTREMIDADES Y LAS DERIVACIONES BIPOLARES ESTÁNDAR.

Las derivaciones I, II, II, aVR, aVL aVF, representan vectores en el plano frontal y se basan en:

$$I = VL - VR(LA - RA) \qquad \text{Ec. 2.6}$$

II= VF-VR(LL-RA) Ec. 2.7

III=VF-VL(LL-LA) Ec. 2.8

Puesto que las derivaciones aumentadas de las extremidades equivalen a 3/2 de las derivaciones de las extremidades no aumentadas, podemos enunciar las ecuaciones así [Lippman 6]:

I = 2/3(aVL-aVR) Ec. 2.9

II=2/3(aVF-aVR) Ec. 2.10

III=2/3(aVF-aVL) Ec. 2.11

Con estas ecuaciones y combinándolas podemos enunciar las ecuaciones de la siguiente manera:

VR = - I + II / 3 Ec. 2.12

AVR = - I + II / 3 X 3/2 = - I+II/2 Ec. 2.13

VL = I - II / 3 Ec. 2.14

AVL = I – III /3 X 3/2 = I - II / 2 Ec. 2.15

VF = II + III / 3 X 3/2 = II + III / 2 Ec. 2.16

CAPITULO 3. TEORÍA DE LA RESONANCIA ADAPTATIVA ART

Las redes ART, en contraste a las demás arquitecturas de redes neuronales, posee un proceso de aprendizaje muy rápido, requiriendo solamente una señal de entrada para definir una categoría, no siendo necesario mas que esta señal para que la red tenga la capacidad de discriminar o discernir los vectores de entrada, además de que este tipo de red neuronal tiene la capacidad de estar en un aprendizaje constante, por lo que quedará la posibilidad de actualizar las categorías, dependiendo de las restricciones que se definan en la red.

Es debido a ésto que se utilizará esta topología para la clasificación de los patrones cardiacos, el comportamiento de este tipo de red se explicará en este capitulo.

La teoría de resonancia adaptativa (ART) fue introducida por Stephen Grossberg en 1976. La cual está compuesta principalmente por dos capas. La primera capa consiste de un número de neuronas igual al número de entradas. La segunda contiene un número de neuronas igual al número de salidas. La característica principal de las redes ART es que cada neurona de entrada está conectada a cada neurona de salida y viceversa. Este peculiar arreglo proporciona características muy especiales a la red:

- Aprendizaje ONLINE, la red se encuentra en un constante aprendizaje basándose en las señales de entrada.
- Plasticidad de aprendizaje, capacidad de aprender nuevos patrones.
- Estabilidad del aprendizaje, capacidad de retener patrones previamente aprendidos.

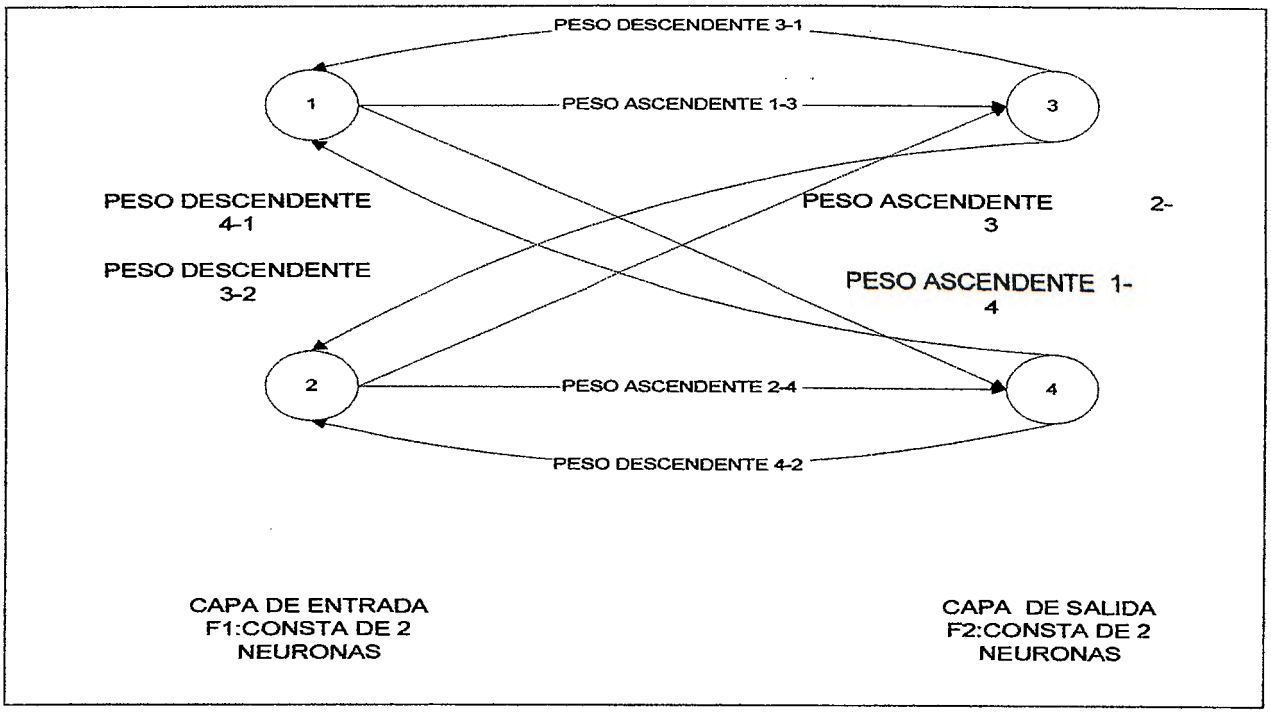


Figura 3.1 Estructura de una red ART

El termino de "resonancia" se refiere al estado resonante de la red en el cual el vector prototipo de una categoría se equiparará al vector de entrada lo suficiente, para que el subsistema lo pueda catalogar dentro de una categoría de salida y retorne al inicio para recibir otro vector de entrada. La igualdad de vectores causa que la capa de entrada active el nodo correspondiente en la capa de salida.

La red ART 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 entrada a la red. Los pesos de las conexiones se ajustan en función de la neurona que haya resultado vencedora.

La selectividad de una señal entrante para ser catalogada dentro de un nodo de salida debe estar dentro de un margen limitado por el parámetro de vigilancia "ρ". El valor del parámetro se encuentra dentro de 0 y 1. Entre más cercano a 1 esté el parámetro más tendrá que ser la similitud del vector prototipo de una categoría con el vector de entrada para ser catalogado.

La red ART es capaz de crear su nodo de salida basándose en los patrones de entrada por medio de organización propia. Solo cuando se ha llegado a un estado resonante la red es actualizada. La red es resonante solo si el vector de entrada es similar al vector de una categoría o cuando se entrena por primera vez para cada categoría. La primera vez cualquier vector de entrada será resonante, el orden de salida dependerá del algoritmo que se implemente.

Hay dos tipos de redes ART:

1) ART1, esta red tiene a su entrada solo datos digitales (cero lógico o uno lógico).

2) ART2, procesa señales análogas de entrada.

3.1. ART1

La siguiente figura presenta un diagrama de la topología de una red ART1.

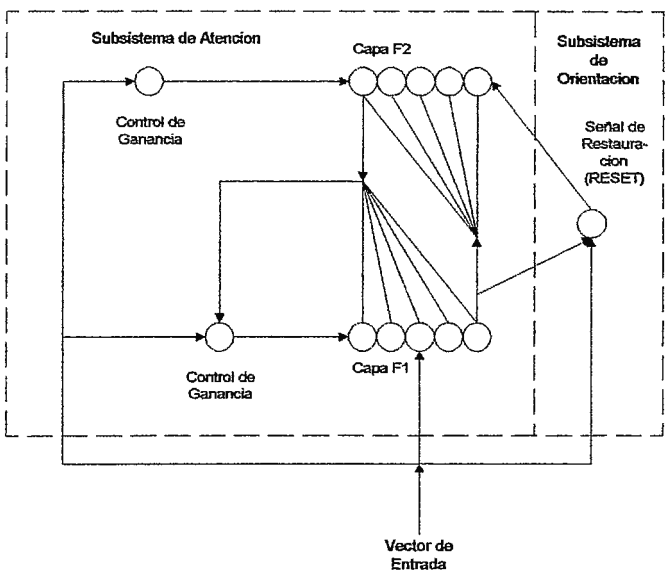


Figura 3.2 Diagrama de una topología ART1

La siguiente figura presenta un diagrama de flujo del procesamiento de una señal en ART1.

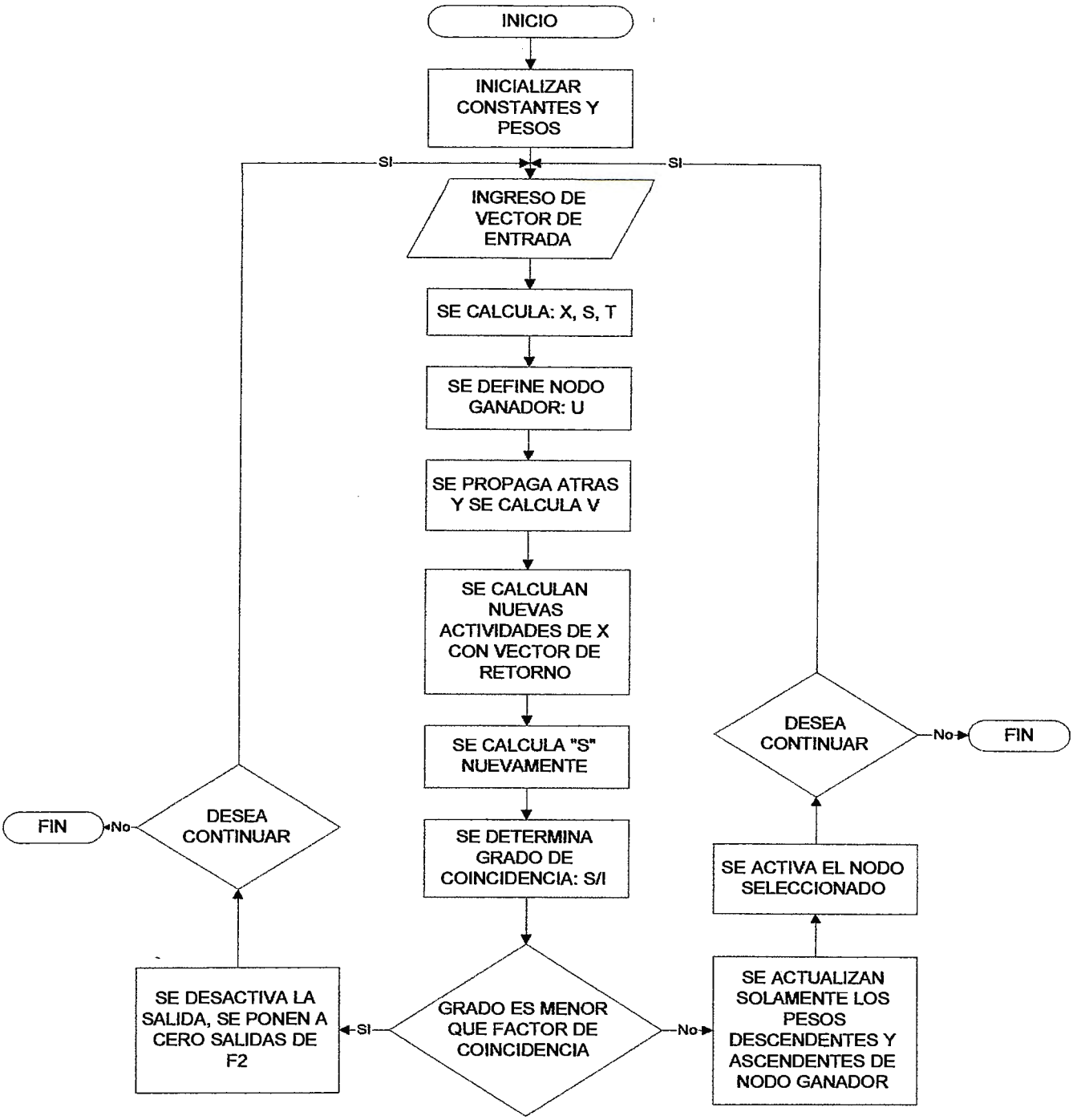


Figura 3.3 Diagrama del proceso de una red ART1

Para el diseño de la red ART1 se deben tener en consideración ciertas condiciones de valores de ajuste, pero lo primero es definir la capa de entrada (F1) y la capa de salida

(F2). M es el número de neuronas de F1 y N el número de neuronas de F2. Las siguientes condiciones se deben cumplir para seleccionar los otros parámetros.

$A_1 \geq 0$

$C_1 \geq 0$

$D_1 \geq 0$

$\text{Max}\{D_1,1\} < B_1 < D_1 + 1$

$L > 1$

$0 < \rho \leq 1$

En donde : A_1, B_1, C_1, D_1, L : Variables de ajuste de la red.

ρ : Factor de Coincidencia.

Los pesos descendentes (Z_{ij}), de la capa F2 a F1 reciben valores iniciales de acuerdo a:

$$Z_{ij}(0) > (B_1 - 1) / D_1 \qquad \text{Ec 3.1}$$

Los pesos ascendentes (Z_{ji}), de la capa F1 a F2 reciben valores iniciales de acuerdo con:

$$0 < Z_{ji}(0) < L / (L - 1 + M) \qquad \text{Ec 3.2}$$

Todas las actividades de F2 tienen valores iniciales de cero, F1 recibe valores iniciales dados por:

$$X_{1i}(0) = -B_1 / (1+C_1) \qquad \text{Ec 3.3}$$

ART1 es una red neuronal que procesa señales digitales de entrada, por lo que cada entrada de la red solo podrá tener 0 ó 1. El vector de entrada recibe el nombre de I_i.

El proceso que sigue un vector de entrada en la red es el siguiente:

1) Al aplicar un vector de entrada I_i a F1, es transformado este vector en base a :

$$X_{1i} = -I_i / (1 + A_1(I_i + B_1) + C_1) \qquad \text{Ec 3.4}$$

2) El vector de salida de F1 se obtiene por

$$S_i = h(X_{1i}) = \begin{cases} 1 & X_{1i} > 0 \\ 0 & X_{1i} \leq 0 \end{cases} \qquad \text{Ec 3.5}$$

3) Se propaga S hacia la capa F2 mediante el efecto de este vector y los pesos ascendentes.

$$T_j = \Sigma X_j Z_{ji} \text{ para cada fila de pesos} \qquad \text{Ec 3.6}$$

4) Se selecciona la salida que se activará en el vector U con el valor no nulo correspondiente

T_j = máximo valor de T para todo T_j $\quad U_j = 1$

en caso contrario $\quad U_j = 0$

5) En este punto se desplaza el vector U hacia la primera capa mediante el efecto de los pesos descendentes

$$V_i = \Sigma U_j Z_{ij} \text{ para cada columna de los pesos} \qquad \text{Ec 3.7}$$

6) En este punto se calcula el efecto del vector retroalimentado por la respuesta a la entrada en la capa F1

$$X_{1i} = (I_i + D_1V_i - B_1) / (1 + A_1(I_i + D_1V_i) + C_1) \qquad \text{Ec 3.8}$$

7) Se calcula nuevamente el vector de salida de F1 como en el paso 2.
8) Se determina el grado de coincidencia entre el vector de la salida de la capa F1 retroalimentado y la entrada I_i.

$$(\Sigma S_i) / (\Sigma I_i) \qquad \text{Ec 3.9}$$

9) Si $|S|/|I| < \rho$ entonces la salida seleccionada por el vector U se desactiva, se ponen a cero las salidas de F2 y se espera nuevamente otro vector de entrada, de lo contrario seguimos adelante.

10) Se actualizan los pesos ascendentes de la salida seleccionada por U

$$Z_{Ji} = L / (L - 1 + |S|) \text{ en la salida activa} \qquad \text{Ec 3.10}$$
$$0 \quad \text{para las demás salidas}$$

11) Se actualizan los pesos descendentes provenientes de la salida seleccionada por U

$Z_{iJ} = 1$ para el nodo activo
0 para los demás nodos

12) Se restauran todos los valores de F2 no los pesos. Y se espera un nuevo vector de entrada.

3.2. ART2

La red ART2 tiene la misma estructura de una red ART1, pero es más compleja ya que dentro de su capa de entrada y salida se encuentran diferentes subcapas de tratamiento, como se muestra en la siguiente figura.

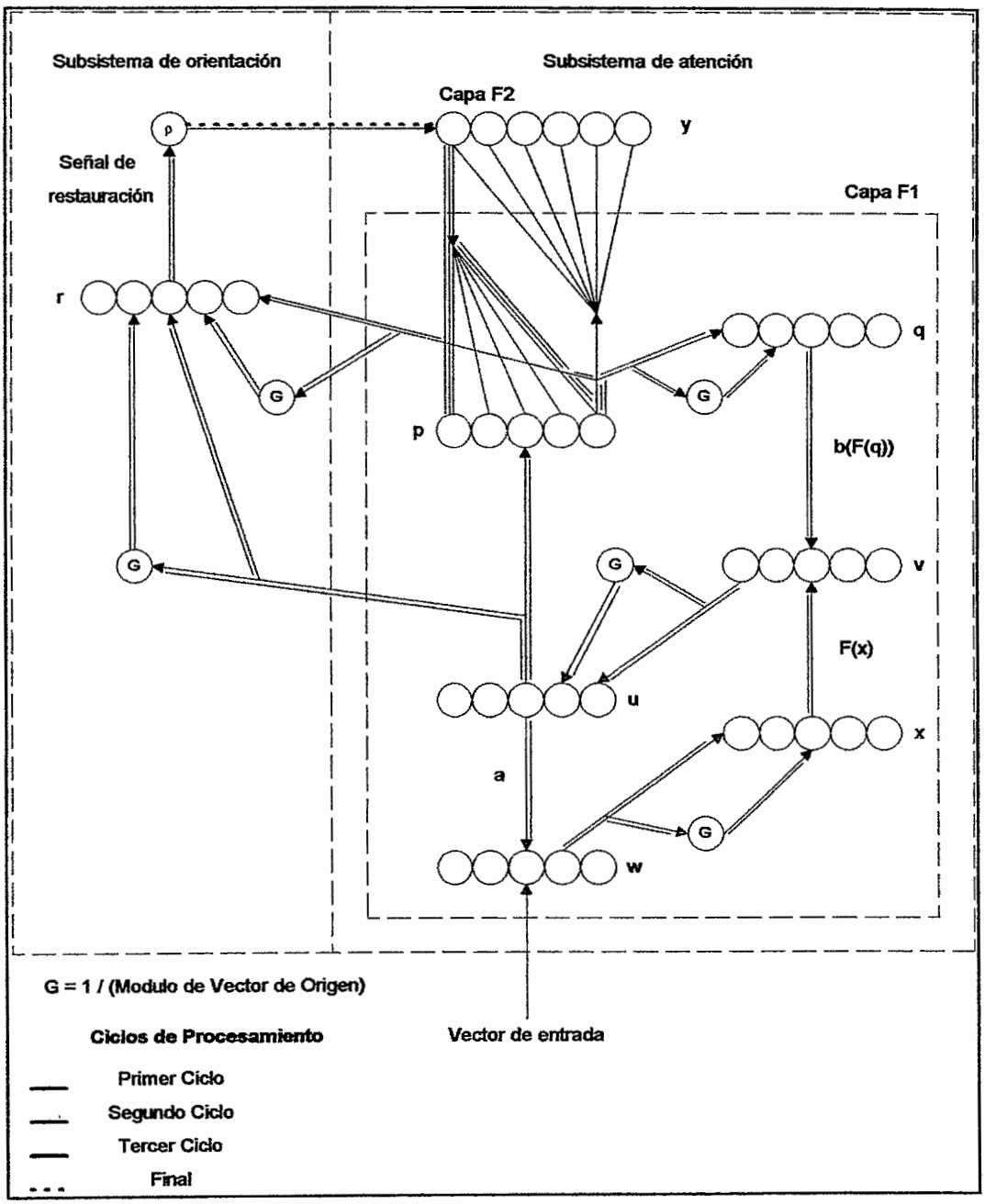


Figura 3.4 Diagrama de la topología de una red ART2

Estas subcapas se encargan de reducir el vector de entrada a su vector unitario en algunos casos. Como la red ART2 procesa señales análogas se deben reducir estos vectores a un vector unitario para poder clasificarlo en una categoría. El proceso de clasificación se lleva a cabo mediante el vector resultante de entrada contra los pesos. El siguiente diagrama de flujo presenta una mejor visualización del proceso del ART2.

