



Universidad Austral de Chile

Facultad de Ciencias de la Ingeniería
Escuela de Ingeniería Civil Electrónica

ESTUDIO, OPTIMIZACIÓN Y VALIDACIÓN DE UN ALGORITMO AUTOMÁTICO DE DETECCIÓN DE ONDA R EN UN ELECTROCARDIOGRAMA

Trabajo para optar al título de:
Ingeniero Electrónico.

Profesor Patrocinante:
Sr. Alfredo Illanes Manríquez
Ingeniero Ejecución Electrónica
Master en señales y Telecomunicaciones
Doctor en tratamiento de señales y
Telecomunicaciones

FELIPE ANDRÉS CHACÓN VARGAS
VALDIVIA – CHILE
2009

TRABAJO DE TITULACIÓN

NOMBRE COMPLETO ALUMNO:

FELIPE ANDRÉS CHACÓN VARGAS

TÍTULO DEL PROYECTO:

ESTUDIO, OPTIMIZACIÓN Y VALIDACIÓN DE UN ALGORITMO AUTOMÁTICO DE DETECCIÓN DE ONDA R EN UN ELECTROCARDIOGRAMA

PROF. PATROCINANTE: ALFREDO ILLANES MANRIQUEZ

FIRMA: _____

PROF. CO-PATROCINANTE: DANIEL LÜHR SIERRA

FIRMA: _____

PROF. INFORMANTE: NESTOR FIERRO MORINEAUD

FIRMA: _____

USO EXCLUSIVO ESCUELA:

1.	APROBADO	REPROBADO
----	----------	-----------

2. OBSERVACIONES: _____

3. FECHA RESOLUCIÓN: _____ Nº: _____

FIRMA DIRECTOR ESCUELA

FIRMA ALUMNO: _____

FECHA DE PRESENTACIÓN:

Agradecimientos

Este trabajo marca el fin de una de las etapas más importantes de mi vida, la universidad, de la cual debo agradecer el constante apoyo que he recibido por parte de mi familia. A mi Padre, Luis Felipe, por su gran esfuerzo con el cual he podido llegar hasta donde estoy. A mi madre, Yasmara por todo apoyo que me ha brindado desde siempre y por estar en todo momento dándome ánimo cuando más lo necesitaba. A mi hermana, Daniela, por ser mi compañera y amiga durante estos años de estudio.

También quiero darle las gracias a mi novia y futura esposa, Karyme por todo el apoyo incondicional que me brindó desde el primer momento que llegó a mi vida durante toda mi etapa universitaria, siempre me instó a ser perseverante en lograr mis metas, este trabajo te lo dedico a ti.

Quiero dar las gracias al resto de mi familia por el cariño recibido, y a mis amigos, en especial: Felipe, Raúl, Javier, Marcela, Wendelin, por darme su amistad y soporte durante este trabajo.

Finalmente, agradecer a los profesores que formaron parte de todo este proceso de aprendizaje y desarrollo personal, en especial, a mi profesor patrocinante Alfredo Illanes, por todo el apoyo y ayuda, brindados en el desarrollo de este trabajo.

INDICE

Agradecimientos	III
Índice de figuras y tablas	VI
Resumen	IX
Introducción	X
Objetivos	XI
CAPÍTULO 1. <i>Introducción a la electrocardiografía</i>	1
1.1 Electrofisiología del corazón	1
1.2 Actividad celular cardíaca	3
1.3 Relación entre la actividad celular y el ECG	9
1.4 El electrocardiograma (ECG)	13
1.5 Intervalos en la señal de ECG	21
1.6 Evolución del ECG	26
CAPÍTULO 2. <i>Tratamiento de señales de ECG</i>	36
2.1 Introducción al análisis de un ECG	36
2.2 Segmentación automática	40
2.3 Detección de onda R	44
2.4 Algoritmo de detección de onda R	51
CAPÍTULO 3. <i>Implementación de algoritmo evaluador</i>	56
3.1 Bases de datos de referencia	56
3.2 Conversión de los datos	59
3.3 Software utilizado	64
3.4 Estructura implementada	69
3.5 Módulos adicionales	76
3.6 Tipos de evaluaciones	83