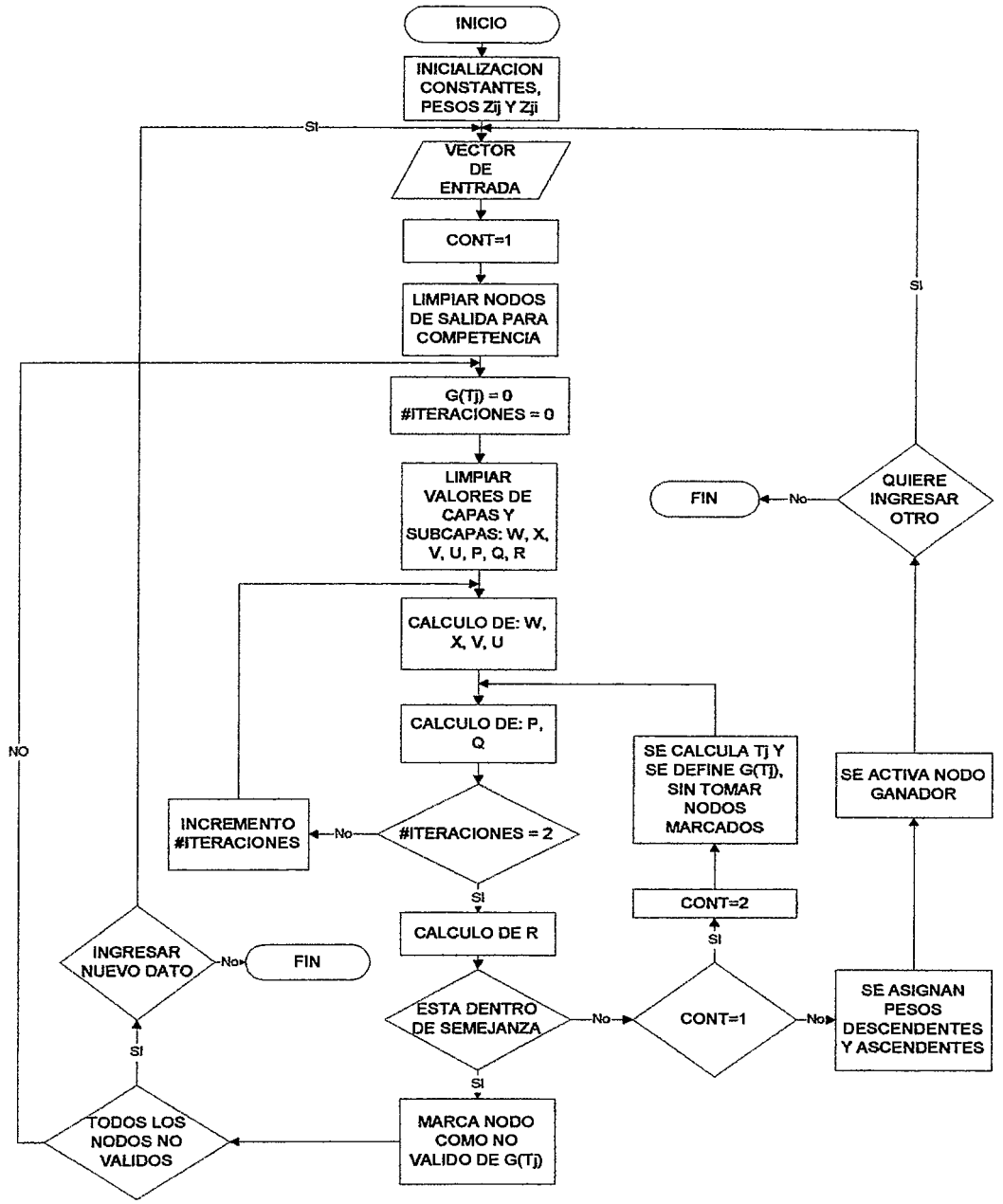


Figura 3.5 Diagrama del proceso de una red ART2

El proceso de la ART2 es el siguiente:

La red consiste de dos partes F1 y F2. M es el número de neuronas de F1 y N el número de neuronas de salida. Las siguientes condiciones se deben cumplir para seleccionar los otros parámetros. Las constantes a, b, c, d, e y θ son valores de ajuste para la red. Donde ρ es el parámetro de vigilancia y θ el mínimo valor de entrada análoga detectable.

$$a, b > 0$$

$$0 \leq d \leq 1$$

$$cd / (1 - d) \leq 1$$

$$0 \leq \theta \leq 1$$

$$0 \leq \rho \leq 1$$

$$e << 1$$

Todos los pesos descendentes tienen valores iniciales de cero.

$$Z_{ij}(0) = 0 \qquad \text{Ec 3.11}$$

Todos los pesos ascendentes iniciales tienen el siguiente valor.

$$Z_{ji}(0) \leq 1 / ((1 - d)\sqrt{M}) \qquad \text{Ec 3.12}$$

El procesamiento de la señal una vez se introduce el dato es:

Se ponen en cero los vectores de las capas y subcapas del sistema, se inicializa un contador con uno.

Se aplica el vector análogo de entrada I_i a la capa W de F1.

$$W_i = I_i + aU_i \qquad \text{Ec 3.13}$$

W se propaga a la subcapa X.

$$X_i = W_i / (e + \|W\|) \qquad \text{Ec 3.14}$$

El vector W se reduce a su vector unitario X si e = 0.

X se propaga a la capa V.

$$V_i = f(X_i) + bf(Q_i) \qquad \text{Ec 3.15}$$

$$\text{En donde, } f(X) = \begin{cases} 0 & 0 \le X \le \theta \\ X & X > \theta \end{cases}$$

$$f(Q) = \begin{cases} 0 & 0 \le Q \le \theta \\ Q & Q > \theta \end{cases}$$

Se propaga a la subcapa U.

$$U_i = V_i / (e + \|V\|) \qquad \text{Ec 3.16}$$

6) Se propaga hasta la subcapa P.

$$P_i = U_i + \delta Z_{iJ} \qquad \text{Ec 3.17}$$

En el proceso de aprendizaje δZ_{iJ} es cero, porque los pesos son cero. En los demás casos, cuando ya se han definido pesos para los diferentes nodos de salida, se multiplica "d" por la columna de pesos correspondientes a la salida seleccionada, las demás columnas son iguales a cero. Donde, $\delta Z_{iJ} = G(T_j) \bullet Z_{ij}$.

7) P se propaga a la subcapa Q.

$Q_i = P_i / (e + ||P||)$ Ec 3.18

8) Se repiten los pasos del 2 al 7 hasta que se estabilicen los datos. Generalmente dos veces es suficiente.

9) Se calcula la salida de la capa R.

$R_i = (U_i + cP_i) / (e + ||U|| + c||P||)$ Ec 3.19

10) Se determina si hay restauración si $\rho / (e + ||R||) > 1$, por lo tanto se restaura F2 y se marcan todos los posibles nodos activos de F2 como no aptos para la competición regresándose al paso 2. Al no cumplirse la ecuación y el contador es igual a 1. Se incrementa el contador y se sigue con el paso 11. Si no se cumple la ecuación y el contador es igual a 2 se salta al paso 14 porque hay resonancia (el vector de entrada es lo suficientemente parecido al vector de referencia de una categoría).
Se entiende como restauración, al proceso en el cual se inicializan todos los valores de capas y subcapas. Eliminando el vector actual de entrada, esperando por uno nuevo para comenzar en el paso 1. Porque el vector de entrada actual no puede ser catalogado en ninguna categoría existente.

11) Se propaga P hasta F2.

$T_j = \sum P_i Z_{ji}$ para todas las filas Ec 3.20

12) Se selecciona el nodo ganador en base a lo siguiente no tomando en cuenta nodos marcados para no competir.

$G(T_j) = d$ T_j es máximo para todo T mientras sea válido el nodo
0 en caso contrario

13) Se repiten los pasos 6 a 10.

14) Se modifican los pesos ascendentes de la unidad ganadora de F2.

$$Z_{Ji} = U_i / (1 - d) \qquad \text{Ec 3.21}$$

15) Se modifican los pesos descendentes de la unidad ganadora.

$$Z_{iJ} = U_i / (1 - d) \qquad \text{Ec 3.22}$$

16) Se elimina el vector de entrada y se ponen a cero los valores de capas y subcapas. Inicializando en el paso1.

3.3. DESARROLLO DEL PROCEDIMIENTO ART2

A continuación se presenta el desarrollo de un ejemplo para una red ART2. Las constantes tomaran los siguientes valores: a = 10; b = 10; c = 0.1; d = 0.9; e = 0; $\theta = 0.2$; $\rho =$ 0.9. El vector de entrada es $I_i = (0.2, 0.7, 0.1, 0.5, 0.4)$. La capa F2 o de salida tiene N = 6 y F1 o de entrada tiene M = 5.

En primer lugar se inicializan los pesos ascendentes y descendentes, de la siguiente forma.

Pesos descendentes igual a cero.

$$Z_{ij} = \begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

Pesos ascendentes, $Z_{ji} = \frac{0.5}{(1-d)\sqrt{M}} = \frac{0.5}{(1-0.9)\sqrt{5}} = 2.236$

$$Z_{ji} = \begin{matrix} 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 \\ 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 \\ 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 \\ 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 \\ 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 \\ 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 \end{matrix}$$

El proceso es el siguiente a través de las capas y subcapas:

1) Se propaga el vector de entrada a través de las capas y subcapas, debido a que en este momento no hay realimentación todos los vectores existentes en las capas y subcapas son cero. Y el contador es igual a 1.

2) Se propaga I a W.

$$W_i = I_i + aU_i = (0.2, 0.7, 0.1, 0.5, 0.4) + 10(0, 0, 0, 0, 0) = (0.2, 0.7, 0.1, 0.5, 0.4)$$

3) W se propaga a la subcapa X.

$$X_i = W_i / (e + \|W\|)$$

$$\|W\| = \sqrt{(0.2^2 + 0.7^2 + 0.1^2 + 0.5^2 + 0.4^2)}$$

$$X_i = (0.2, 0.7, 0.1, 0.5, 0.4) / (0 + 0.9746)$$

$$X_i = (0.205, 0.718, 0.103, 0.513, 0.410)$$

4) X se propaga a la capa V.

$$V_i = f(X_i) + bf(Q_i)$$

En donde, $f(X) = \begin{cases} 0 & 0 \le X \le \theta \\ X & X > \theta \end{cases}$

$f(Q) = \begin{cases} 0 & 0 \le Q \le \theta \\ Q & Q > \theta \end{cases}$

$$V_i = f(0.205, 0.718, 0.103, 0.513, 0.410) + 10f(0, 0, 0, 0, 0)$$

$$V_i = (0.205, 0.718, 0.000, 0.513, 0.410)$$

5) Se propaga a la subcapa U.

$$U_i = V_i / (e + \|V\|) = (0.205, 0.718, 0.000, 0.513, 0.410) / (0 + 0.9943)$$

$$U_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$$

6) Se propaga hasta la subcapa P.

$$P_i = U_i + \delta Z_{iJ} \text{ como } Z_{ij} = \begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$, ver paso 6 del proceso ART2.

$$P_i = U_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$$

7) P se propaga a la subcapa Q.

$$Q_i = P_i / (e + ||P||) = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412) / (0 + 0.9998)$$

$$Q_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$$

8) Se comienza la segunda iteración para estabilizar los datos desde el paso 2 al 7.

a) Se propaga I a W.

$$W_i = I_i + aU_i = (0.2, 0.7, 0.1, 0.5, 0.4) + 10(0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$$

$$W_i = (2.26, 7.92, 0.1, 5.66, 4.52)$$

b) W se propaga a la subcapa X.

$$X_i = W_i / (e + ||W||) = (2.26, 7.92, 0.1, 5.66, 4.52) / (0 + 10.9685)$$

$$X_i = (0.206, 0.722, 0.009, 0.516, 0.412)$$

c) X se propaga a la capa V.

$$V_i = f(X_i) + bf(Q_i)$$

En donde, $f(X) = \begin{cases} 0 & 0 \le X \le \theta \\ X & X > \theta \end{cases}$

$f(Q) = \begin{cases} 0 & 0 \le Q \le \theta \\ Q & Q > \theta \end{cases}$

$$V_i = f(0.206, 0.722, 0.009, 0.516, 0.412) + 10f(0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$$

$$V_i = (2.266, 7.942, 0.000, 5.676, 4.532)$$

d) Se propaga a la subcapa U.

$U_i = V_i / (e + ||V||) = (2.266, 7.942, 0.000, 5.676, 4.532) / (0 + 10.9984)$

$U_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$

e) Se propaga hasta la subcapa P.

$$P_i = U_i + \delta Z_{iJ} \text{ como } Z_{ij} = \begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$, ver paso 6 del proceso de ART2.

$P_i = U_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$

f) P se propaga a la subcapa Q.

$Q_i = P_i / (e + ||P||) = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412) / (0 + 0.9998)$

$Q_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$

Dos iteraciones son suficientes para estabilizar los datos. Se sigue adelante.

9) Se calcula la salida de la capa R.

$R_i = (U_i + cP_i) / (e + ||U|| + c||P||) = ((0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412) + 0.1(0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)) / (0 + 0.9998 + 0.1(0.9998))$

$R_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$

10) Se determina si hay restauración (ver paso 10 de proceso ART2) si $\rho / (e + \|R\|) > 1$, por lo tanto se restaura F2 y se marcan todos los posibles nodos activos de F2 como no aptos para la competición regresándose al paso 2. Al no cumplirse la ecuación y el contador es igual a 1. Se incrementa el contador y se sigue con el paso 11. Si no se cumple la ecuación y el contador es igual a 2 se salta al paso 14 porque hay resonancia.

$\rho / (e + \|R\|) = 0.9 / (0 + 1) = 0.9$ no es mayor que 1, por lo tanto se incrementa contador y se sigue adelante

11) Se propaga P hasta F2.

$T_j = \sum P_i Z_{ji} =$ (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)

2.236	2.236	2.236	2.236	2.236
2.236	2.236	2.236	2.236	2.236
2.236	2.236	2.236	2.236	2.236
2.236	2.236	2.236	2.236	2.236
2.236	2.236	2.236	2.236	2.236
2.236	2.236	2.236	2.236	2.236

Se multiplica cada valor de P_i con su respectivo valor de la primera fila de Z_{ji}, sumando todos los productos se genera el primer valor de T_j. De igual forma pero cambiando de fila en Z_{ji} (pasar a la segunda, tercera...) para generar todos los valores de T_j.

$T_j = (4.152, 4.152, 4.152, 4.152, 4.152, 4.152)$

12) Se selecciona el nodo ganador en base a lo siguiente no tomando en cuenta nodos marcados para no competir.

$G(T_j) = d$ T_j es máximo para todo T mientras sea válido el nodo

1 en caso contrario

Como T_j tiene todos los componentes iguales y no se a marcado a ninguno para no competir, se selecciona el primero de izquierda a derecha como ganador. Quedando la función G de la siguiente manera.

$$G(T_j) = (0.9, 0, 0, 0, 0, 0)$$

13) Se repiten los pasos 6 a 10.

a) Se propaga hasta la subcapa P.

$$P_i = U_i + \delta Z_{iJ}$$

$P_i = U_i$ pero para visualizar bien el desarrollo plantearemos como se calcula δZ_{iJ}

$$\delta Z_{iJ} = G(T_j)\, Z_{ij} = (0.9, 0, 0, 0, 0, 0) \bullet \begin{matrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix} = (0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

Se desarrolla el producto punto de dos matrices, multiplicando respectivamente los valores de la matriz 1 con la primera columna de la matriz 2. Sumando luego los productos, para obtener el primer componente de δZ_{iJ}. Se repite el proceso con la siguiente columna de la matriz de Z_{ij} para obtener el segundo componente de δZ_{iJ} y así sucesivamente. Para poder calcular P_i.

$$P_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412) + (0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$P_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$$

b) P se propaga a la subcapa Q.

$Q_i = P_i / (e + ||P||) = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412) / (0 + 0.9998)$

$Q_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$

c) Como el contador tiene 2 se sigue adelante, no es necesario hacer mas iteraciones.

d) Se calcula la salida de la capa R.

$R_i = (U_i + cP_i) / (e + ||U|| + c||P||) = ((0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412) + 0.1(0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)) / (0 + 0.9998 + 0.1(0.9998))$

$R_i = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412)$

e) Se determina si hay restauración (ver paso 10 del proceso ART2) si $\rho / (e + ||R||) > 1$, por lo tanto se restaura F2 y se marcan todos los posibles nodos activos de F2 como no aptos para la competición regresándose al paso 2. Al no cumplirse la ecuación y el contador es igual a 1. Se incrementa el contador y se sigue con el paso 11. Si no se cumple la ecuación y el contador es igual a 2 se salta al paso 14 porque hay resonancia.

$\rho / (e + ||R||) = 0.9 / (0 + 1) = 0.9$ no es mayor que 1, el contador es igual a 2 se salta al paso 14

14) Se modifican los pesos ascendentes de la unidad ganadora de F2.

$Z_{Ji} = U_i / ((1 - d)*2) = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412) / ((1 - 0.9)*2)$

$Z_{Ji} = (1.031, 3.609, 0.000, 2.579, 2.063)$

$$Z_{ji} = \begin{matrix} 1.031 & 3.609 & 0.000 & 2.579 & 2.063 \\ 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 \\ 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 \\ 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 \\ 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 & 2.236 \end{matrix}$$

15) Se modifican los pesos descendentes de la unidad ganadora.

$$Z_{iJ} = U_i / (1 - d) = (0.206, 0.722, 0.000, 0.516, 0.412) / (1 - 0.9)$$

$$Z_{iJ} = (2.063, 7.219, 0.000, 5.157, 4.125)$$

$$Z_{ij} = \begin{matrix} 2.063 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 7.219 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.000 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 5.157 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 4.125 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$$

16) Se elimina el vector de entrada y se ponen a cero los valores de capas y subcapas. Inicializando en el paso1. Para esperar un nuevo vector de entrada.

Se repiten todos los pasos anteriores para los siguientes vectores de entrada:

$I_2 = (0.9, 0.4, 0.1, 0.7, 1.0)$

$I_3 = (0.1, 0.4, 0.9, 0.5, 0.3)$

$I_4 = (0.7, 0.2, 0.6, 0.3, 0.2)$

$I_5 = (0.1, 0.2, 0.4, 0.7, 0.9)$

$I_6 = (0.6, 0.2, 0.6, 0.2, 0.6)$

Las dos matrices resultantes de los pesos asignados son:

$$Z_{ji} = \begin{matrix} 1.031 & 3.609 & 0.000 & 2.579 & 2.063 \\ 2.869 & 1.275 & 0.000 & 2.231 & 3.187 \\ 0.000 & 1.747 & 3.931 & 2.184 & 1.311 \\ 3.609 & 0.000 & 3.094 & 1.547 & 0.000 \\ 0.000 & 0.000 & 1.655 & 2.896 & 3.724 \\ 2.886 & 0.000 & 2.886 & 0.000 & 2.886 \end{matrix}$$

$$Z_{ij} = \begin{matrix} 2.063 & 5.738 & 0.000 & 7.219 & 0.000 & 5.773 \\ 7.219 & 2.550 & 3.494 & 0.000 & 0.000 & 0.000 \\ 0.000 & 0.000 & 7.863 & 6.188 & 3.310 & 5.773 \\ 5.157 & 4.463 & 4.369 & 3.094 & 5.793 & 0.000 \\ 4.125 & 6.376 & 2.621 & 0.000 & 7.448 & 5.774 \end{matrix}$$

CAPITULO 4. PREPROCESADO.

4.1. CARACTERISTICAS DE LA SEÑAL DE ECG.

La siguiente figura muestra los tres diferentes anchos de banda que se utilizan en electrocardiografía.

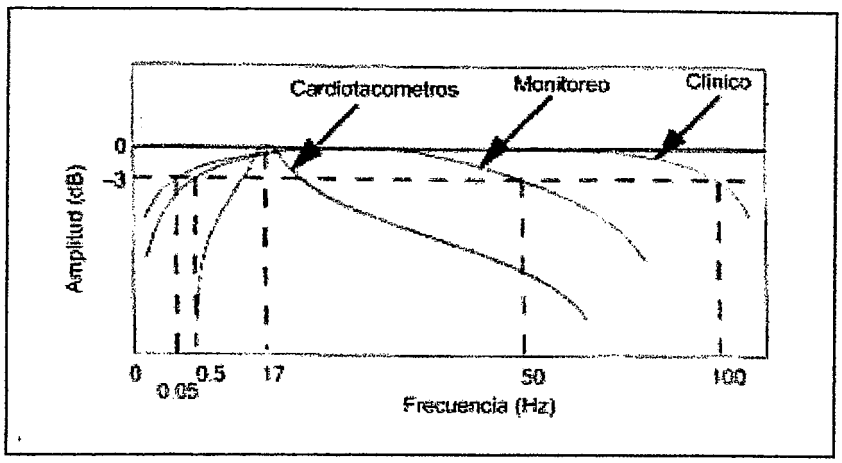


Figura 4.1. Anchos de Banda para la señal ECG.

Se utilizan tres anchos de banda elementales para la adquisición del biopotencial cardiaco.

- Clínico: 0.05 a 100 Hz.
- Monitoreo: 0.5 a 50 Hz.
- Cardiotacométros: 12.5 a 21.5 Hz

Para nuestra aplicación se utilizará el ancho de banda clínico, ya que aquí la señal es adquirida con todas sus componentes, a diferencia del ancho de banda de monitoreo en el cual lo único importante es evaluar el trazo de manera cualitativa, para nuestra aplicación se evaluará de forma cuantitativa, es por ésto la importancia de tener acceso a todas las componentes de la señal.

Debido a que el electrocardiograma es una herramienta muy útil para el diagnóstico, pero el trazo por si mismo no proporciona toda la información necesaria para realizarlo. Los parámetros básicos a utilizar en el proceso mencionado, que son extraídos del trazo de ECG, se explican con detalle en el siguiente numeral.

4.2. PARAMETROS DE PREPROCESADO.

Debido a que sería demasiado extenso tomar todos los puntos de muestreo de la señal adquirida como entrada para el sistema de clasificación, se considera como una solución, no trabajar directamente con la señal en sí, sino que previamente se realizará un preprocesamiento que tome parámetros representativos de las características de la señal. Como se muestra en la figura 4.2.