CAPÍTULO 4. <i>Corrección y optimización de algoritmo</i>	86
4.1 Recuperación de última detección	86
4.2 Procesamiento por lotes	87
CAPÍTULO 5. <i>Resultados finales</i>	89
5.1 Parámetros utilizados	89
5.2 Resultados de base de Datos <i>QT</i>	92
5.3 Resultados de base de Datos <i>MIT-BIH Arrhythmia</i>	94
5.4 Comparación de resultados	96
CAPÍTULO 6. <i>Conclusiones</i>	98
Referencias	101
Apéndice A	104
Apéndice B	107

INDICE DE FIGURAS Y TABLAS

Figuras

<i>Figura 1.</i> Anatomía del corazón.....	2
<i>Figura 2.</i> Fases de potencial de acción transmembrana.....	3
<i>Figura 3.</i> Potencial de acción de la membrana celular.	5
<i>Figura 4.</i> Potenciales de acción de una fibra de Purkinje y de una fibra muscular.	7
<i>Figura 5.</i> Generación del pulso eléctrico y vías de conducción hasta las células miocárdicas.	9
<i>Figura 6.</i> Representación de la actividad eléctrica del corazón mediante un dipolo eléctrico.....	11
<i>Figura 7.</i> Planos Sagital, Frontal y Transversal.	12
<i>Figura 8.</i> Papel Milimetrado de ECG.....	13
<i>Figura 9.</i> Ejemplo de registro de un ECG.	13
<i>Figura 10.</i> Estructura de un electrodo.	14
<i>Figura 11.</i> Triángulo de Einthoven.....	15
<i>Figura 12.</i> Conexión de las derivaciones bipolares (Einthoven).....	16
<i>Figura 13.</i> Conexión de las derivaciones monopolares (Goldberger).....	17
<i>Figura 14.</i> Ubicación de los electrodos en un ECG y formas de onda para cada derivación.	18
<i>Figura 15.</i> Electrocardiograma clínico estándar de 12 derivaciones.....	19
<i>Figura 16.</i> Esquema de otras derivaciones, comparadas con las precordiales tradicionales.	20
<i>Figura 17.</i> Segmentación de una onda cardiaca.....	21
<i>Figura 18.</i> Gráfica que muestra los diferentes componentes del segmento PQ o PR.....	22
<i>Figura 19.</i> Nomenclatura de distintas morfologías de complejos QRS.....	23
<i>Figura 20.</i> Segmento QT y sus periodos refractarios absoluto y relativo.	25
<i>Figura 21.</i> Retrato de Willem Einthoven.....	26
<i>Figura 22.</i> Electrocardiógrafo de Einthoven.....	27
<i>Figura 23.</i> Monitor Holter actual.....	29
<i>Figura 24.</i> Equipo de magnetocardiografía.....	29
<i>Figura 25.</i> Electrocardiógrafo Mac 500, de 15 derivaciones.....	30
<i>Figura 26.</i> Diagrama de bloques de un ECG de alta resolución.	31
<i>Figura 27.</i> ECG de alta resolución.....	32
<i>Figura 28.</i> Sistema típico de conversión análogo-digital de señales ECG.....	33
<i>Figura 29.</i> Comparación entre una señal continua y una discreta.	34
<i>Figura 30.</i> Equipo ECG digital.	34
<i>Figura 31.</i> Estructura básica de un sistema de análisis de señales de ECG.....	37
<i>Figura 32.</i> Ejemplo de ECG con interferencias debido a cuerpo sudado.....	38
<i>Figura 33.</i> Ejemplos de ruidos que dificultan la detección QRS causados por.....	41
<i>Figura 34.</i> Estructura comúnmente utilizada en un detector de QRS.	42

<i>Figura 35.</i> Espectro de energía de una onda P, complejo QRS y onda T.	42
<i>Figura 36.</i> Ejemplo de una función wavelet (Daubechies-4).	48
<i>Figura 37.</i> Perceptrón multicapa (MLP).	48
<i>Figura 38.</i> Red de aprendizaje por cuantización vectorial.	49
<i>Figura 39.</i> Estructura de funcionamiento del algoritmo detector de onda R.	51
<i>Figura 40.</i> Señal de ECG con y sin filtro aplicado.	52
<i>Figura 41.</i> Registro ECG y su respectivo indicador $ind(k)$	53
<i>Figura 42.</i> Ejemplo de cálculo de indicador $ind(k)$	54
<i>Figura 43.</i> Señales ECG con sus respectivos indicadores.	55
<i>Figura 44.</i> Página Web inicial de <i>PhysioNet</i>	57
<i>Figura 45.</i> Código utilizado en <i>Cygwin</i> para convertir archivos de forma cíclica.	61
<i>Figura 46.</i> Logotipo de <i>SciLab</i> versión 4.	64
<i>Figura 47.</i> Ventana principal de <i>SciLab</i>	65
<i>Figura 48.</i> Ventana de <i>Scipad</i>	67
<i>Figura 49.</i> Esquema principal de algoritmo evaluador.	71
<i>Figura 50.</i> Ejemplo de una detección correcta.	72
<i>Figura 51.</i> Ejemplo de omisión de una detección (falso negativo).	73
<i>Figura 52.</i> Ejemplo de detección errónea (falso positivo).	73
<i>Figura 53.</i> Ejemplo de una detección desfasada.	74
<i>Figura 54.</i> Vista de un reporte global.	77
<i>Figura 55.</i> Vista de un reporte individual.	78
<i>Figura 56.</i> Vista de un reporte individual, focalizando el apartado de <i>consideración de proceso</i> . ..	79
<i>Figura 57.</i> Gráfica de señal de ECG de sel123.	80
<i>Figura 58.</i> Gráfica de la primera derivación de la señal sel123.	81
<i>Figura 59.</i> Gráfica de ambas derivaciones de la señal sel123.	81
<i>Figura 60.</i> Gráfica de ambas derivaciones y referencia de amplitud de señal sel123.	82
<i>Figura 61.</i> Ejemplo de detecciones según evaluación A.	83
<i>Figura 62.</i> Ejemplo de detecciones según evaluación B.	84
<i>Figura 63.</i> Ejemplo de detecciones según evaluación C.	85

Tablas

<i>Tabla 1.</i> Bases de datos disponibles en la sección ECG de <i>PhysioBank</i>	58
<i>Tabla 2.</i> Formato de nombres de archivo en la conversión.	61
<i>Tabla 3.</i> Bases de datos utilizadas en el análisis.	62
<i>Tabla 4.</i> Comparación de resultados entre antes y después de aplicar corrección.	86
<i>Tabla 5.</i> Resultados obtenidos utilizando procesamiento por lotes.	88
<i>Tabla 6.</i> Resultados obtenidos para <i>QT Database</i>	92
<i>Tabla 7.</i> Estadísticas respecto del número de señales del análisis de <i>QT Database</i>	93
<i>Tabla 8.</i> Resultados obtenidos para <i>MIT-BIH Arrhythmia Database</i>	94
<i>Tabla 9.</i> Estadísticas respecto del número de señales del análisis de <i>MIT-BIH Arrhythmia</i>	95
<i>Tabla 10.</i> Comparación de resultados en base a evaluación A.	96
<i>Tabla 11.</i> Comparación de resultados en base a evaluación B.	96
<i>Tabla 12.</i> Comparación de resultados en base a evaluación C.	97

Resumen

El presente trabajo expone el desarrollo, análisis y resultados de evaluación del comportamiento de un algoritmo computacional que analiza señales digitalizadas de electrocardiogramas y entrega la detección de la onda R en la señal. Dicha evaluación se lleva a cabo utilizando bases de datos de libre disposición en Internet, perteneciente a la red llamada *Physionet*, la cual cuenta con diagnóstico médico de referencia, lo cual es esencial para evaluar los resultados. Para poder realizar todo el análisis es necesario implementar un algoritmo auxiliar capaz de procesar toda la base de datos con el algoritmo y a su vez comparar los resultados del análisis con la referencia. Ambos algoritmos se encuentran programados bajo el programa gratuito de cálculo numérico *SciLab*, en su versión 4. Por otro lado, para poder utilizar el contenido de las bases de datos, fue necesario realizar una conversión de un formato binario a texto plano, para así poder utilizar los datos de señales con *SciLab*.