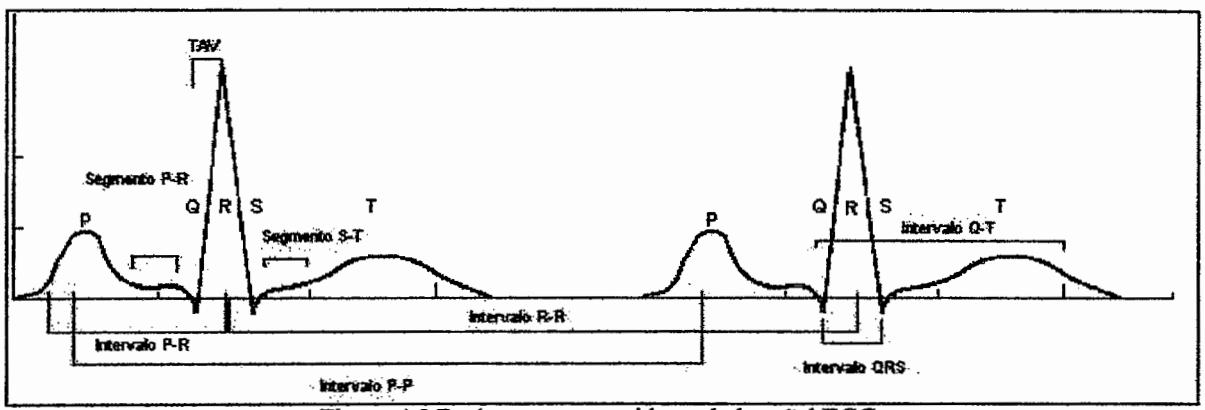


Figura 4.2 Parámetros a considerar de la señal ECG.

En el siguiente listado se presentan las definiciones de los diferentes parámetros a tomar en cuenta para la realización de la etapa de preprocesado.

Intervalo R-R: Es la distancia entre dos ondas R sucesivas. Si el ritmo ventricular es regular el intervalo en segundos (o fracciones de segundo) entre los vértices de dos ondas R sucesivas dividido entre 60 (segundos) dará la frecuencia cardiaca por minuto. Si el ritmo ventricular es irregular, se cuenta el número de ondas R en un periodo determinado (por ejemplo, 10 segundos) y el resultado se convierte en el número de ondas por minuto.

Por ejemplo, si se cuentan 20 ondas R en un intervalo de 10 segundos, la frecuencia ventricular es de 120 por minuto.

Intervalo P-P: En el ritmo sinosal regular, el intervalo P-P será el mismo que el intervalo R-R. Sin embargo, cuando el ritmo ventricular es irregular o cuando las frecuencias auricular y ventricular son diferentes pero regulares, el intervalo P-P debe medirse desde el mismo punto en dos ondas P sucesivas y la frecuencia auricular se cuenta de la misma forma que la frecuencia ventricular.

Intervalo P-R: Este intervalo mide el tiempo de conducción AV. Comprende el tiempo que se requiere para:

1) La despolarización auricular
2) El retardo normal de la conducción en el nodo AV (aproximadamente 0.07 seg.)
3) El paso del impulso a través del haz de His y sus ramas hasta el principio de la despolarización ventricular.

Se mide desde el principio de la onda P hasta el principio del complejo QRS. Aun cuando se usa comúnmente el término P-R, sería más exacto hablar de P-Q. El valor normal de este intervalo está en el orden de 0.12-0.20 segundos. Este intervalo debe correlacionarse con la frecuencia cardiaca; normalmente, mientras más lenta es la frecuencia cardiaca, más largo es el intervalo P-R. Un intervalo P-R de 0.2 segundos puede no tener ningún significado clínico con una frecuencia cardiaca de 60, pero puede muy bien ser importante cuando la frecuencia cardiaca es de 100. Los valores de P-R también varían con la edad y con la complexión.

Intervalo QRS: Este intervalo mide el total del tiempo de despolarización ventricular. Se mide desde el principio de la onda Q (o de R si no se ve onda Q) hasta el fin de la onda S. El limite superior de normalidad es de 0.06 a 0.09 segundos en derivaciones del plano frontal.

Intervalo Q-T: Se mide este intervalo desde el principio de la onda Q hasta el final de la onda T. Mide la duración de la sístole eléctrica. El intervalo Q-T varia con la

frecuencia cardiaca y debe ser corregido (Q-Tc). El Q-Tc normal no debe de exceder de 0.43 segundos en el hombre y de 0.45 segundos en la mujer.

Intervalo S-T: Es la duración del segmento RS-T. Es la porción del trazo que va desde el final de la despolarización ventricular al inicio de la repolarización ventricular, habitualmente este segmento es isoeléctrico, pero puede variar desde -.005 hasta +0.2mV. Es elevado o deprimido comparado con la línea basal que se encuentra entra la terminación de la onda T y el inicio de la onda P, o cuando se le relaciona con el nivel del segmento P-R.

Intervalo de onda T: Representa la repolarización de los ventrículos. Y los periodos de esta onda son variantes.

Onda P: Producido por la señal generada en el nodo sinosal que atraviesa las fibras musculares hacia el nodo atrioventricular, la cual ocasiona la contracción auricular, el intervalo típico es de 0.06 a 0.11 segundos por 2.5 mm (divisiones de la cuadricula estándar para la medición de ECG) de altura.

Adicional a los intervalos se analizarán las amplitudes de las siguientes ondas y segmentos.

Onda P.
Onda Q.
Onda R.
Onda S.
Onda T.
Segmento S-T.

Gracias a estos parámetros el electrocardiograma es una poderosa herramienta de diagnostico, ya que la evaluación de la frecuencia y duración de las ondas que conforman el ECG proporcionan información muy útil acerca del funcionamiento del corazón. Por ejemplo, una onda P de amplitud elevada indica una aurícula derecha demasiado grande,

una onda Q más grande de lo normal podría indicar un ataque al corazón (infarto de miocardio) y una onda R demasiado grande (en amplitud) usualmente indica ventrículos agrandados, un infarto agudo del miocardio eleva el segmento S-T sobre la línea basal, cualquier desviación de ritmo de la secuencia de excitación es llamado arritmia cardiaca; esta es causada por un desorden funcional o estructural como un ritmo cardiaco anormal, engrandecimiento de las aurículas o ventrículos o daño en el miocardio; además, como la actividad eléctrica es sensible a los cambios en la concentración iónica, el electrocardiógrafo puede usualmente mostrar una regulación electrolítica normal.

4.3. PREPROCESADO DE LA SEÑAL DE ECG.

Para la obtención de los parámetros se realizará lo siguiente:

Se tomará un período de procesado de 600 mseg. (como mínimo)[6], dentro del cual se adquirirán las muestras necesarias para obtener por lo menos dos ciclos de la señal ECG para definir la frecuencia cardiaca, esta se definirá a partir del intervalo R-R, con la obtención de este intervalo de tiempo se podrá calcular la frecuencia en ciclos por segundo de la repetitibilidad del ciclo cardiaco, luego al multiplicarla por el factor de conversión correcto se obtendrá la frecuencia cardiaca en latidos o ciclos cardiacos por minuto. Una vez hecho esto, se procederá a reducir la muestra a un solo ciclo con el cuál se obtendrían el resto de parámetros. Que solo son definiciones de tiempo de duración de ondas y las amplitudes de éstas, las cuales serán definidas por las coordenadas generadas por el adquisidor de señales. Para la determinación de estos parámetros se realizará lo siguiente, se sincronizará una ventana de tiempo de 250mS como mínimo, con el complejo QRS como centro, se tomarán 100mseg antes y 150mseg después, tiempo suficiente para lograr procesar todas las ondas que componen la señal electrocardiográfica.

[6] El tiempo indicado puede variar dependiendo de la frecuencia entre las amplitudes R y R consecutivas en una misma entrada.

Una vez obtenido el preprocesado, es decir luego de procesar las muestras para convertirlas en 14 parámetros (ver apartado 4.2), se enviarán a la etapa de clasificación, es decir dichos datos se convertirían en los valores o vectores de entrada de la red neuronal.

4.4 SEÑALES A SER CLASIFICADAS.

A continuación se presentan los patrones básicos que serán clasificados por la red neuronal, se ha marcado en las señales las variaciones que indican una anormalidad, las cuales serán detectadas en la parametrización, para convertirlas en los vectores de entrada para la red neuronal.

Bradicardia sinosal:

Trastorno circulatorio que consiste en la contracción regular del miocardio con una frecuencia inferior a 60 latidos por minuto. El corazón normalmente disminuye su frecuencia durante el sueño y en algunas personas con gran entrenamiento físico el pulso puede ser muy lento. El gasto cardiaco disminuye por lo que pueden aparecer mareos, vértigo, dolor torácico e incluso síncope con colapso respiratorio.

Asístole:

Ausencia de latido cardiaco que se distingue de la fibrilación porque en ésta la actividad eléctrica persiste aunque la contracción cese. La asístole se caracteriza por un breve período de paro cardiaco producido por una aceleración en la frecuencia. En la asístole hay que practicar inmediatamente reanimación cardiopulmonar con masaje cardiaco y ventilación adecuada. Si con estas medidas no se consigue reiniciar las contracciones, puede administrarse una descarga eléctrica con un desfibrilador.

Fibrilación Auricular:

Trastorno caracterizado por contracciones parciales de la aurícula, rápidas y sin ninguna sincronía, que producen latidos ventriculares irregulares a razón de 130-150/min. La aurícula puede descargar más de 350 impulsos/min. pero algunos de ellos no atraviesan el nodo AV. Los ventrículos no pueden contraerse en respuesta a todos los estímulos que reciben y las contracciones ventriculares pierden su organización. Las pulsaciones rápidas producen una disminución del gasto cardiaco y las contracciones desorganizadas de las aurículas favorecen la formación de trombos en ellas.

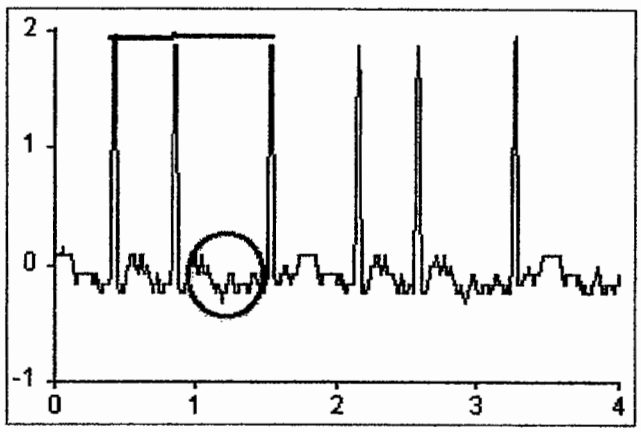


Figura 4.3. Fibrilación Auricular.

Bloqueo I Atrioventricular de segundo grado:

Los impulsos auriculares que no son conducidos hasta el ventrículo en un momento en que no existe interferencia fisiológica constituye el bloqueo AV de segundo grado. La onda P no conducida puede ser intermitente o frecuente a intervalos regulares o irregulares y puede ser precedida por intervalos P-R fijos o con alargamiento progresivo. Se distinguen dos tipos:

MOBITZ I: Se caracteriza por alargamiento progresivo de P-R con una onda P no conducida.

MOBITZ II: El intervalo P-R permanece constante antes de la onda P bloqueada. El complejo QRS se mantiene normal.

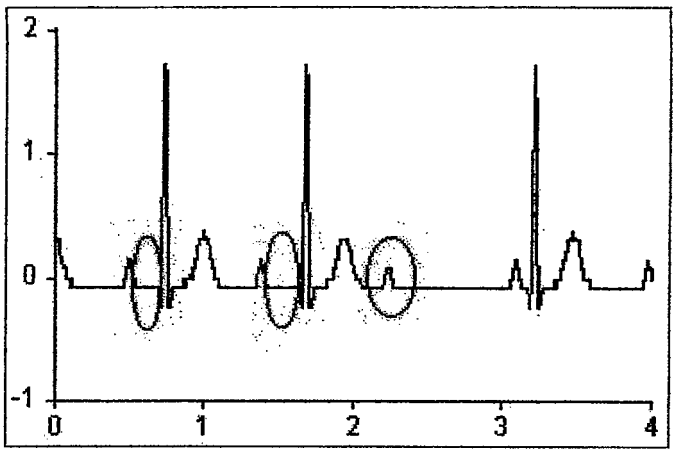


Figura 4.4. Bloqueo Atrioventricular de segundo grado Mobitz I.

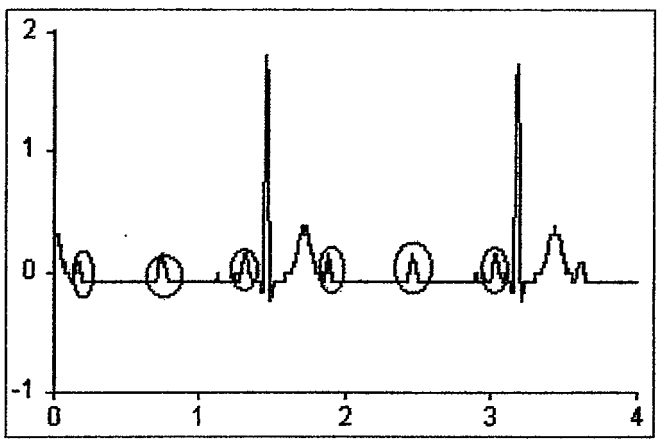


Figura 4.5. Bloqueo Atrioventricular de segundo grado Mobitz II.

Bloqueo Atrioventricular de tercer grado:

Es cuando ya no existe actividad auricular que se conduzca hasta los ventrículos y por lo tanto, las aurículas y los ventrículos son controlados por marcapasos independientes.

La frecuencia ventricular para el bloqueo AV completo adquirido es menor que 40 latidos por minuto, pero puede ser mayor cuando es congénito.

El bloqueo AV es causado por cirugía, trastornos electrolíticos, endocarditis, tumores, enfermedades de chagas, mixidema y procesos infiltrativos.

En el congénito el complejo QRS es normal, en el adquirido el complejo QRS se ensancha.

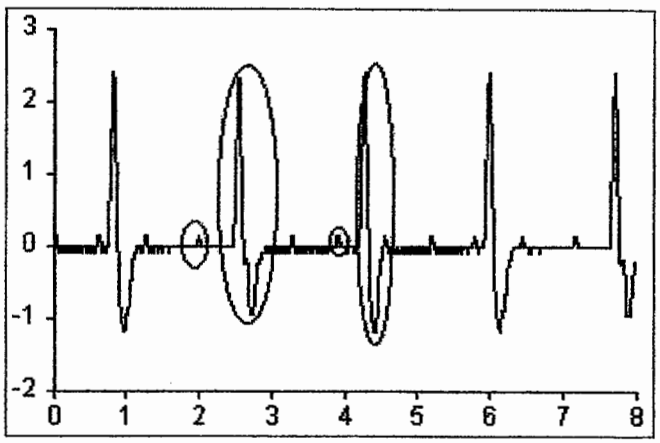


Figura 4.6. Bloqueo Atrioventricular de tercer grado

Taquicardia Ventricular:

Presencia de tres o más extrasístoles ventriculares (latidos que aparecen prematuramente dentro del ciclo cardiaco) consecutivas (De 100 a 150 pulsaciones por minuto). Sucesión de complejos QRS anchos y abigarrados con frecuencia superior a los cien por minuto. S-T y T se oponen al complejo QRS, en ocasiones el intervalo R-T es prolongado.

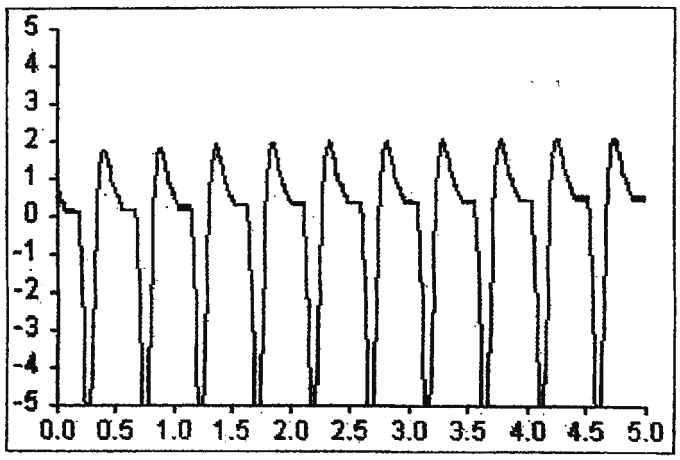


Figura 4.7 Taquicardia Ventricular.

Flutter auricular.

Es similar a la taquicardia, solo que su frecuencia excede las 220 pulsaciones por minuto.

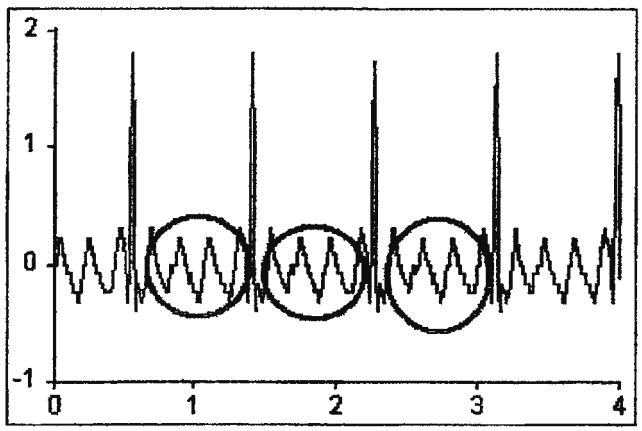


Figura 4.8. Aleteo Auricular.

Fibrilación Ventricular:

Arritmia cardiaca causada por depolarizaciones rápidas y desorganizadas del miocardio ventricular. Este trastorno se caracteriza por una falta absoluta de organización

de los impulsos eléctricos, la conducción y la contracción ventricular. La presión cae a cero y el enfermo pierde la conciencia. Al cabo de 4 minutos sobreviene la muerte y por ello hay que aplicar inmediatamente las medidas de desfibrilación y ventilación.

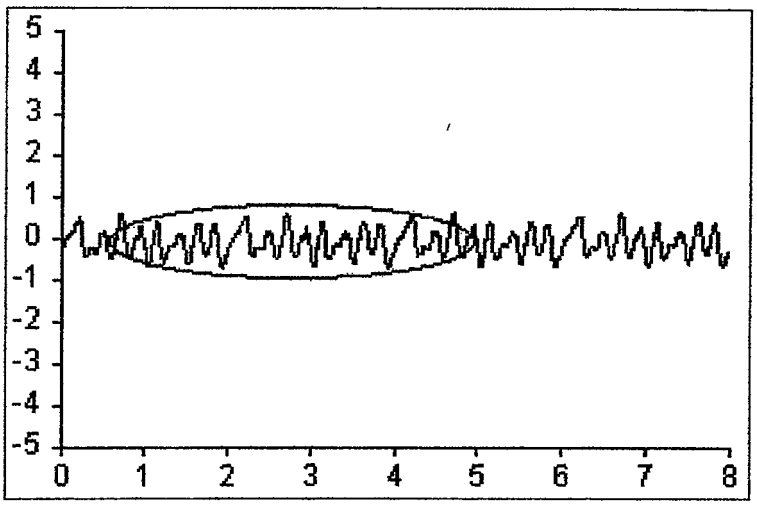


Figura 4.9. Fibrilación Ventricular.

Taquicardia Auricular:

Trastorno circulatorio consistente en la contracción del miocardio con una frecuencia de 100 a 150 latido por minuto. La frecuencia cardiaca se acelera normalmente en respuesta a la fiebre, la ejercitación o la excitación nerviosa. A medida que el músculo cardiaco va recibiendo una cantidad insuficiente de oxígeno y no puede mantener el ritmo acelerado, se desarrolla una bradicardia. La taquicardia actúa también aumentando la cantidad de oxígeno aportado a las células del organismo al incrementar el volumen de sangre que circula por los vasos.

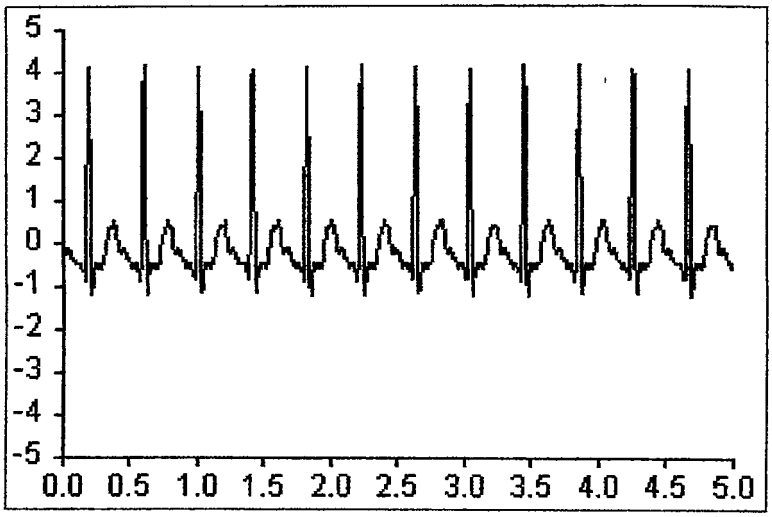


Figura 4.10. Taquicardia Auricular.

Bloqueo AV de primer grado:

Cada impulso auricular se conduce hacia los ventrículos, produciendo una frecuencia ventricular, pero con intervalo P-R excediendo de 0.20 s., además no existen ondas P aisladas, es decir que por cada onda P existe un complejo QRS.