Una vez realizado cada análisis, se van estudiando los resultados, y dependiendo de estos últimos, se van haciendo correcciones y adaptaciones en el algoritmo original, a fin de disminuir la tasa de errores, además de aumentar su precisión. Dentro del análisis de los resultados se cuenta con reportes de texto, en cuanto a errores de detección, falsos positivos, desviación estándar, entre otros y de forma complementaria se generan imágenes con gráficas de parte del ECG donde se presentan problemas a fin de visualizar de mejor forma los errores.

Los resultados obtenidos del análisis se pueden calificar de satisfactorios, ya que el algoritmo presenta un alto porcentaje de detección correcta y uno bajo de falsos positivos, siendo comparable con otros algoritmos existentes. La ventaja principal de este algoritmo comparado con los ya existentes en la literatura es su sencilla implementación.

Introducción

El electrocardiograma (ECG o EKG), es uno de los más importantes exámenes médicos para diagnosticar problemas cardiovasculares ^[1]. Este consiste básicamente en medir la actividad eléctrica involucrada en el funcionamiento del corazón, y ésta se registra gráficamente en forma de onda, la cual es analizada por un cardiólogo o especialista afín, quien es el que entrega el diagnóstico.

Las señales eléctricas son captadas por un conjunto de electrodos, los cuales son dispuestos en partes estratégicas del cuerpo, y a su vez van conectados al electrocardiógrafo, que convierte estas señales eléctricas en trazados gráficos en un papel milimetrado o bien las señales son digitalizadas para almacenarlas o efectuar un análisis y procesamiento de éstas; en este caso el digitalizado se debe realizar mediante un conversor ADC con una frecuencia de muestreo de al menos 250 Hz. El más común de los ECG es el de 12 derivaciones, aunque existen otros de 15 derivaciones y el de alta resolución. Los anchos de banda utilizados dependerán de la aplicación, pero generalmente van entre los 0,5 Hz y los 100 Hz.

Con el avance de la electrónica e informática se han ido introduciendo programas computacionales y algoritmos que ayudan y complementan la labor de diagnóstico, realizando un análisis de la señal, pudiendo así descubrir patrones de comportamiento que a simple vista son difíciles de detectar. Dentro del procesamiento de señales de ECG, la onda R (que forma parte del complejo QRS) es la que morfológicamente más se destaca, por ello se utiliza como base en la detección automática, y como también se utiliza para calcular la frecuencia cardíaca es importante que la detección sea estable. Debido a esto, la detección de onda R es el punto de partida para casi todos los algoritmos que realicen procesamiento de señales de ECG ^[2].

Objetivos

El principal objetivo de este trabajo es realizar la evaluación y validación de un algoritmo computacional de detección automática de onda R. Este proceso implica un trabajo multidisciplinario, ya que con el análisis y procesamiento de señales biológicas se establece un vínculo entre la electrónica y la medicina.

Para la evaluación del algoritmo será necesario recurrir a bases de datos que contengan señales digitalizadas de electrocardiogramas, lo que conlleva a una familiarización y aprendizaje en el modo de utilizar estos datos (adaptación, conversión, etc.). Además de esto, debe existir un manejo avanzado de la herramienta de cálculo numérico *SciLab*, lo que significa leer documentación, ensayos de programación, entre otras cosas.

Por otro lado, también es fundamental manejar los conceptos básicos de la electrofisiología cardíaca, ya que dentro de la evaluación se requiere de analizar si las detecciones son realizadas en el lugar correcto, o determinar la causa cuando exista una detección anómala.

Finalmente dentro de este trabajo se considera la presentación de un paper en base a los resultados obtenidos del mismo en las Segundas Jornadas Chilenas de Ingeniería Biomédica 2009 ^[3].

Capítulo 1

Introducción a la electrocardiografía

1.1 Fisiología del corazón

El corazón es el músculo más importante del cuerpo, su función principal es bombear la sangre a los pulmones y al resto del cuerpo, es un órgano hueco que recibe sangre de las venas y la impulsa hacia las arterias ^[4]. En la *Figura 1* se muestran las distintas partes que componen este órgano. Está irrigado por las dos primeras ramas de la aorta, que son: la coronaria izquierda, y la coronaria derecha. La sangre del cuerpo llega a la aurícula derecha a través de dos grandes venas, la vena cava inferior y la vena cava superior. El corazón tiene dos lados: izquierdo y derecho, y cada lado está dividido en dos cámaras: la aurícula y el ventrículo, separados entre sí por las válvulas que hacen que la sangre fluya en una sola dirección.

Desde la aurícula derecha la sangre es bombeada al ventrículo derecho; después la sangre pasa a la arteria pulmonar y de ahí a los pulmones, donde se oxigena y elimina el dióxido de carbono. De los pulmones, la sangre ya oxigenada va a la aurícula izquierda, y de ahí pasa al ventrículo izquierdo, para llegar a todo el cuerpo a través de la aorta. La frecuencia de los latidos del corazón está controlada por el sistema nervioso vegetativo de modo que el sistema simpático la acelera y el parasimpático la retarda. Los impulsos nerviosos se originan de forma rítmica en el nodo sino auricular, localizado en la aurícula derecha junto a la desembocadura de la vena cava superior.

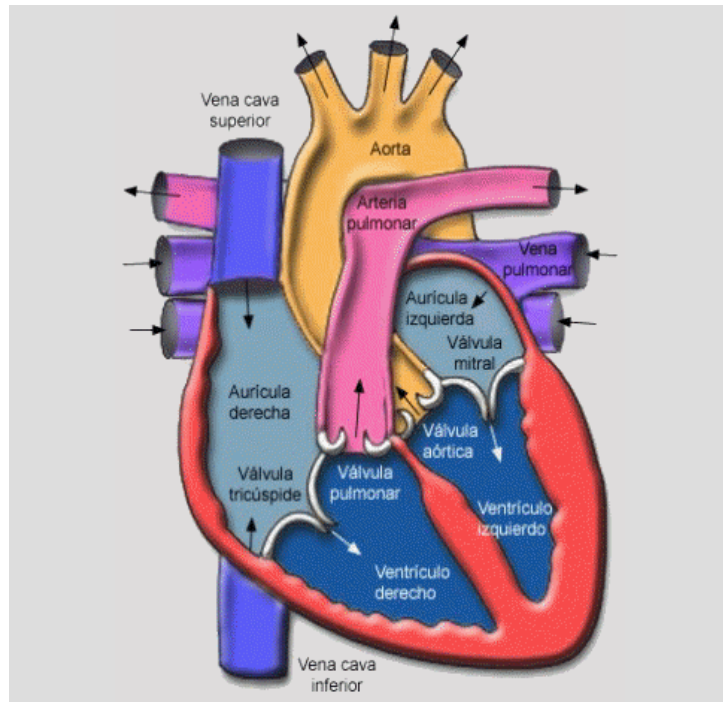


Figura 1. Anatomía del corazón.

Existen distintas vías internodales que conectan el nodo sino auricular con el nódulo aurículo-ventricular, donde tiene lugar un retardo en la conducción del impulso nervioso para facilitar el vaciado de las aurículas antes de que tenga lugar la activación ventricular. El impulso eléctrico continúa a través del haz de His que se divide en dos ramas, que a su vez se subdividen en las llamadas fibras de Purkinje, en el espesor de las paredes ventriculares.

La actividad bioeléctrica cardíaca tiene su origen en la actividad bioeléctrica de cada una de las células musculares cardíacas. Esta actividad eléctrica produce la contracción rítmica del corazón. A su vez esta actividad electromecánica se produce según un orden estricto y siempre igual latido tras latido. Las células miocárdicas son excitadas por un estímulo eléctrico propagado por el haz de His y ramificaciones de Purkinje que distribuyen el impulso inicial por todo el tejido miocárdico. Para comprender mejor este proceso se debe conocer la actividad eléctrica general de todas las células que componen nuestro organismo.