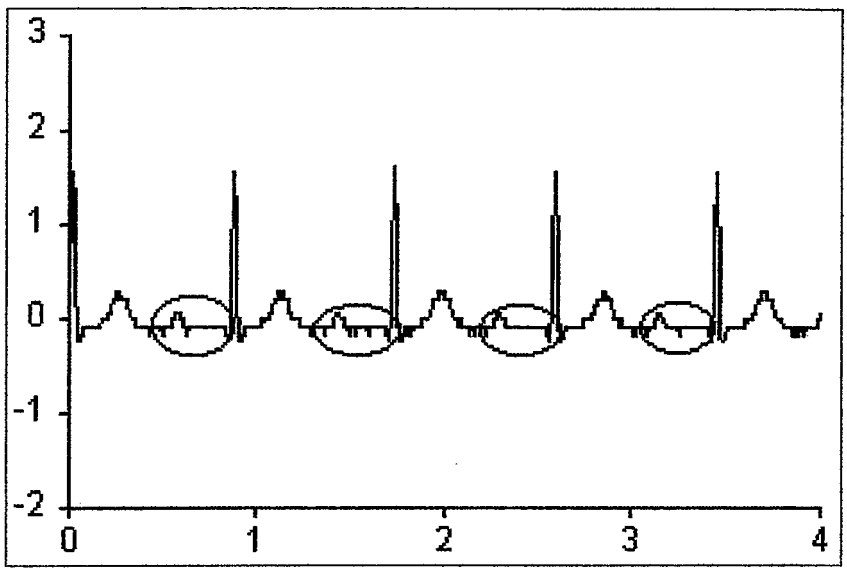


Figura 4.11. Bloqueo AV de primer grado

Idioventricular:

Arritmia resultante, cuando un impulso es iniciado por un marcapaso ectópico localizado en el ventrículo.

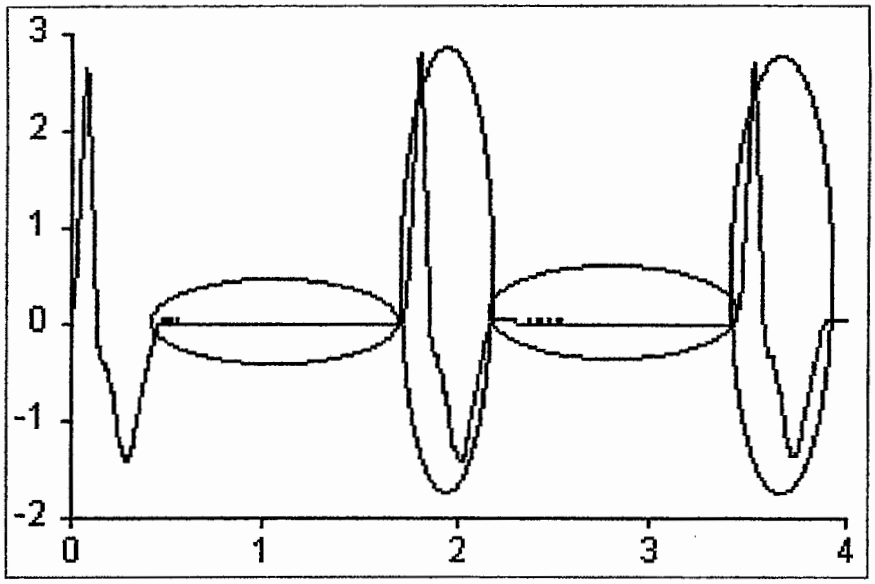


Figura 4.12. Idioventricular

Asístole ventricular:

Ver asístole.

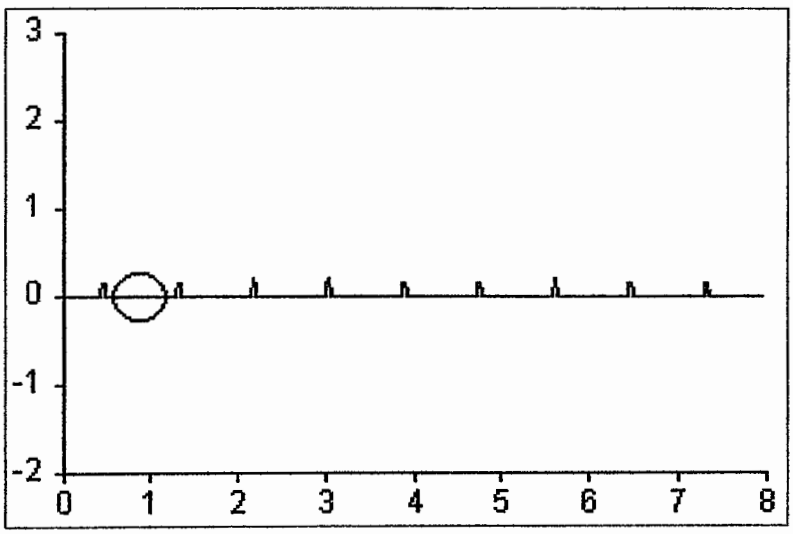


Figura 4.13. Asístole ventricular.

Elevación del Segmento S-T:

Es un ritmo normal, la diferencia es que si tiene ± 1mm dentro de la cuadricula del papel para trazo de ECG, de depresión o elevación, es considerada una anormalidad.

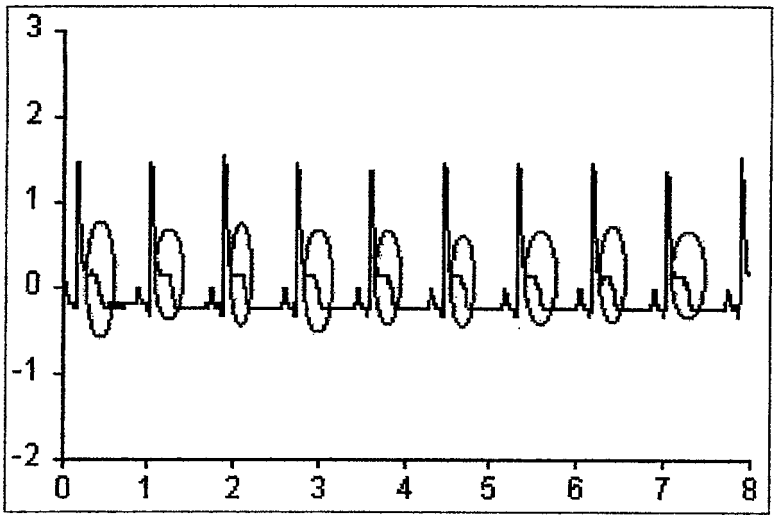


Figura 4.14. Elevación del Segmento S-T.

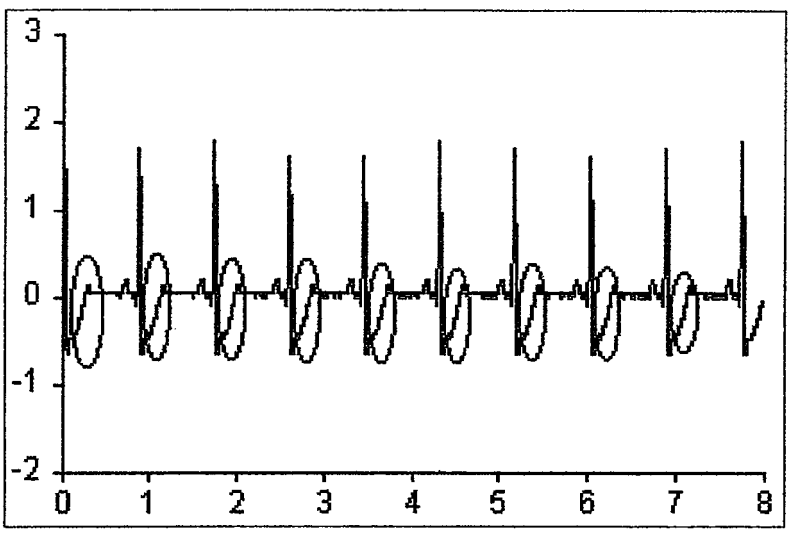


Figura 4.15. Depresión del segmento S-T

Contracción Auricular Prematura (PAC):

Arritmia cardiaca caracterizada por la aparición de un latido ventricular antes de la estimulación eléctrica normal que se refleja en el ECG con la presencia de un complejo QRS amplio y precoz que no va precedido de la onda P. Algunas causas de ello son el estrés, la acidosis, el desequilibrio electrolítico, la hipoxia, la hipercapnia, la dilatación ventricular y la intoxicación por ciertos fármacos como el digital y la quinidina.

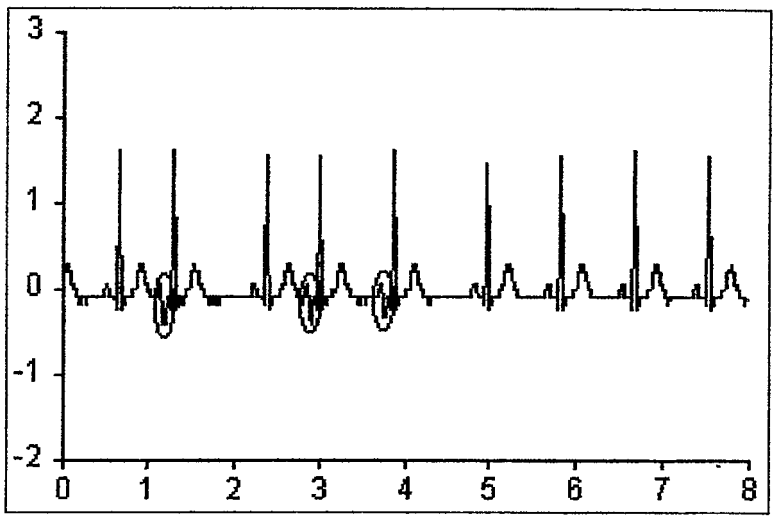


Figura 4.16. CAP.

Contracción Ventricular Prematura:

Arritmia cardiaca caracterizada por la aparición de un latido auricular antes de la estimulación normal, que se refleja en el ECG con la aparición de una onda P precoz seguida de un complejo QRS normal. Entre las posibles causas figuran dilatación o isquemia auricular, estrés, cafeína y nicotina. Las extrasístoles auriculares no suelen tener importancia sin embargo si aparecen frecuentemente, pueden dar a lugar a taquicardias o fibrilación auricular, que originan disminución del gasto cardiaco.

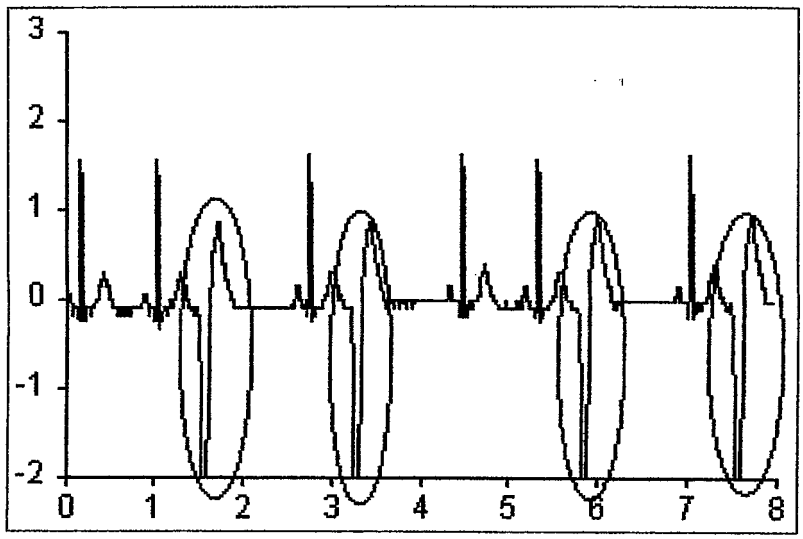


Figura 4.17. CVP.

4.5 ADQUISICIÓN DE SEÑALES.

Debido a que no existe ningún tipo de base de datos de señales electrocardiográficas, se fue al Hospital Nacional Rosales, para obtener patrones que contribuirían a determinar el porcentaje de reconocimiento de la red entrenada. Adquiriendo 110 señales en una semana. Debido al flujo de pacientes no se pudo adquirir a satisfacción la señal electrocardiográfica proporcionada por la derivación II, ya que el protocolo de adquisición que se utiliza en el hospital registra seis derivaciones, y se tenía la limitante de no poder interferir en el proceso (tomar mas tiempo en la derivación de interés), por lo que del total de señales adquiridas, no todas podian ser utilizadas en el sistema, ya que en algunas, no era posible siquiera distinguir alguna de las ondas fundamentales del ECG.

Ademas el sistema trabaja con un adquisitor, que solo puede adquirir 2000 muestras como máximo en su ciclo de trabajo, por lo que no se podía tener una adquisición en tiempo real, se recomienda desarrollar la adquisición de manera alternativa, a traves de las entrada de audio de la tarjeta de sonido de la mayoría de computadores actuales, con la única necesidad de implemtar una pequeña etapa de acondicionamiento de señal.

CAPITULO 5. CLASIFICACION DE SEÑALES

El siguiente paso es explicar en lo que realizará la red neuronal, ya incorporada en el sistema, así como todos los componentes que la conforman. Se consideró importante iniciar la explicación con un diagrama de bloques para una mejor comprensión por parte del lector.

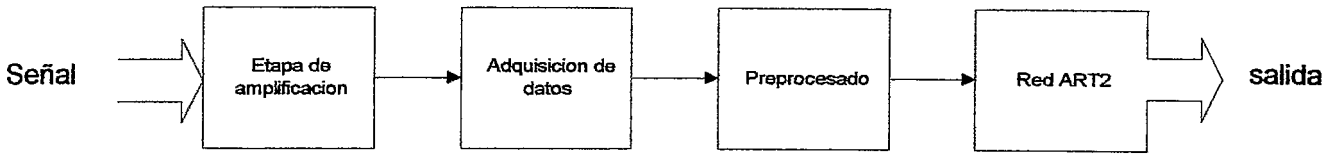


Figura 5.1 diagrama de bloques del sistema.

Como puede observarse en la figura anterior el sistema obtendrá una señal utilizando tres electrodos (en el caso que sea tomada de una persona) o solamente de cables (si se utiliza un simulador de ECG), esta señal pasará luego a una etapa de amplificación para llevarla a valores analógicos que puedan ser detectados fácilmente (esta etapa es un aditamento por lo que se utiliza un amplificador de instrumentación ya construido); una vez obtenido y amplificado, el patrón cardiaco está listo para ser digitalizado, ésto se realiza utilizando un Sistema Adquisidor de Datos (DAS, aditamento de la red neuronal que se utiliza, no se construye) el cual ingresa la señal con valores analógicos y es convertida a valores digitales que pueda utilizar una computadora.

Cuando se tiene el ECG en la computadora, inicia el preprocesado, el cual fue explicado en el capítulo 4, dicho proceso devuelve 14 parámetros o características de la señal de entrada que posteriormente se convierten en las entradas a la red neuronal, que es la etapa final, la cual inicia el proceso de aprendizaje y organización si es la primera vez que recibe entradas o de clasificación en caso contrario, para luego proceder a la presentación de un reporte en la pantalla.

5.1. PARTES DEL SISTEMA.

5.1.1. ELECTRODOS.

El mecanismo de la conductividad eléctrica en el cuerpo envuelve portadores de carga iónica, por lo tanto, la recolección de este potencial se basa en la interacción de estos portadores de cargas iónicas y las corrientes iónicas transconducidas, requeridas por los cables y los aparatos de instrumentación.

Esta función de transconducción es realizada por los electrodos, los cuales consisten en conductores eléctricos, en contacto con soluciones iónicas acuosas del cuerpo.

La interacción entre los electrones del electrodo y los iones del cuerpo, pueden afectar grandemente el trabajo de estos sensores, y en algunos casos se requiere que se hagan consideraciones específicas para ciertas aplicaciones.

En una interface entre un electrodo y una solución iónica redox (oxidación-reducción), se necesitan que las reacciones ocurran para que la carga sea transferida entre el electrodo y la solución. Estas relaciones pueden ser representadas generalmente por las siguientes ecuaciones.

$$C \leftrightarrow C^{n+} + ne^{-} \qquad \text{Ec. 5.1}$$

$$A^{m-} \leftrightarrow A + me^{-} \qquad \text{Ec. 5.2}$$

Donde n es la valencia del compuesto positivo (catión) "C", y m es la valencia del material negativo (anión) "A". Para la mayoría de los sistemas de electrodos, los cationes en la solución y el metal de los electrodos son los mismos.

Entonces los átomos C (del electrodo), son oxidados cuando ellos pierden electrones y se dirigen hacia la solución como iones cargados positivamente. Estos iones son reducidos cuando el proceso ocurre en la dirección inversa. Es decir en el caso de la

reacción para el anión, la dirección para la oxidación y reducción ocurren en la forma inversa. Para operación óptima de estos electrodos estas dos reacciones deben ser reversibles, ya que estas reacciones deben poder ocurrir tanto en una dirección como en otra, en algunos casos.

Cuando no existe un flujo eléctrico entre el electrodo y la solución iónica, el potencial observado será el potencial de media célula, en caso de existir flujo de corriente estos potenciales serán afectados, el resultado de la medida de esta diferencia de potencial cuando ocurre un flujo de corriente, se conoce como sobre voltaje, que no es mas que el resultado de la alteración de las concentraciones en la superficie de contacto.

El electrodo de plata-cloruro de plata, es el que posee, las características de electrodo no polarizable, por lo tanto es el más práctico para aplicaciones de instrumentación de biopotenciales.

Los electrodos consisten en una base de plata, recubiertos de una capa de cloruro de plata.

Un electrodo típico de este tipo consiste en una pieza de metal de plata finamente dividida por una matriz de plata-cloruro de plata, y debido a que esta matriz es insoluble en soluciones acuosas, permite que la superficie del electrodo sea muy estable.

La siguiente figura muestra la construcción de los electrodos de plata cloruro de plata.

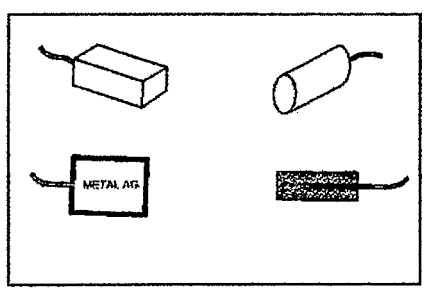


Figura 5.2. Electrodos de Ag-AgCL

5.1.1. 1. CARACTERÍSTICAS ELÉCTRICAS.

Las características eléctricas de los electrodos de biopotenciales, son generalmente no lineales y función de la densidad de corriente en su superficie. De esta manera para usar modelos lineales, los electrodos deben ser operados a potenciales y corrientes bajas.

Bajo estas idealizaciones, podemos representar los electrodos por el circuito equivalente representado en la figura siguiente:

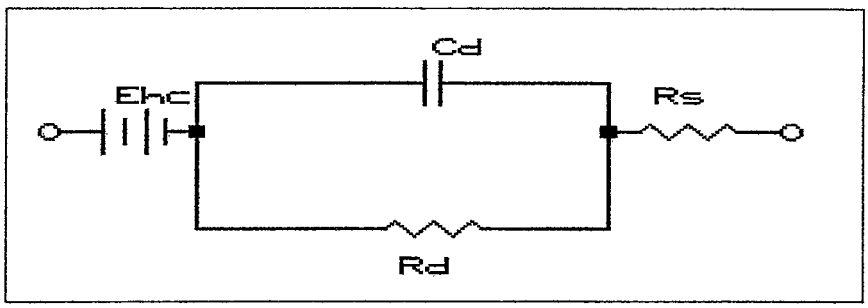


Figura 5.3. Modelo del transductor.

En este circuito R_d y C_d son las componentes asociadas con la interface y la polarización de esta interface, R_s es la resistencia de los materiales del electrodo y E_{hc} es el potencial de media célula descrito anteriormente.

5.1.1.2. CABLES.

Los cables de paciente, deben de tener buenas características de conducción así como tener buenas propiedades de blindaje, para el caso los cables de paciente están hechos de cables coaxial en los cuales el blindaje es de plata para mejorar la conducción de posibles interferencias a tierra, además se debe estudiar la elongación apropiada del cable ya que no puede ser muy corto porque limitaría la movilidad del paciente, también hay que

evitar un tamaño exagerado porque ésto podría contribuir a la creación de lazos que se convierten en excelentes antenas para todo tipo de interferencias.

5.1.2. AMPLIFICADOR DE INSTRUMENTACION.

El amplificador diferencial utilizado para la adquisición de la señal, es un amplificador diferencial double-ended; debido a que la señal de ECG proveniente del corazón se detecta mediante dos electrodos colocados en el cuerpo, por consiguiente la señal de ECG se obtiene de una diferencia de potencial entre dos puntos, ya sea brazo izquierdo o brazo derecho y las dos extremidades inferiores, pierna izquierda y derecha.

Hay que tener en cuenta que el cuerpo humano no es de potencial tierra, por lo que se precisa una tercera conexión como referencia, conectada generalmente a pierna derecha.

Debido a ésto a los electrodos se les presentarán potenciales iguales en ambos puntos y por lo tanto el amplificador de entrada tiene que presentar una ganancia de modo común muy baja, mientras que tendrá una ganancia diferencial muy alta, esta aseveración coincide con el parámetro de los amplificadores operacionales CMRR, definido de la siguiente manera:

CMRR= ganancia diferencial/ganancia de modo común Ec. 5.3

La configuración del amplificador utilizado se muestra en la figura de la siguiente página.

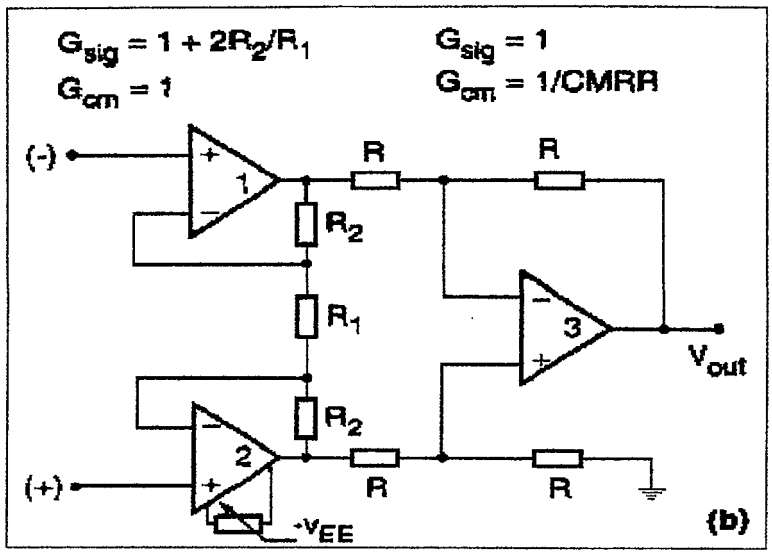


Figura 5.4. Amplificador diferencial double-ended.

De la figura podemos observar, la diferencia entre las ganancias de modo común y la ganancia de modo diferencial de como éstas dependen de factores diferentes, ya que la ganancia de la señal depende de la siguiente ecuación:

$$G_{SIG} = 1+2R_2/R_1 \qquad \text{Ec. 5.4}$$

Y una ganancia de modo común:

$$G_{CM} = 1 \qquad \text{Ec. 5.5}$$

Esto para la primera etapa del amplificador (double-ended), las ecuaciones que rigen al amplificador diferencial de salida son las siguientes.

$$G_{SIG} = 1 \qquad \text{Ec. 5.6}$$

$$G_{CM} = 1/CMRR \qquad \text{Ec. 5.7}$$

5.1.2.1. ETAPA DE PROTECCIÓN DE ALTO VOLTAJE.

Esta etapa es muy importante, ya que protege al aparato, de un posible daño, que le pudiese ocurrir al realizarse una descarga de voltaje, como la de un desfibrilador por ejemplo ya que se debe considerar la posibilidad de que en un caso especial, se realice una descarga en un paciente que esté conectado en ese momento al electrocardiógrafo, la siguiente figura muestra el diagrama de realización de esta etapa.

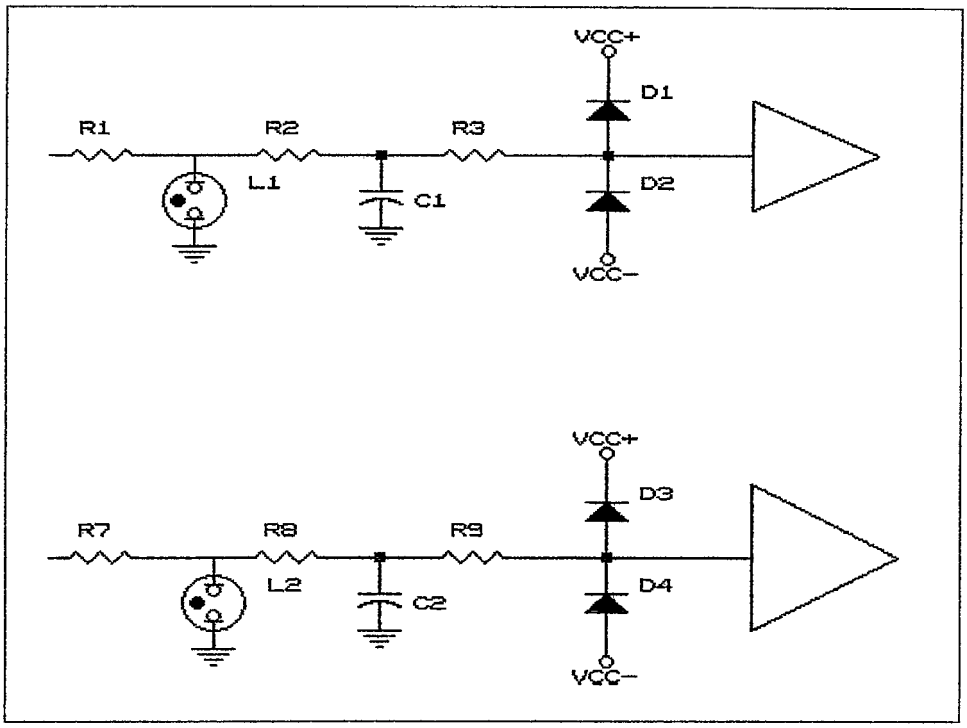


Figura 5.5. Etapa de protección.

Esta etapa, consiste en el uso de diodos para mantener una diferencia de potencial de ±0.7V máximo en las entradas de los amplificadores, por consiguiente la máxima diferencia de potencial permitida en los electrodos de pacientes, además se usan GDT (Gas discharge tube), tubos de descarga de gas, los cuales se encargan de eliminar cualquier transitorio de alto voltaje que se pudiese dar en la entrada del electrocardiógrafo, como se mencionó anteriormente, la descarga de un desfibrilador por ejemplo.

5.1.2.2. ETAPA DE AISLAMIENTO.

El aislamiento se puede realizar a través de tres técnicas capacitivas, inductiva y optoeléctrica, en nuestro caso usaremos la última por las características de los optoacopladores de aislamiento de voltaje 2.5KV, el circuito siguiente usa una configuración en la cual la señal transmitida, a través del primer optoacoplador, es retroalimentada a un segundo optoacoplador, el cual a su vez es la otra señal de entrada de un amplificador, con ésto se logra linealizar la función de transferencia del circuito, y se logra superar la característica de los optoacopladores de que no son lineales.

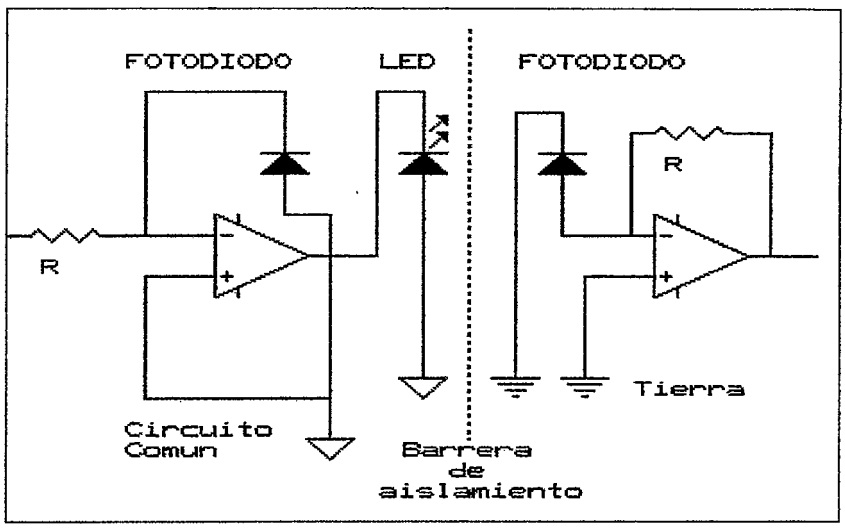


Figura 5.6. Circuito de aislamiento.

5.1.3. MODULO DAS.

El módulo para adquisición de datos (DAS, PCI-1), es una interface compacta para un ordenador personal, éste consta de dos entradas analógicas diferenciales conmutables (±10V, ±200mV, ±20mA), y dos salidas analógicas (±10V, ±20mA), canales A y B correspondientes.

En la parte posterior del dispositivo se tienen otros cuatro canales de entrada analógicos adicionales, para conectar a un amplificador aislador mediante un clavijero de

diodo (±2.4V), los canales de entrada y de salida poseen una resolución de 8 bits a excepción del canal de entrada B que posee una resolución de 12 bits.

Una interface de 8 bits entrada/salida sirve para la conexión de conmutadores activadores, de elementos digitales y de modelos controlados digitalmente. La salida se efectúa a través de la memoria del sistema, los estados de todas las señales están indicadas mediante LED (diodo emisor de luz).

Debido a que tiene un microprocesador 68000 independiente de la computadora tiene las siguientes características:

- La interface se puede conectar a otra computadora a través de un conector serie RS-232.
- Puede compartir tareas.
- Ofrece un método de conexión del ordenador con la periferia a través de cables conectores.
- Puede ser controlado por diversos lenguajes de programación.

En el proyecto se programa el DAS configurándolo con las siguientes características:

- Un periodo de muestreo de 4 segundos para obtener varios ciclos de la señal.
- Un total de 2 000 muestras.
- Se utiliza el canal A, con rango de entrada ±10V.
- Se utiliza la salida serial para comunicarse con la computadora.

5.1.4. PREPROCESADO.

Etapa en la que se minimiza el número de entradas a la red neuronal, está desarrollada a nivel de software (se utilizó visual Basic), por lo que se explicará con el siguiente algoritmo.

- Declaración de las variables a utilizar.

- Obtención de las 2000 muestras de la señal de entrada y guardarlas en una matriz para su posterior uso.
- Búsqueda en la matriz del valor mayor que corresponde a la amplitud del punto R y el tiempo de muestreo en el que ocurre.
- Ubicándose en el punto encontrado, se realiza otra búsqueda similar para encontrar el siguiente valor R.
- Con los dos tiempos anteriores se puede determinar la frecuencia ventricular.
- Ubicándose en el primer punto R y utilizando el tiempo entre los dos R se comienza a rastrear a la izquierda y a la derecha, para obtener los puntos siguientes.
- Se busca el valor de Q y el tiempo en el que se dio, ubicado a la izquierda del punto R.
- Una vez ubicado el punto Q, se toma éste como referencia para encontrar de forma similar el valor de P y el tiempo en el que ocurre.
- Regresando al valor de R, se busca el valor de S y el tiempo en el que se dió, ubicado a la derecha del punto R.
- Una vez ubicado el punto S, se toma éste como referencia para encontrar de forma similar el valor de T y el tiempo en el que se da.
- Cuando se tiene el valor de P y el tiempo en que ocurre dicho valor, se realiza un rastreo similar hacia la izquierda y derecha de este sitio hasta encontrar los valores que se pueden considerar como el inicio y final de la onda P y por consiguiente su tiempo de duración.
- Se repite el paso anterior para encontrar el tiempo de duración de la onda T.
- Ya que se tienen todos los datos importantes, se procede a obtener todos los intervalos mencionados en el capitulo 4 de preprocesado.

5.1.5. RED NEURONAL.

La red neuronal consta de 14 entradas, que son obtenidas de la etapa de preprocesado, cuando se le indica a la red que tiene datos en su entrada, ésta comienza a realizar todo el proceso que se explica en el capitulo 3, al final la red desplegará una pantalla que tendrá el mensaje de identificación de la señal, la gráfica del ECG, y los

parámetros de preprocesado (Frecuencia, Segmento ST, Segmento PQ). La pantalla será explicada con más detalle en el apartado 6.2.3.1.

La red neuronal tiene la capacidad de clasificar 16 señales diferentes, aceptando pequeñas variaciones en la entrada sin perder su organización.

El factor que determina la capacidad de reconocer las pequeñas variaciones de las entradas es el valor de vigilancia, el cual fue determinado a partir de las pruebas realizadas, a señales adquiridas que presentaban pequeñas discrepancias, despues de estas pruebas se determinó 0.99999 como el valor de vigilancia que mejor clasificaba las señales de entrada en las diferentes clases definidas.

Como se mencionó en el apartado 4.5 algunas de las señales presentan cambios bruscos debido a que no solo se tiene la derivación que nos interesa en la señal adquirida, lo cual ocasiona que algunas señales adquiridas no puedan ser reconocidas, teniendo ésto en cuenta se determinó que un 46% de las señales son reconocidas por la red.

El siguiente gráfico muestra como el sistema aceptó el total de las señales adquiridas.

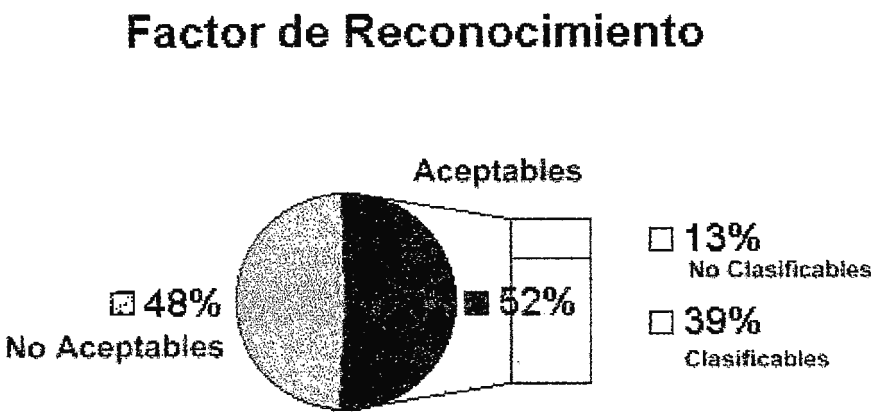


Figura 5.7. Gráfico de distribución de las señales introducidas al sistema.

De un total de 132 señales (100%), 64 señales (48%), no fueron aceptadas por el sistema debido a que se tenian dos y hasta tres derivaciones en el mismo trazo electrocardiográfico, de las 68 señales (52%), aceptadas por el sistema, 51 señales (39%), fueron clasificadas por el sistema y 17 señales (13%), no estaban dentro de ninguna categoría definida en el entrenamiento. Por lo que no podían ser clasificadas.

La red fue entrenada con las señales adquiridas de un simulador, el cual aunque tiene las señales requeridas, no es una representación absoluta de una señal real de nuestro medio, lo que influye en el porcentaje de reconocimiento, ya que las señales introducidas son tomadas de pacientes reales, es decir, que para mejorar el porcentaje de reconocimiento visto en la figura 5.7, se deberá entrenar la red con señales adquiridas directamente de pacientes, para lo cual se requeriría una de base de datos representativa (Ver recomendaciones, pagína 121).

CAPITULO 6. APLICACIÓN.

CPART[7] es un software con la finalidad de identificar patrones cardiacos, desarrollado mediante programación orientada a objetos; para lo cual, se utilizó Visual Basic bajo la plataforma de Windows 98, con lo que se logró mejorar la interfaz gráfica del usuario (Graphics User Interface), lo que permite trabajar de manera más interactiva con la aplicación.

Principalmente la aplicación fue orientada a identificar patrones cardiacos utilizando redes neuronales artificiales y posteriormente se le agregó el manejo de bases de datos a manera de llevar un registro (expediente), de la señal adquirida e identificada de un paciente. Como es de esperarse, también se agregaron las opciones de mantenimiento de la base de datos, tales como: agregar, eliminar, editar, buscar e imprimir.

6.1. GUIA DE USUARIO.

6.1.1 INSTALACIÓN.

Para instalar la aplicación CPART es necesario tener como requisitos mínimos de sistema lo siguiente:

Procesador:	486DX66.
Memoria:	32Mb.
Espacio libre en disco duro:	10Mb.
Lectores:	De discos compactos (CD ROM).
Sistema operativo:	Windows 95 o superior.
Puertos:	Un puerto serie libre.

Para iniciar la instalación realice el siguiente procedimiento (puede utilizar el ratón o el teclado para interactuar).

- Introduzca el disco instalador en la unidad lectora de CD ROM del sistema.

[7] CPART siglas tomadas de "Clasificación de Patrones utilizando redes ART".

- Desde el menú de "Mi PC" de Windows ejecute el programa instalador localizado en el CD ROM.
- Siga las instrucciones de instalación.

Luego de esto la aplicación estará disponible en el grupo de programas, del menú de "Inicio" de Windows.

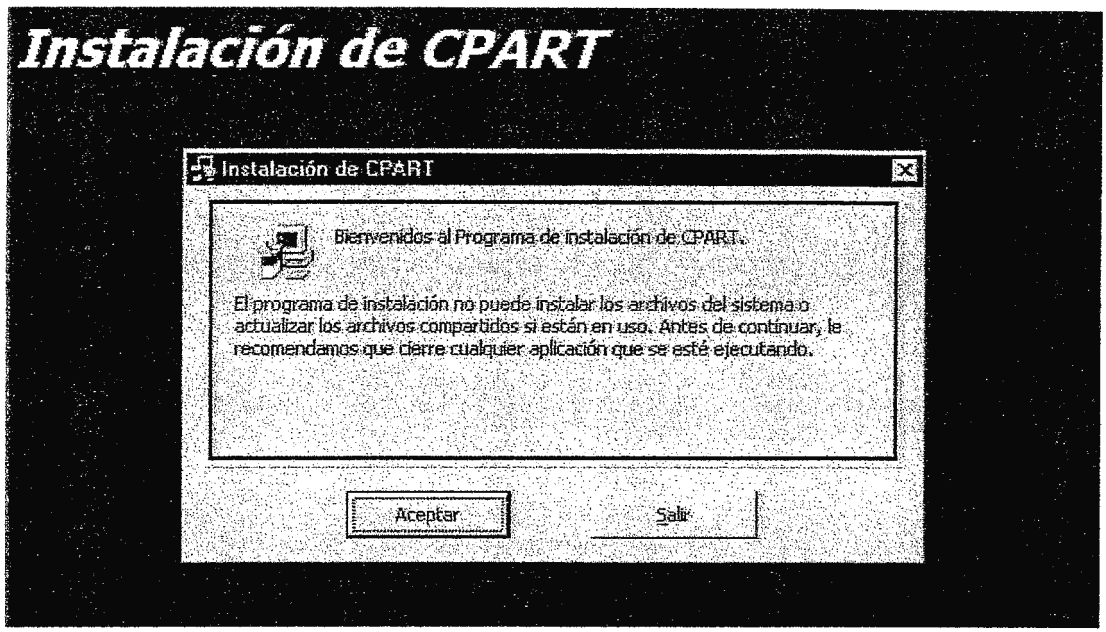


Figura 6.1 Ventana de instalación

6.1.2 USO DE MENÚS.

A continuación se describirá, la utilización de cada una de las opciones de los diversos menús que componen el sistema.

6.2.1 ARCHIVO.

Este menú comprende las opciones relacionadas al mantenimiento de los archivos manejados por el sistema.

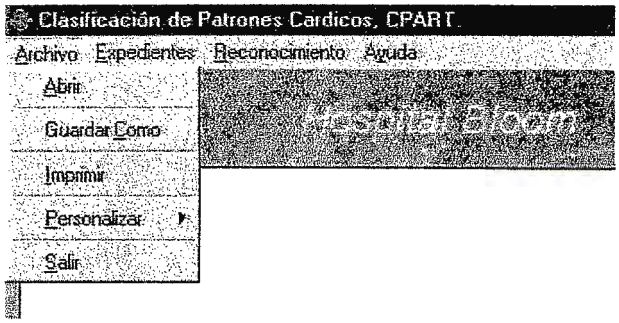


Figura 6.2 Menú Archivo.

6.2.1.1 Abrir (ARCHIVO).

Al activar esta opción (Presionar el botón izquierdo del ratón sobre la selección), el sistema permite abrir un archivo, que contenga una señal electrocardiográfica, previamente almacenada, para ésto se presenta la ventana que se muestra en la figura 6.3, la cual permite acceso a cualquier directorio o unidad de almacenamiento del computador personal.

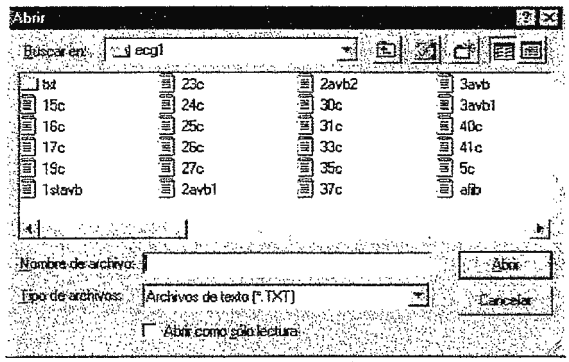


Figura 6.3 Cuadro de dialogo de Abrir.

6.2.1.2 Guardar Como (ARCHIVO).

Al seleccionar esta opción, se permite introducir el nombre del archivo, en el cual se almacenará la señal activa, en este momento, sea esta una señal adquirida o cargada (ver sección 6.1.2.1.1), además permitirá cambiar el directorio de almacenamiento del archivo.

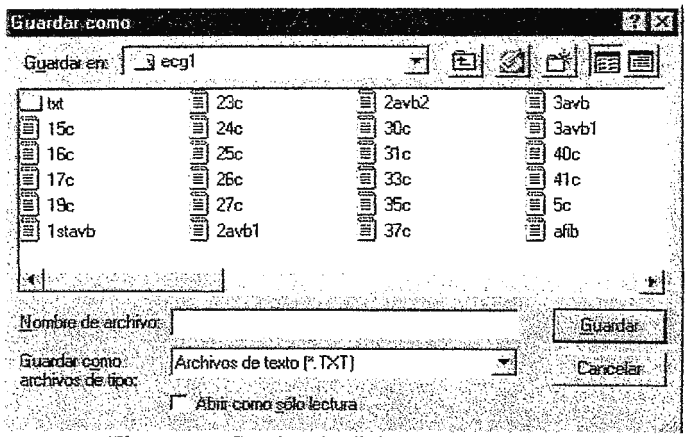


Figura 6.4 Cuadro de dialogo Guardar Como.

6.2.1.3 Imprimir (ARCHIVO).

Cuando se active este submenú, se imprimirá la señal que en ese momento se encuentre desplegada en pantalla.

Adicional a ésto se imprimirán datos relevantes de frecuencia y duración de intervalos.

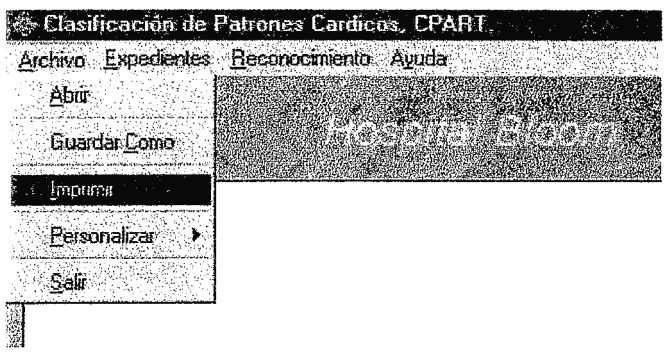


Figura 6.5 Opción Imprimir, Menú Archivo.

6.2.1.4 Personalizar (ARCHIVO).

Esta opción permite introducir un nombre particular, que es utilizado en la mayoría de las formas como referencia y seleccionar un probable dispositivo para adquirir datos.

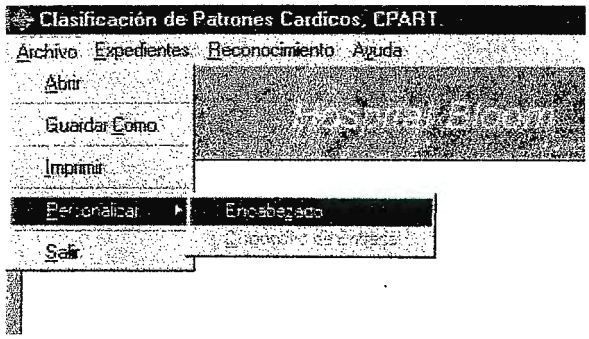


Figura 6.6 Personalizar.

Este a su vez tiene dos opciones:

Encabezado: esta despliega una pantalla (ver figura 6.7) que permite el ingreso de un nombre, el cual será utilizado como encabezado para todas las pantallas incluyendo las que se envíen a la impresora.

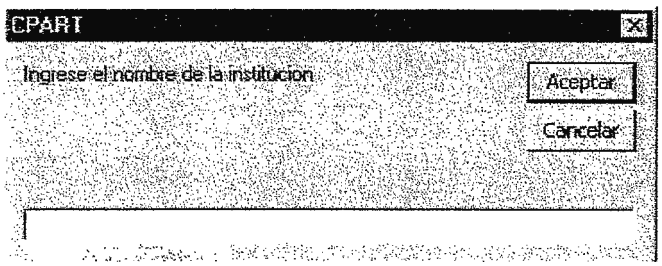


Figura 6.7 Cuadro de dialogo de Personalizar, Encabezado.

Dispositivo de entrada: Esta opción estará habilitada en la próxima versión del sistema y permitirá que se cambie el dispositivo de entrada para adquirir los datos, siendo las opciones: adquirir a través del puerto serie o adquirir por la tarjeta de sonido que viene instalada en la mayoria de las computadoras personales.

6.2.1.5 Salir (ARCHIVO).

Es la alternativa, que permite salir o terminar la sesión actual de la aplicación CPART.

Figura 6.8 Opción Salir del sistema.

6.2.2 EXPEDIENTES.

Al elegir expediente, del menú, es permitido el manejo de una base de datos que involucra la información principal de un paciente. El formato es mostrado en la figura 6.9.

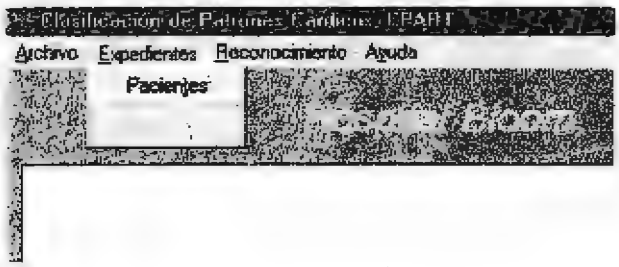


Figura 6.9 Menú Expediente.

6.2.2.1 Pacientes (EXPEDIENTES).

Al seleccionar esta opción se permite el ingreso a la pantalla que maneja la base de datos, las opciones para el manejo de los datos serán mostradas en los siguientes apartados.

Existe la salvedad de una clave al ingresar a esta opción a manera de proteger la base de datos.

6.2.2.1.1 DATOS (EXPEDIENTES).

La pantalla que despliega los expedientes, permite manejar la base de datos a través de este submenú.

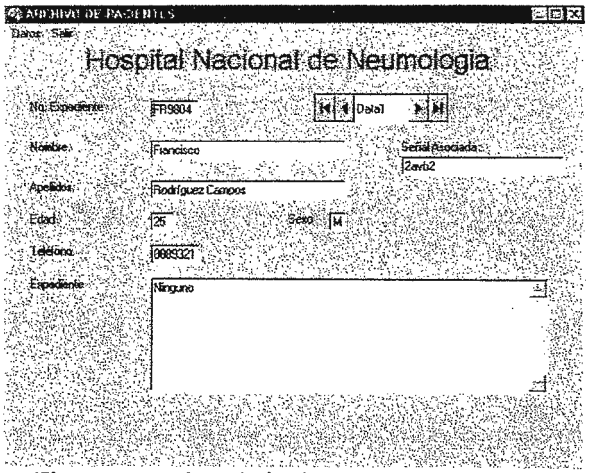


Figura 6.10 Fórmulario de Datos de Paciente.

6.2.2.1.1.1 Agregar (DATOS-EXPEDIENTES).

Esta opción permite adicionar un registro nuevo a la base de datos de pacientes.

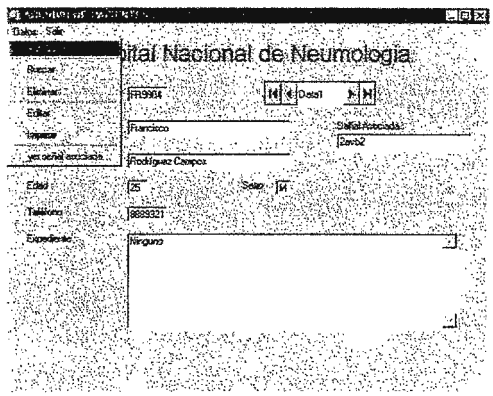


Figura 6.11 Menú Datos dentro del Fórmulario Paciente.

6.2.2.1.1.2 Buscar (DATOS-EXPEDIENTES).

Al manejar una base de datos, es necesario una opción que permita la búsqueda de registros, dentro de ésta. Con esta finalidad al seleccionar este ítem, es desplegada una pantalla que permite el ingreso de un número de expediente que es el campo de índice, para la búsqueda, ver figura 6.12.

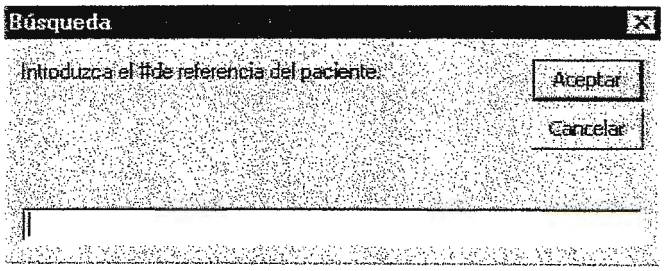


Figura 6.12 Búsqueda de Datos en el archivo de pacientes.

6.2.2.1.1.3 Eliminar (DATOS-EXPEDIENTES).

Esta opción nos permite borrar el registro activo, es decir en el que se encuentra el índice de la base de datos. Además se permite al usuario cambiar su selección presentando una pantalla que pregunta si se está seguro de realizar la acción de borrar este registro, ver figura 6.13.

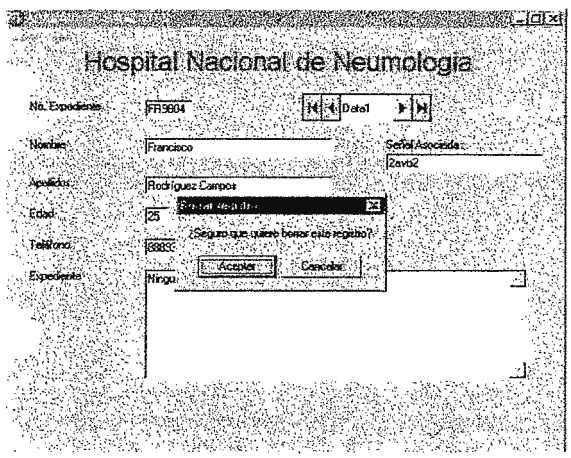


Figura 6.13 Borrar un registro del archivo de Pacientes.

6.2.2.1.1.4 Editar (DATOS-EXPEDIENTES).

En el caso que se necesite modificar alguno o todos los campos del registro activo, se puede utilizar este submenú, el cual permite realizar este cambio, exigiendo guardar los cambio realizados, utilizando un botón que se despliega con este fin. Así como previo a

realizar la acción antes mencionada, envía un mensaje advirtiendo de la irreversibilidad de los cambios. Ver figura 6.14.

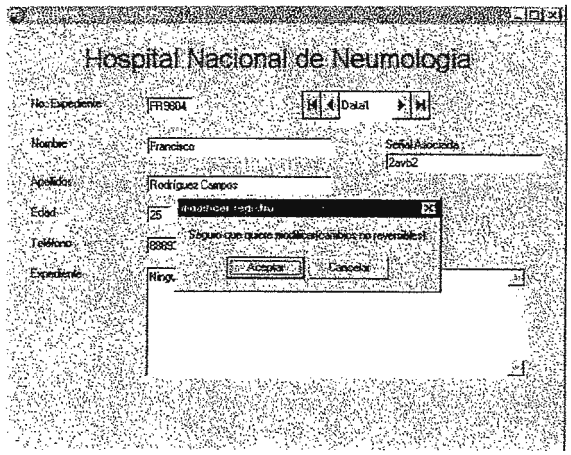


Figura 6.14 Editando los datos de un registro de Paciente.

6.2.2.1.1.5 Imprimir (DATOS-EXPEDIENTES).

Con el objeto de obtener un registro tangible de la información que se ha introducido en la base de datos, se agregó este submenú, el cual envía hacia el impresor del computador un reporte del registro activo, con la información que se muestra en la figura 6.15.

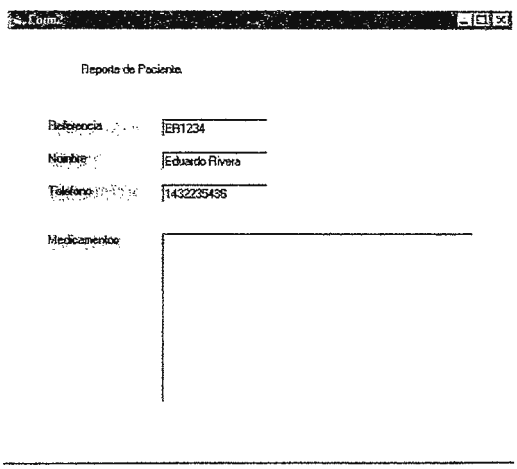


Figura 6.15 Fórmulario de impresión de los registros de paciente.

6.2.2.1.1.6 Ver Señal Asociada(DATOS-EXPEDIENTES)

Con este ítem se permite al usuario poder desplegar la señal que está asociada al registro activo.

6.2.2.1.2 SALIR (DATOS-EXPEDIENTES).

Es la alternativa, que permite salir o terminar la sesión actual del manejo de la base de datos, regresando el control al programa principal.

6.2.2.2 Asociar (EXPEDIENTES)

Es la opción que permite asociar una señal adquirida o cargada (Como es modificación de la base de datos se requiere una clave de acceso para esta opción), a un registro de la base de datos. Como primera instancia se muestra un mensaje que pregunta si está seguro de la operación que se pide realizar (ver figura 6.16), después de lo cual se despliega la pantalla de manejo de la base de datos y se muestra una ventana (ver figura 6.17), que explica que se debe activar un registro al que asociar la señal y para finalizar el proceso se debe presionar el botón guardar.

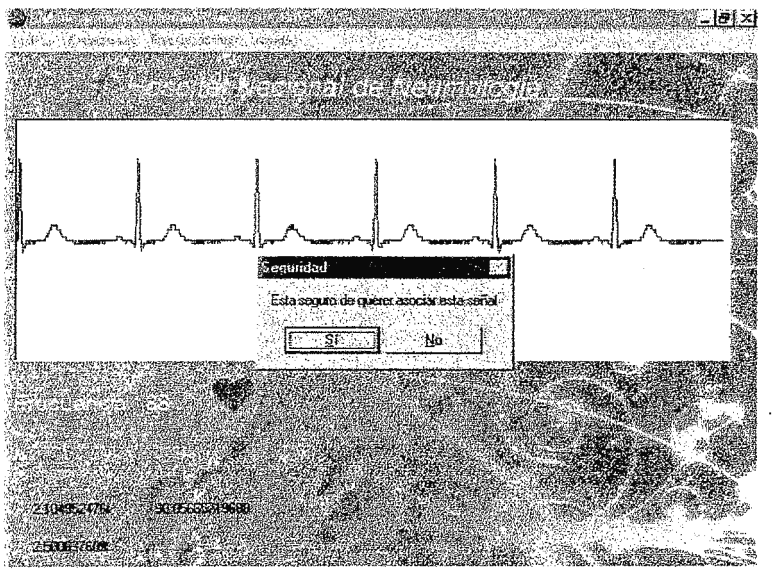


Figura 6.16 Asociar señal a un registro de paciente.

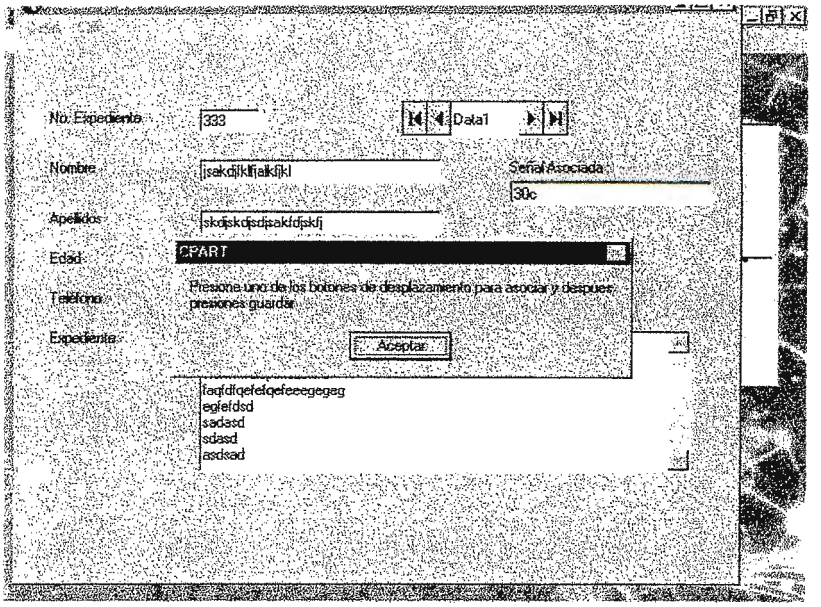


Figura 6.17 Confirmación de la acción de asociar.

6.2.3 RECONOCIMIENTO.

Este menú presenta las opciones que permiten la adquisición, clasificación y modificación de las clases identificables por el sistema.

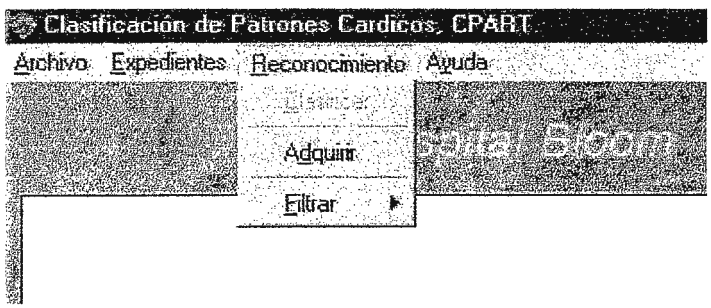


Figura 6.18 Menú reconocimiento.

6.2.3.1 Clasificación (RECONOCIMIENTO).

Este submenú solo puede ser utilizado, cuando se tenga una señal desplegada en el sistema. Y su finalidad es que el patrón sea identificado dentro de cualquiera de las clases

definidas[8]. Mostrando en la pantalla el nombre de la categoría dentro de la cual es ubicado el patrón cardiaco. Esto se ilustra en la fig 6.19.

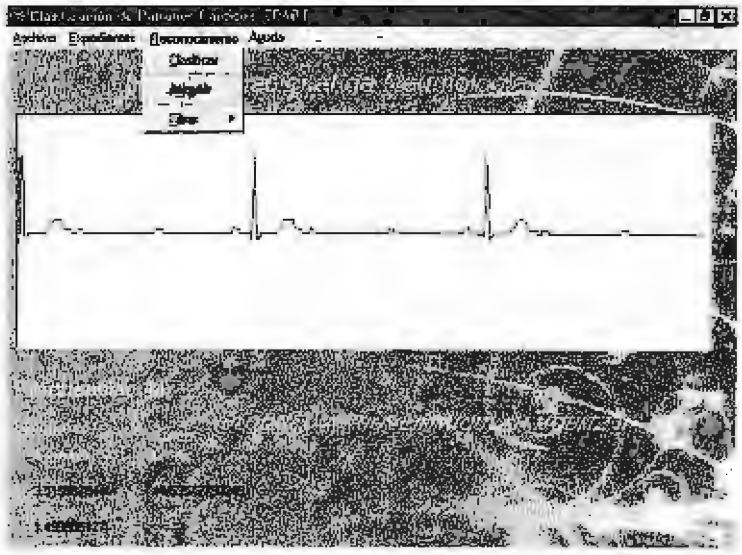


Figura 6.19 Clasificación de un patron electrocardigráfico.

6.2.3.2 Adquisición (RECONOCIMIENTO).

Con esta opción se ejecuta un subprograma, que se encarga de obtener la señal electrocardiográfica del paciente, a través de un adquisitor de datos conectado al puerto serie del computador.

6.2.3.3 Filtrar (RECONOCIMIENTO)

En algunas ocasiones las señales adquiridas son cargadas con algún nivel de ruido, el cual altera la lectura e identificación adecuada de la señal por parte del sistema. Debido a lo anterior se creó la opción de filtrar o eliminar los componentes no deseados de la señal.

[8] Ver clases definidas en el Capitulo 4, páginas 82-92.

6.2.3.3.1 Pasabanda (FILTRAR-RECONOCIMIENTO)

Esta opción provoca el filtrado[9] de la señal abierta o adquirida a manera de evitar componentes de alta frecuencia que se introduzcan a manera de ruido. (ver figura 6.20).

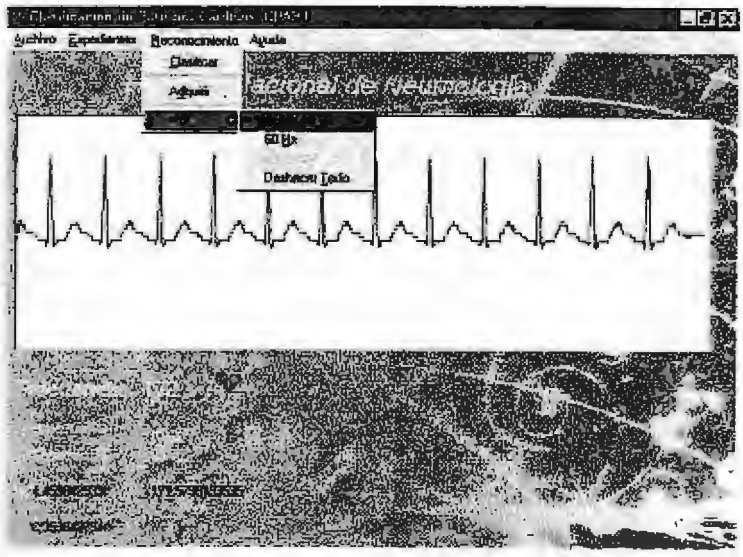


Figura 6.20 Proceso de Filtrado de la Señal.

6.2.3.3.2 60 Hz (FILTRAR-RECONOCIMIENTO)

De la misma forma que el anterior numeral este es otro tipo de filtro que trata la señal a manera de eliminar algunos componentes no deseados de DC.

6.2.3.3.3 Deshacer y Deshacer todo (FILTRAR-RECONOCIMIENTO)

Al variar la señal adquirida o abierta surge la necesidad de una opción que invierta los efectos del filtro debido a que no se logre llegar a una señal satisfactoria. Debido a lo expuesto anteriormente, la primera opción regresa los valores a una señal antes de haber pasado alguno de los filtros. Al presionar Deshacer todo, se presenta en la pantalla y

[9] Para mayor información ver bibliografía referente a filtros, [Coughlin 1993], [Sedra 1989].

también en todos los valores, la señal original que se abrió antes de utilizar los filtros, sin importar el número de ocasiones que se filtre la señal.

6.3 AYUDA.

Presenta dos opciones, las cuales se muestran en la siguiente figura 6.21.

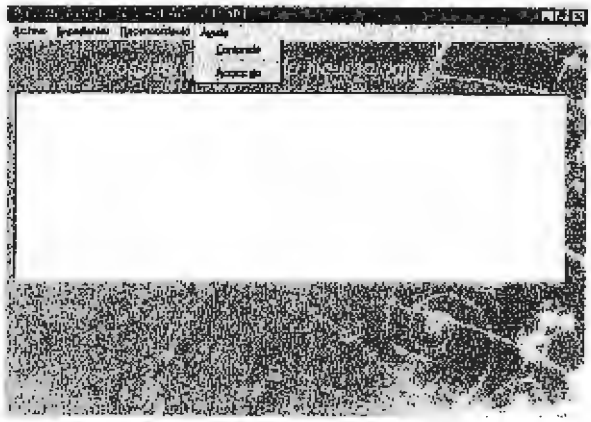


Figura 6.21 Menú de Ayuda.

6.3.1 Contenido (AYUDA)

Aquí se muestra explicaciones breves acerca de cada una de las opciones del menú, esto se realiza desplegando una pantalla (ver figura 6.22) que muestra la información.

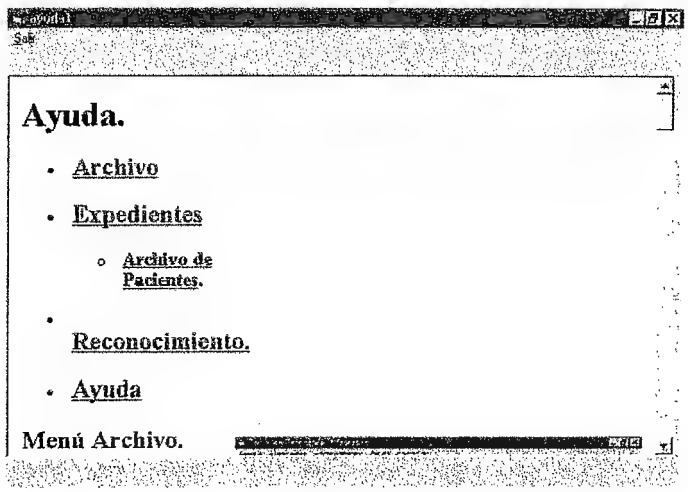


Figura 6.22 Contenido de la Ayuda.

6.3.2 Acerca de (AYUDA)

En esta opción se muestra la versión y datos relevantes del sistema, así como la información referente a la computadora en la que esté trabajando el sistema.

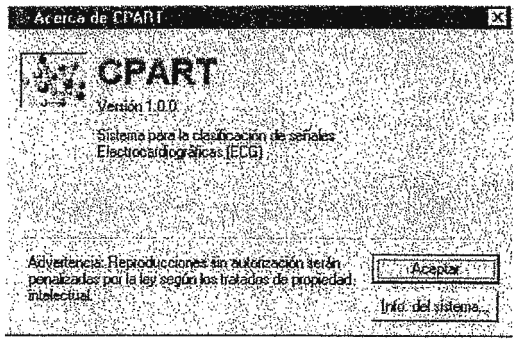


Figura 6.23 Pantalla Acerca De.

7.CONCLUSIONES.

- Debido a que la señal ECG está formada por la suma de ondas bien diferenciadas, no es necesario el tener toda la señal (n cantidad de puntos de muestreo) para presentar a la red como entrada, sino que se puede generar una parametrización que contenga solo las principales características y minimizar el número de entradas de la red. A manera de evitar procesos innecesarios y optimizar recursos. Inicialmente se trabajaría con una cantidad de 2000 entradas a la red, pero ésto representaba hasta cierto punto subutilización de recursos, pensando en ésto, se determinó con ayuda de un cardiólogo el disminuir el número de entradas a 14, basándose en los parámetros que él tomaba en cuenta en su diagnóstico, realizando pruebas con ambas redes, se determinó que el proceso de discriminación no presentaba errores significativos.

- Debido a las pruebas realizadas con otras topologías de redes neuronales se presentó la necesidad de utilizar una base de datos de señales electrocardiográficas, debido a la inexistencia de éstas, las pruebas realizadas nos condujeron a utilizar la red de resonancia adaptativa, que no tiene como requerimiento primario, la base de datos para entrenar esta red. (ver apartado 1.3, página 35).

- Al adquirir las señales con las que se trabaja, surgió la necesidad de eliminar componentes parásitas (artefactos de línea[10]), que causan error en la identificación de la red. Esto se logró implementando dos tipos de filtros digitales: pasa banda y rechaza banda. Los cuales están sintonizados dentro del ancho de banda de la señal electrocardiográfica.

- El sistema es flexible, debido a que, aunque la aplicación en sí está enfocada a patrones cardiacos, se puede utilizar el programa, realizando ciertas modificaciones en el parametrizado para adaptarla a otro tipo de patrón de entrada.

[10] Ver definición en el Glosario

- Inicialmente el sistema estaba orientado a solo implementar una topología de redes neuronales artificiales, a medida se avanzó en el proyecto, se descubrió la necesidad de agregar herramientas que permitieran que el usuario interactuará de una manera más sencilla con el sistema y al final se implementó un sistema completo que maneja bases de datos de pacientes, permite todas las aplicaciones relacionadas al manejo de archivos, así como también la posibilidad de filtrar la señal de manera digital.

- Los parámetros obtenidos como entrada en la red, tanto en tiempo como en amplitud, se redujeron a vectores unitarios; los cuales permiten que la red neuronal sea capaz de reaccionar o identificar patrones que tengan pequeñas variaciones dentro de cierta tolerancia, dicha tolerancia es verificada por un valor de vigilancia, que permite manejar dicho rango de flexibilidad.

8. RECOMENDACIONES

- Como una futura modificación y para utilizar un adquisitor de datos de bajo costo, se podría utilizar la entrada de sonido que ya tiene incorporada la mayoría de computadoras, con la salvedad de hacer un arreglo de hardware que acondicione la señal de entrada.

- Se recomienda generar una base de datos más amplia de señales electrocardiográficas (que incluya suficientes señales de patologías anómalas y normales), con el fin que de obtener una herramienta que pueda ser utilizada en futuras investigaciones con este campo.

- Para futuras investigaciones, sería recomendable involucrar de manera más activa a personal médico especialista en el área de cardiología.

9. BIBLIOGRAFIA

- [Carola 1990] Carola, Robert. Human Anatomy & Physiology. Mc Graw Hill, E.U.A. 1990.

- [Freeman 1993] Freeman, James A. y Skapura, David M. Redes Neuronales (Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación). Addison-Wesley Iberoamericana, S.A.. Wilmington, Delaware, E.U.A..1993.

- [Hilera 1995] Hilera González, José Ramón y Martínez Hernando, Víctor José. Redes Neuronales Artificiales. Addison-Wesley Iberoamericana, S.A.. Wilmington, Delaware, E.U.A.. Edición RA-MA 1995.

- [De Graaff 1995] De Graaff, Van. Concepts of Human Anatomy. Win C. Brown Comunications, Inc. Dubuque, IA. E.U.A. 1995.

- [Grossberg 1991] Gail A. Carpenter, Stephen Grossberg. Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Networks. A Bradford Book, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England. 1991.

- [Lippman 1989] Lippman-Massie. Introduction to Electrocardiography. Medical Year Book Publisher. 1989.

- [Costales 1985] B. Costales. Introducción al Lenguaje C. Colección Ciencia Informática. 1985.

- [Rao 1995] Rao, Valluru B. C++ Neural Networks and Fuzzy Logic. Second Edition. M and T Books. 1995.

- [Bronzino 1995] Bronzino, Joseph. The Biomedical Engineering Handbook. First Edition. IEEE-CRC press.

- [Daskalov 1998] Daskalov, Ivan K.. Developments in ECG acquisition, preprocessing, parameter measurement, and recording. IEEE, Engineering in Medicine and Biology Magazine, abril-1998, pag. 50-58.

- [Fish 1986] Fish, Louise. Advanced Arrhythmias, a practice workbook. 1986.

- [Tompkins 1993] Tompkins, Willis. Biomedical Digital Signal Processing. Prentice Hall. 1993.

- [Herrera 1998] Herrera, Herbert Arnoldo, Aplicación de Redes Neuronales al Pronóstico de Potencia Eléctrica, tesis UCA, abril 1998.

- [Mosby 1994]varios, Diccionario de medicina, Océano Mosby,1994.

- [Sedra 1989] Varios, Dispositivos Electrónicos y Amplificación de señales, Mc Graw Hill, 1989.

- [Coughlin 1993] Varios, Amplificadores Operacionales y Circuitos Integrados Lineales, Prentice Hall, 1993.

- [Kuc 1998] Kuc Roman, Introduction to Digital Signal Processing, Mc Graw Hill, 1998.

- [Soliman 1999] Varios, Señales y Sistemas Continuos y Discretos, 2ª edición, Prentice Hall, 1999.

- [Halvorson 1998] Halvorson Michael, Aprenda Visual Basic Ya 5, Mc Graw Hill, 1998.

- [Phillips 1996] Varios, Digital Control System Analysis and Design, Prentice Hall, 1996.

10. GLOSARIO

Aprendizaje Adaptativo: Es aprender a llevar a cabo ciertas tareas mediante un entrenamiento con ejemplos ilustrativos.

Artefacto de Linea: Interferencia electromagnetica o electroestatica de alguna manera afecta la señal normal de alimentación de un sistema.

Autómata: Máquina que imita los movimientos de un ser animado.

Axón: Extensión cilíndrica de la célula nerviosa que conduce los impulsos a partir del cuerpo celular.

Base de datos: Conjunto de registros que contienen información, los cuales pueden estar ordenados de manera sistemática para su posterior acceso.

Biopotencial: Señal eléctrica generada por el cuerpo, como resultado de intercambios iónicos entre las diferentes estructuras del organismo.

Bundle Branch: División de la estructura Bundle para conducir el impulso hacia cada uno de los ventrículos.

Bundle Común: Estructura del aparato de conducción que dirige el impulso del nodo atrioventrícular hacia los ventrículos.

Campo: Espacio que se reserva en una base de datos para guardar información de un mismo ámbito.

Capa o Nivel: Es un conjunto de neuronas cuyas entradas provienen de la misma fuente y cuyas salidas se dirigen a un mismo destino.

Dendritas: Prolongaciones que surgen en el cuerpo de la célula de una neurona.

Derivación: Electrodos colocados en puntos predefinidos sobre la superficie del cuerpo para registrar el biopotencial del corazón en un plano especifico.

Despolarización: Neutralización de la polaridad eléctrica, es decir cuando una célula cambia internamente su potencial iónico respecto a su entorno.

Diástole: Periodo de tiempo del ciclo cardiaco entre las contracciones ventriculares, durante el cual entra sangre a los ventrículos procedente de las aurículas.

Endocardio: Es la lámina endotelial suave que cubre la pared interna del corazón.

Epicardio: Es el pericardio visceral, el cual frecuentemente está infiltrado con grasa, los vasos coronarios que irrigan al corazón pasan por esta capa antes de introducirse al pericardio.

Estado de activación: Es el estado posible en el que se puede encontrar una neurona, de forma general reposo o excitado.

Fibras de Purkinje: Parte del aparato de conducción especializado, encargada de transconducir el impulso cardiaco a los ventrículos.

Filtro: Dispositivo que selecciona de una señal componentes definidos de frecuencia.

Filtro Digital: Tiene la misma función de un filtro solo que en lugar de utilizar técnicas en forma contínua, realiza la función por medio de algoritmos.

Fisiología: Ciencia que estudia la vida y las funciones orgánicas.

Función de salida: Es la función que permite definir el tipo de salida que tendrá cada nivel o capa de una red neuronal, es decir, que valor o rango de valores se tomarán como válidos en la red.

Gasto cardiaco: Volumen de sangre expelido por los ventrículos del corazón y que es igual a la cantidad de sangre bombeada en cada latido multiplicada por el número de latidos en el período especificado.

Haz de His: Banda de fibras del miocardio que transmiten el impulso cardiaco desde el nodo atrioventricular a los ventrículos.

Inteligencia artificial: Es tratar de hacer que una máquina o programa pueda tomar decisiones basándose en experiencias previas.

Marcapaso: Dispositivo encargado de mantener el ritmo constante y estable del corazón, marcapaso natural, nombre que se le da a la estructura autoexcitable que dirige el ritmo del corazón, llamado nodo sinoauricular.

Matriz de aprendizaje: Es la matriz que se utiliza en el proceso de aprendizaje y que contiene todas las entradas con las cuales se le enseñará a la red neuronal a identificar cierto patrón, sus dimensiones dependen de las características de la señal a identificar, del número de muestras que se tomen en la digitalización y del número de entradas a la red neuronal.

Miocardio: Compuesto principalmente por fibras musculares cardiacas. Además posee un esqueleto de tejido conectivo el cual soporta y da inserción a los músculos.

Neurona artificial: Se define como un elemento computacional de procesamiento, como unidades similares a las del cerebro humano, denominadas también celdas y al igual que las neuronas humanas tienen la capacidad de procesar información y aprender de ella.

Neurona humana: Célula básica del sistema nervioso.

Nodo Atrioventricular: Estructura encargada de conducir el impulso generado por el nodo sinoauricular hacia los ventrículos.

Pesos: Cada conexión con el i-ésimo elemento de proceso tiene asociada a él una magnitud llamada Peso. Este es un valor real que se asigna, en un principio arbitrariamente y luego se ajusta a las necesidades del caso, a cada una de las conexiones que van entre cada neurona (sinapsis) y cuya función principal es ayudar a determinar si una neurona estará activa o no ante una entrada cualquiera. Como se puede ver el valor de cada peso es variante en cada uno de los casos.

Proceso de aprendizaje: Es cuando se le aplica una entrada a la red neuronal y está ajusta sus pesos para obtener una salida válida o que esté dentro de los rangos esperados, en caso contrario se procede de nuevo a aplicar la entrada con los nuevos pesos y se repite el proceso; una vez obtenidos los pesos correctos, se procede a otra señal de entrada y se repite hasta que la red responda adecuadamente con cada una de las entradas sin variar los pesos.

Red neuronal: Son redes interconectadas masivamente en paralelo de elementos simples y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico.

Refractariedad: Cuando una estructura no es capaz de responder a otro estímulo debido a su ciclo natural de trabajo.

Registro: Conjunto de campos.

Señal ECG: Registro gráfico obtenido por medio de un instrumento que registra la actividad eléctrica del miocardio con el fin de detectar las anomalías en la transmisión del impulso cardiaco a través del tejido conductor del músculo.

Sinapsis: Región que rodea el punto de contacto entre dos neuronas o entre una neurona y un órgano efector a través del cual se transmiten los impulsos nerviosos mediante la acción de un neurotransmisor.

Sístole: Contracción normal del corazón, especialmente de los ventrículos, en virtud de la cual pasa sangre a las arterias aorta y pulmonar.

Ventrículo: Nombre de dos de las cavidades del corazón, encargadas de impulsar la sangre hacia los pulmones y la circulación arterial.

ANEXOS

A.Filtros Digitales

A.1 Filtro Digital Pasa Alto (1Hz)

Este filtro atenúa todas las señales debajo de una frecuencia de corte específica y deja pasar todas las señales cuyas frecuencias estén arriba de la frecuencia de corte. La ecuación Ec 1, muestra la fórmula característica de un filtro pasa altas de segundo grado.

$$\frac{n_2 s^2}{s^2 + \frac{w_0}{Q} s + w_0} \qquad \text{Ec 1}$$

Tomando Ec 1 y definiendo diferentes valores, se desarrolló el filtro de la siguiente manera:

$$Q = 0.5$$
$$f_c = 1Hz$$
$$w_0 = 2\pi f_c$$
$$n_2 = \frac{w_0}{Q}$$

Sustituyendo valores en la Ec 1 se obtiene

$$\frac{12.5663706 s^2}{s^2 + 12.5663706 s + 39.4784175} = \frac{12.5663706 s^2}{(s + 6.2831853)(s + 6.2831853)}$$
$$= \frac{12.5663706 s^2}{(s + 6.2831853)^2}$$

Asignando variables a los valores, obtenemos:

$$\frac{as^2}{(s+b)^2} \qquad \text{Ec 2}$$

Donde:

$a = 12.5663706$

$b = 6.2831853$

Haciendo uso de la transformada estrella, se toma en cuenta el valor tiempo entre muestras.

Análisis de polos

$$\left[\frac{1}{2!}\frac{d}{d\lambda}(\lambda+b)^2\frac{a\lambda^2}{(\lambda+b)^2}\frac{1}{1-e^{-T(s-\lambda)}}\right]_{\lambda=-b} \qquad \text{Ec 3}$$

$$\left[\frac{1}{2}\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda^2}{1-e^{-T(s-\lambda)}}\right]_{\lambda=-b} = \left[\frac{1}{2}\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda^2}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}}\right]_{\lambda=-b}$$

Desarrollando la derivada

$$\frac{d}{d\lambda}\frac{u}{v} = \frac{vu'-uv'}{v} \qquad \text{Ec 4}$$

$$\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda^2}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}} = \frac{d}{d\lambda}\frac{u}{v} = \frac{vu'-uv'}{v}$$

$u = a\lambda^2$

$u' = 2a\lambda$

$v = 1-e^{-Ts}e^{T\lambda}$

$v' = -Te^{-Ts}e^{T\lambda}$

$$\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda^2}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}} = \frac{2a\lambda(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})+a\lambda^2Te^{-Ts}e^{T\lambda}}{(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})^2}$$

$$\left[\frac{1}{2}\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda^2}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}}\right]_{\lambda=-b} = \left[\frac{1}{2}\frac{2a\lambda(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})+a\lambda^2Te^{-Ts}e^{T\lambda}}{(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})^2}\right]_{\lambda=-b} =$$

$$\frac{1}{2}\frac{ab^2Te^{-Ts}e^{-Tb}-2ab(1-e^{-Ts}e^{-Tb})}{(1-e^{-Ts}e^{-Tb})^2} \qquad \text{Ec 5}$$

Utilizando la igualdad $e^{-Ts} = z^{-1}$ y sustituyéndola en Ec 5

$$\frac{y(z)}{x(z)} = \frac{1}{2}\frac{ab^2Tz^{-1}e^{-Tb} - 2ab(1 - z^{-1}e^{-Tb})}{(1 - z^{-1}e^{-Tb})^2} \qquad \text{Ec 6}$$

Expandiendo la Ec 6, se tiene

$$\frac{y(z)}{x(z)} = \frac{1}{2}\frac{ab^2Tz^{-1}e^{-Tb} - 2ab + 2abz^{-1}e^{-Tb}}{(1 - 2z^{-1}e^{-Tb} + z^{-2}e^{-2Tb})} = \frac{ab^2Te^{-Tb}z^{-1} + 2abe^{-Tb}z^{-1} - 2ab}{2 - 4z^{-1}e^{-Tb} + 2z^{-2}e^{-2Tb}}$$

$$= \frac{(ab^2T + 2ab)e^{-Tb}z^{-1} - 2ab}{2e^{-2Tb}z^{-2} - 4e^{-Tb}z^{-1} + 2}$$

Tomando como base la función de transferencia se puede separar la ecuación de la siguiente manera.

$$y(z)(2e^{-2Tb}z^{-2} - 4e^{-Tb}z^{-1} + 2) = x(z)((ab^2T + 2ab)e^{-Tb}z^{-1} - 2ab) \qquad \text{Ec 7}$$

Expandiendo la Ec 7 y llevándola a la forma de ecuación en diferencia, se tiene:

$$2e^{-2Tb}y(n-2) - 4e^{-Tb}y(n-1) + 2y(n) = (ab^2T + 2ab)e^{-Tb}x(n-1) - 2abx(n) \qquad \text{Ec 8}$$

Despejando y(z) de Ec 8:

$$y(n) = \frac{1}{2}((ab^2T + 2ab)e^{-Tb}x(n-1) - 2abx(n) - 2e^{-2Tb}y(n-2) + 4e^{-Tb}y(n-1)) \qquad \text{Ec 9}$$

$$y(n) = \frac{1}{2}(ab^2T + 2ab)e^{-Tb}x(n-1) - abx(n) - e^{-2Tb}y(n-2) + 2e^{-Tb}y(n-1) \qquad \text{Ec 10}$$

Evaluando los valores de a, b y T en la ecuación, T es igual al tiempo de muestreo de 2ms

$$y(n) = 78.46074x(n-1) - 78.956835x(n) - 0.9751804y(n-2) + 1.9750245y(n-1) \qquad \text{Ec 11}$$

A.2 Filtro Digital Pasa Banda (2Hz a 22Hz)

Este tipo de filtro permite seleccionar o pasar únicamente una banda particular de frecuencias de entre otras que puedan estar presentes en una señal compuesta. La ecuación Ec 12, muestra la fórmula característica de un filtro pasa banda de segundo orden.

$$\frac{n_1 s}{s^2 + \frac{w_0}{Q}s + w_0} \qquad \text{Ec 12}$$

Definiendo valores y sustituyéndolos en Ec 12 se obtiene:

$$f_1 = 2Hz$$
$$f_2 = 24Hz$$
$$f_0 = \frac{f_2 - f_1}{2} = 11Hz$$
$$Q = \frac{f_0}{f_2 - f_1} = 0.5$$
$$w_0 = 2\pi f_0$$
$$n_1 = \frac{w_0}{Q}$$

$$\frac{138.2300767s}{s^2 + 138.2300767s + 4776.8885301} = \frac{138.2300767s}{(s + 69.1150384)(s + 69.1150384)}$$
$$= \frac{138.2300767s}{(s + 69.1150384)^2}$$

Asignando variables a los valores, obtenemos:

$$\frac{as}{(s+b)^2} \qquad \text{Ec 13}$$

Donde:

$a = 138.2300767$
$b = 69.1150384$

Haciendo uso de la transformada estrella, se toma en cuenta el valor tiempo entre muestras.

Análisis de polos

$$\left[\frac{1}{2!}\frac{d}{d\lambda}(\lambda+b)^2\frac{a\lambda}{(\lambda+b)^2}\frac{1}{1-e^{-T(s-\lambda)}}\right]_{\lambda=-b} \qquad \text{Ec 13}$$

$$\left[\frac{1}{2}\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda}{1-e^{-T(s-\lambda)}}\right]_{\lambda=-b}=\left[\frac{1}{2}\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}}\right]_{\lambda=-b}$$

Desarrollando la derivada

$$\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}}=\frac{d}{d\lambda}\frac{u}{v}=\frac{vu'-uv'}{v}$$

$$u=a\lambda$$
$$u'=a$$
$$v=1-e^{-Ts}e^{T\lambda}$$
$$v'=-Te^{-Ts}e^{T\lambda}$$

$$\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}}=\frac{a(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})+a\lambda Te^{-Ts}e^{T\lambda}}{(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})^2}$$

Sustituyendo nuevamente

$$\left[\frac{1}{2}\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}}\right]_{\lambda=-b}=\left[\frac{1}{2}\frac{a(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})+a\lambda Te^{-Ts}e^{T\lambda}}{(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})^2}\right]_{\lambda=-b}=$$

$$\frac{1}{2}\frac{a(1-e^{-Ts}e^{-Tb})-abTe^{-Ts}e^{-Tb}}{(1-e^{-Ts}e^{-Tb})^2} \qquad \text{Ec 14}$$

Utilizando la igualdad $e^{-Ts}=z^{-1}$ y sustituyéndola en Ec 14, se tiene:

$$\frac{y(z)}{x(z)}=\frac{1}{2}\frac{a(1-z^{-1}e^{-Tb})-abTz^{-1}e^{-Tb}}{(1-z^{-1}e^{-Tb})^2} \qquad \text{Ec 15}$$

Expandiendo la Ec 15, se obtiene:

$$\frac{y(z)}{x(z)} = \frac{1}{2}\frac{a - az^{-1}e^{-Tb} - abTz^{-1}e^{-Tb}}{(1 - 2z^{-1}e^{-Tb} + z^{-2}e^{-2Tb})} = \frac{a - ae^{-Tb}z^{-1} - abTe^{-Tb}z^{-1}}{2 - 4z^{-1}e^{-Tb} + 2z^{-2}e^{-2Tb}}$$
$$= \frac{a - (a + abT)e^{-Tb}z^{-1}}{2e^{-2Tb}z^{-2} - 4e^{-Tb}z^{-1} + 2}$$

Tomando como base la función de transferencia se puede separar la ecuación Ec 15 de la siguiente manera:

$$y(z)(2e^{-2Tb}z^{-2} - 4e^{-Tb}z^{-1} + 2) = x(z)(a - (a + abT)e^{-Tb}z^{-1}) \qquad \text{Ec 16}$$

Expandiendo la Ec 16 y llevándola a la forma de ecuación en diferencia, se tiene:

$$2e^{-2Tb}y(n-2) - 4e^{-Tb}y(n-1) + 2y(n) = ax(n) - (a + abT)e^{-Tb}x(n-1) \qquad \text{Ec 17}$$

Despejando y(z) de Ec 17:

$$y(n) = \frac{1}{2}(ax(n) - (a + abT)e^{-Tb}x(n-1) - 2e^{-2Tb}y(n-2) + 4e^{-Tb}y(n-1)) \qquad \text{Ec 18}$$

$$y(z) = \frac{1}{2}ax(z) - \frac{1}{2}(a + abT)e^{-Tb}x(z-1) - e^{-2Tb}y(z-2) + 2e^{-Tb}y(z-1) \qquad \text{Ec 19}$$

Evaluando los valores de a, b y T en la ecuación, T es igual al tiempo de muestreo de 2ms

$$y(n) = 69.11503x(n) - 68.51253x(n-1) - 0.758463y(n-2) + 1.741796y(n-1) \qquad \text{Ec 20}$$

A.3 Filtro Digital Rechaza Banda (60Hz)

Este tipo de filtro[11] permite seleccionar un rango de frecuencia cuyas componentes son eliminadas o atenuadas. La ecuación Ec 21, muestra la fórmula característica de un filtro rechaza banda de segundo orden.

$$n_2 \frac{s^2 + w_n^{\,2}}{s^2 + \frac{w_0}{Q} s + w_0} \qquad \text{Ec 21}$$

Definiendo valores y sustituyéndolos en Ec 21 se obtiene:

$$Q = 0.5$$
$$f_0 = 50Hz$$
$$w_0 = 2\pi f_o$$
$$f_n = 60Hz$$
$$w_n = 2\pi f_n$$
$$n_2 = \frac{w_0}{Q}$$

$$\frac{n_2 s^2 + n_2 w_n^{\,2}}{s^2 + \frac{w_0}{Q} s + w_0} = \frac{628.31853 s^2 + 89298076.5}{s^2 + 628.31853 s + 314.159265}$$

$$= \frac{628.31853 s^2 + 89298076.5}{(s + 314.159265)(s + 314.159265)} = \frac{628.31853 s^2 + 89298076.5}{(s + 314.159265)^2}$$

Asignando variables a los valores, obtenemos:

$$\frac{as^2 + b}{(s + c)^2} \qquad \text{Ec 22}$$

Donde:
$a = 628.31853$
$b = 89298076.5$
$c = 314.159265$

[11] Este filtro no fue implementado en el sistema.

Haciendo uso de la transformada estrella, se toma en cuenta el valor tiempo entre muestras.

Análisis de polos

$$\left[\frac{1}{2!}\frac{d}{d\lambda}(\lambda+c)^2\frac{a\lambda^2+b}{(\lambda+c)^2}\frac{1}{1-e^{-T(s-\lambda)}}\right]_{\lambda=-c} \qquad \text{Ec 23}$$

$$\left[\frac{1}{2}\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda^2+b}{1-e^{-T(s-\lambda)}}\right]_{\lambda=-c}=\left[\frac{1}{2}\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda^2+b}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}}\right]_{\lambda=-c}$$

Desarrollando la derivada

$$\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda^2+b}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}}=\frac{d}{d\lambda}\frac{u}{v}=\frac{vu'-uv'}{v}$$

$$u=a\lambda^2+b$$
$$u'=2a\lambda$$
$$v=1-e^{-Ts}e^{T\lambda}$$
$$v'=-Te^{-Ts}e^{T\lambda}$$

$$\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda^2+b}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}}=\frac{2a\lambda(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})+(a\lambda^2+b)Te^{-Ts}e^{T\lambda}}{(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})^2}$$

Sustituyendo nuevamente

$$\left[\frac{1}{2}\frac{d}{d\lambda}\frac{a\lambda^2+b}{1-e^{-Ts}e^{T\lambda}}\right]_{\lambda=-c}=\left[\frac{1}{2}\frac{2a\lambda(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})+(a\lambda^2+b)Te^{-Ts}e^{T\lambda}}{(1-e^{-Ts}e^{T\lambda})^2}\right]_{\lambda=-b}=$$

$$\frac{1}{2}\frac{(ac^2+b)Te^{-Ts}e^{-Tc}-2ac(1-e^{-Ts}e^{-Tc})}{(1-e^{-Ts}e^{-Tc})^2} \qquad \text{Ec 24}$$

Utilizando la igualdad $e^{-Ts}=z^{-1}$ y sustituyéndola en Ec 24, se tiene:

$$\frac{y(z)}{x(z)}=\frac{1}{2}\frac{(ac^2+b)Tz^{-1}e^{-Tc}-2ac(1-z^{-1}e^{-Tc})}{(1-z^{-1}e^{-Tc})^2} \qquad \text{Ec 25}$$

Expandiendo la Ec 25, se obtiene:

$$\frac{y(z)}{x(z)} = \frac{1}{2}\frac{(ac^2+b)Tz^{-1}e^{-Tc} - 2ac + 2acz^{-1}e^{-Tc}}{(1-2z^{-1}e^{-Tc}+z^{-2}e^{-2Tc})} = \frac{(ac^2+b)Te^{-Tc}z^{-1} + 2ace^{-Tc}z^{-1} - 2ac}{2-4z^{-1}e^{-Tc}+2z^{-2}e^{-2Tc}}$$
$$= \frac{((ac^2+b)T+2ac)e^{-Tc}z^{-1} - 2ac}{2e^{-2Tc}z^{-2} - 4e^{-Tc}z^{-1} + 2}$$

Tomando como base la función de transferencia se puede separar la ecuación Ec 25 de la siguiente manera:

$$y(z)(2e^{-2Tc}z^{-2} - 4e^{-Tc}z^{-1} + 2) = x(z)(((ac^2+b)T+2ac)e^{-Tc}z^{-1} - 2ac) \qquad \text{Ec 26}$$

Expandiendo la Ec 26 y llevándola a la forma de ecuación en diferencia, se tiene:

$$2e^{-2Tc}y(n-2) - 4e^{-Tc}y(n-1) + 2y(n) = ((ac^2+b)T+2ac)e^{-Tc}x(n-1) - 2acx(n) \qquad \text{Ec 27}$$

Despejando y(z) de Ec 27:

$$y(n) = \frac{1}{2}(((ac^2+b)T+2ac)e^{-Tc}x(n-1) - 2acx(n) - 2e^{-2Tc}y(n-2) + 4e^{-Tc}y(n-1)) \qquad \text{Ec 28}$$

$$y(n) = \frac{1}{2}((ac^2+b)T+2ac)e^{-Tc}x(n-1) - acx(n) - e^{-2Tc}y(n-2) + 2e^{-Tc}y(n-1) \qquad \text{Ec 29}$$

Evaluando los valores de a, b y T en la ecuación, T es igual al tiempo de muestreo de 2ms

$$y(n) = 186028.75x(n-1) - 197392.088x(n) - 0.28460954y(n-2) + 1.07y(n-1) \qquad \text{Ec 30}$$

B.Programa Fuente

A continuación se presentan las etapas mas importantes del programa fuente de la aplicación.

B.1 Red Neuronal.

```
Dim guarda, conta1, modulou, modulou1 As Single
su:
For mat = 1 To ent
  For mat1 = 1 To sal
     Input #2, pesovuelta(mat, mat1)
  Next mat1
Next mat
For mat4 = 1 To sal
   For mat3 = 1 To ent
     Input #3, pesoida(mat4, mat3)
   Next mat3
Next mat4
final: ' ante fin
conta1 = 1
h1 = 4
teta = 0.2
e = 0
conta1 = 1
conta = 1
a1 = 10
b1 = 10
c1 = 0.1
d1 = 0.9
m = ent
If Salto = 1 Then GoTo inicio2
For a = 1 To (ent)
 For b = 1 To (sal)
   pesovuelta(a, b) = 0
 Next b
Next a
For a = 1 To (sal)
 For b = 1 To (ent)
   pesoida(a, b) = (1 / ((1 - d1) * Sqr(m)))
 Next b
Next a
inicio2:
Dim ina, outa As Single
Dim prepro(2001), senal(2001)
```

```
despla = 100
maxperi = 900
'adelR = 150
'atraR = 150
c = 0
correr1:
ent = 13 '# de entradas de la red
sal = 60 '# de salidas de la red
valordevigilancia = vigilancia
conta1 = 1
conta = 1
a = 0
For b = 1 To (sal)
   z(b) = 1
Next b
inicio:
conta1 = 1
For b = 1 To (ent)
   q(b) = 0
Next b
For b = 1 To (sal)
   g(b) = 0
Next b
For b = 1 To (ent)
   w(b) = 0
Next b
For b = 1 To (ent)
   u(b) = 0
Next b
inicio3:
For b = 1 To (ent)
   w(b) = entrada(b) + a1 * u(b)
Next b
modulow1 = 0
For b = 1 To (ent)
   modulow1 = w(b) ^ 2 + modulow1
Next b
modulow = Sqr(modulow1)
For a = 1 To (ent)
   w(a) = w(a) / (e + modulow)
Next a
For a = 1 To (ent)
   If (w(a) < teta) And (w(a) >= 0) Then
      w(a) = 0
   End If
Next a
For a = 1 To (ent)
```

```
  If (q(a) < teta) And (q(a) >= 0) Then
    q(a) = 0
  End If
Next a
For a = 1 To (ent)
   w(a) = w(a) + b1 * q(a)
Next a
modulow1 = 0
For b = 1 To (ent)
   modulow1 = w(b) ^ 2 + modulow1
Next b
modulow = Sqr(modulow1)
For a = 1 To (ent)
   u(a) = w(a) / (e + modulow)
Next a
For a = 1 To (ent)
  temporal(a) = 0
Next a
For b = 1 To (ent)
  For a = 1 To (sal)
    temporal(b) = g(a) * pesovuelta(b, a) + temporal(b)
  Next a
Next b
For a = 1 To (ent)
   w(a) = u(a) + temporal(a)
Next a
modulow1 = 0
For b = 1 To (ent)
   modulow1 = w(b) ^ 2 + modulow1
Next b
modulow = Sqr(modulow1)
For a = 1 To (ent)
   q(a) = w(a) / (e + modulow)
Next a
If conta1 = 1 Then
   conta1 = 2
   GoTo inicio3
End If
modulou1 = 0
For b = 1 To (ent)
   modulou1 = u(b) ^ 2 + modulou1
Next b
modulou = Sqr(modulou1)
For a = 1 To (ent)
   w(a) = (u(a) + c1 * w(a)) / (e + modulou + c1 * modulow)
Next a
modulow1 = 0
```

```
For b = 1 To (ent)
   modulow1 = w(b) ^ 2 + modulow1
Next b
modulow = Sqr(modulow1)
salida = valordevigilancia / (e + modulow)
   If moduloz = 0 Then
      respuesta = MsgBox("deseaprobar otro patron", 4, "salida no clasificable")
      If respuesta = 6 Then
         GoTo inicio2
      Else
         GoTo fin
      End If
   Else
    conta = 1
    GoTo inicio
   End If
   Cls
End If
If conta = 1 Then
   conta = 2
   For a = 1 To (sal)
      temporal2(a) = 0
   Next a
   For b = 1 To (sal)
      For a = 1 To (ent)
         temporal2(b) = entrada(a) * pesoida(b, a) + temporal2(b)
      Next a
   Next b
   For b = 1 To (sal)
      temporal2(b) = z(b) * (temporal2(b) + 0.5)
   Next b
   guarda = temporal2(1)
   fila = 1
   For a = 1 To (sal)
      If temporal2(a) >= guarda Then
         If temporal2(a) = guarda Then
            d1 = 0.9
         Else
            guarda = temporal2(a)
            fila = a
         End If
       End If
   Next a
   g(fila) = d1
   z(fila) = 0
   GoTo regresoap
End If
```

```
For b = 1 To (sal)
   For a = 1 To (ent)
      If g(b) = d1 Then
         pesovuelta(a, b) = u(a) / (1 - d1)
      End If
   Next a
Next b
For b = 1 To (sal)
   For a = 1 To (ent)
      If g(b) = d1 Then
         pesoida(b, a) = u(a) / (1 - d1)
      End If
   Next a
Next b
Label2.Visible = True
For a = 1 To 28 '(sal)
   If g(a) = d1 Then
Select Case a
Case 1
Label2.Caption = "BRADICARDIA SINUSAL"
Case 2
Label2.Caption = "FIBRILACIÓN AURICULAR"
Case 3
Label2.Caption = "BLOQUEO ATRIOVENTRICULAR MOBITZ I"
Case 4
Label2.Caption = "BLOQUEO ATRIOVENTRICULAR MOBITZ II"
Case 5
Label2.Caption = "BLOQUE ATRIOVENTRICULAR DE TERCER GRADO"
Case 6
Label2.Caption = "ALETEO(FLUTTER)AURICULAR"
Case 7
Label2.Caption = "FIBRILACIÓN VENTRICULAR"
Case 8
Label2.Caption = "TAQUICARDIA AURICULAR"
Case 9
Label2.Caption = "IDIOVENTRICULAR"
Case 10
Label2.Caption = "ASISTOLE"
Case 11
Label2.Caption = "ELEVACION SEGMENTO ST"
Case 12
Label2.Caption = "DEPRESIÓN SEGMENTO ST"
Case 13
Label2.Caption = "CONTRACCIÓN AURICULAR PREMATURA"
Case 14
Label2.Caption = "CONTRACCIÓN VENTRICULAR PREMATURA"
Case 15
```

```
Label2.Caption = "SEÑAL NORMAL"
'loco = 1
End Select
GoTox
   End If
Next a
Label2.Caption = "NO CLASIFICABLE1"
xyx:
conta = 1
GoTo inicio2
If loco = 1 Then GoTo lucas
For mat = 1 To ent
  For mat1 = 1 To sal
  Next mat1
Next mat
For mat4 = 1 To sal
   For mat3 = 1 To ent
   Next mat3
Next mat4
fin: ' ante fin
If a < 15 Then GoTo lucas
Open "C:\cpartv21\ini\pevuel1.txt" For Input As #2   ' Open file for output.
Open "C:\cpartv21\ini\peid1.txt" For Input As #3   ' Open file for output.
For mat = 1 To ent
  For mat1 = 1 To sal
     Input #2, pesovuelta(mat, mat1)
  Next mat1
Next mat
For mat4 = 1 To sal
   For mat3 = 1 To ent
     Input #3, pesoida(mat4, mat3)
  Next mat3
Next mat4
  Next mat1
Next mat
For mat4 = 1 To sal
   For mat3 = 1 To ent
   Next mat3
Next mat4
End
```

B.2. Adquisición.

```
Private Sub Form_Load()
  ReDim Instring(1990)
  prueba = 255
  If MSComm1.PortOpen Then MSComm1.PortOpen = False
  GoSub delay05
  MSComm1.CommPort = 1
  MSComm1.Settings = "9600,N,8,2"
  MSComm1.InBufferSize = 2000

  MSComm1.PortOpen = True
  MSComm1.InputLen = 1
  MSComm1.InBufferCount = 0
  'GoSub delay05
  MSComm1.InBufferCount = 0
  MSComm1.InBufferCount = 0
  MSComm1.InBufferCount = 0
  MSComm1.Output = Chr$(&H3)
  GoSub delay05
  GoSub Revision
  MSComm1.Output = Chr$(&H26) + Chr$(&H0) + Chr$(&H0)
  GoSub delay05
  GoSub Revision
  MSComm1.Output = Chr$(&H58)
  MSComm1.Output = Chr$(&H27) + Chr$(&H10)
  GoSub delay05
  MSComm1.Output = Chr$(&H27)
  MSComm1.Output = Chr$(&H7)
  MSComm1.Output = Chr$(&HD0) 'df
  MSComm1.Output = Chr$(&H0)
  MSComm1.Output = Chr$(&HD0)
  MSComm1.Output = Chr$(&H0)
  MSComm1.Output = Chr$(&HC8)
  MSComm1.Output = Chr$(&H3)
  GoSub Revision
  MSComm1.Output = Chr$(&H2A)
  MSComm1.Output = Chr$(&H1)
  MSComm1.Output = Chr$(&H2)
  MSComm1.Output = Chr$(&H1)
  MSComm1.Output = Chr$(&H0)
  GoSub Revision
  MSComm1.Output = Chr$(&H34) + Chr$(&H0)
  'GoSub delay05
  'GoSub delay05
```

```
  MSComm1.Output = Chr$(&H25) + Chr$(&H2)
  'GoSub Revision
  MSComm1.InputLen = 1
  For i = 1 To 1900
    Instring(i) = MSComm1.Input
  Next i
MSComm1.PortOpen = False
Open "c:\matri.txt" For Output As #1
  For i = 1 To 1900
    If Len(Instring(i)) = 0 Then
     prueba = prueba
      GoTo loco
    End If
    prueba = Asc(Instring(i))
    'If prueba = 33 Then prueba = 255
loco:
    If prueba > 127 Then prueba = -255 + prueba
fin:
    Write #1, prueba
    Next i
    Write #1, 26
    Write #1, Chr$(26)
Close #1
If MSComm1.PortOpen Then MSComm1.PortOpen = False
MSComm1.InBufferCount = 0
End
Revision:
     While MSComm1.InBufferCount = 0: Wend
     quit$ = MSComm1.Input
     If quit1$ = "!" Then Return
     If quit1$ = "?" Then Return
     quit = " "
     MSComm1.InBufferCount = 0
     Return
delay05:
PauseTime = 1   ' Set duration.
  Start = Timer   ' Set start time.
  While Timer < (Start + PauseTime): Wend
Return
fina:
End Sub
```

B.3. Filtro Pasabanda.

```
If tratado = 1 Then GoTo salida
If CommonDialog1.FileName = "" Then GoTo finalizar
salida:
ReDim resultado6(2003)
Deshacer.Enabled = True
Deshacertodo.Enabled = True
Dim punto(100)
If n - 1 < 1 Then
   resultado2 = 0
   resultado4 = 0
Else
   resultado2 = senal(n - 1)
   resultado4 = resultado6(n - 1)
End If
If n - 2 < 1 Then
   resultado5 = 0
Else
   resultado5 = resultado6(n - 2)
End If
resultado6(n) = (186028.75 * resultado2) - (197392.088 * senal(n)) - (0.28460954 *
resultado5) + (1.075 * resultado4) '(5.548845962 * resultado2) - (5.583929881 * senal(n)) -
(0.975180477 * resultado5) + (1.97524534 * resultado4)'resultado6(n) = (78.460747 *
resultado2) - (78.95683503 * senal(n)) - (0.975180477 * resultado5) + (1.97524534 *
resultado4) '(5.548845962 * resultado2) - (5.583929881 * senal(n)) - (0.975180477 *
resultado5) + (1.97524534 * resultado4)
resultado6(n) = resultado6(n) / 100
Next n
For a = 1 To largo ' Loop until end of file.'
  senal(a) = resultado6(a)
Next a
For n = 1 To largo
If n - 1 < 1 Then
   resultado2 = 0
   resultado4 = 0
Else
   resultado2 = senal(n - 1)
   resultado4 = resultado6(n - 1)
End If
If n - 2 < 1 Then
   resultado5 = 0
Else
   resultado5 = resultado6(n - 2)
End If
```

```
resultado6(n) = (5.548845962 * resultado2) - (5.583929881 * senal(n)) - (0.975180477 *
resultado5) + (1.97524534 * resultado4)
resultado6(n) = resultado6(n) / 1000
Next n
For a = 1 To largo ' Loop until end of file.'
  senal(a) = resultado6(a)
Next a
refi = 0.00000001
For a = 1 To largo
   If resultado6(a) > refi Then
      refi = resultado6(a)
   End If
Next a
rela = 30 / refi
If ref < 5 Then
   For a = 1 To largo
      resultado6(a) = rela * resultado6(a)
   Next a
End If
```