1.2 Actividad celular cardíaca

Las células como organismos están contenidas por su membrana, la cual es semipermeable y selectiva para el paso de distintas sustancias como agua, iones de sodio, potasio, calcio, cloro entre otros elementos. El traspaso de estas sustancias a través de la membrana celular puede ser activo o pasivo, con distintos mecanismos físicos y químicos gracias a la estructura de la membrana. La membrana al permitir traspaso de iones mantiene un gradiente de polaridad de cargas negativas dentro de la célula y cargas positivas fuera de ella; la membrana puede activamente realizar cambios bruscos de polaridad a través del intercambio de iones positivos por iones negativos, generando así potenciales eléctricos, los que están presentes en prácticamente todas las células del cuerpo, incluso algunas de ellas son capaces de generar impulsos electroquímicos rápidamente cambiantes en sus membranas, los cuales se utilizan para transmitir señales de célula a célula [5].

La estimulación de una célula aumenta la permeabilidad de su membrana produciendo una serie de cambios iónicos de ambos lados de dicha membrana. El registro de este fenómeno es una curva que se denomina potencial de acción transmembrana (PAT) que consta de cinco fases, como se observa en la *Figura 2*.

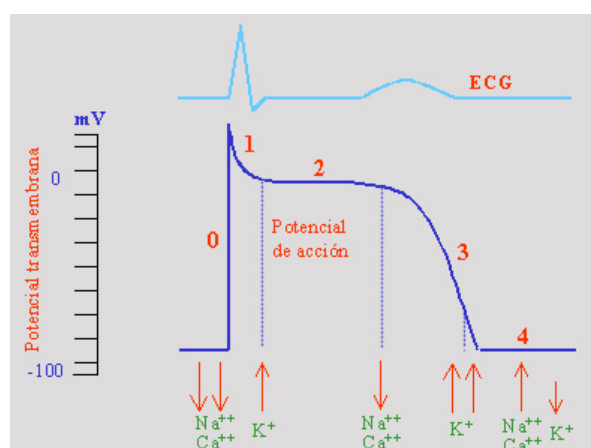


Figura 2. Fases de potencial de acción transmembrana.

- **Fase 0:** Al inicio, la membrana celular se encuentra en estado de reposo. En el interior de la célula predominan los iones K^+ mientras que el exterior está ocupado por los iones sodio. Esto genera una diferencia de tensión a ambos lados de la membrana cuya resistencia viene a ser de 1000 Ohm/cm^2 , produciéndose una acumulación de cargas negativas en el interior y de positivas en el exterior. La curva de corriente, instantes antes de la activación transcurre por la isoelectrica. El impulso de excitación generado a partir del centro marcapasos biológico (nódulo sinusal) se difunde rápidamente por todo el corazón, produciendo una caída en la resistencia de la membrana celular desde 1000 Ohm a 100 Ohm provocando cambios súbitos en la permeabilidad iónica de forma que el sodio y el calcio penetran en la célula mientras que el potasio inicia su salida. El cambio de cargas generado a uno y otro lado de la membrana celular origina un potencial positivo, cuyo valor se sitúa en torno a $+30 \text{ mV}$. Durante esta fase ningún estímulo extra será capaz de activar un nuevo PAT (período refractario absoluto). Esta fase recibe el nombre de *despolarización* ^[6].
- **Fase 1:** Es también conocida como fase de *repolarización lenta*. En ella todavía persiste la entrada de iones sodio y calcio a través de otro tipo de canales de flujo más lento, mientras que el potasio sale del interior celular ^[6].
- **Fase 2:** Desde un punto de vista iónico se caracteriza por la salida masiva de potasio al exterior, lo que genera un declive en el PAT de forma paulatina, aumentando progresivamente también la permeabilidad de la membrana para el sodio. Esta fase conocida también como *sístole eléctrica* tiene su representación en el ECG de superficie a través del complejo QRS ^[6].
- **FASE 3:** Persiste en esta fase como en la anterior el intercambio iónico en el mismo sentido, pero desde un punto de vista eléctrico la capa externa celular comienza a cargarse positivamente mientras que la interna se rodea de cargas negativas. Esta fase de repolarización eléctrica se identifica en el ECG como el segmento ST y la

onda T, y en ella un estímulo potente extra podría provocar la aparición de un nuevo PAT (período refractario relativo). Esta "vulnerabilidad" del miocárdico a generar un PAT depende directamente de las concentraciones de potasio, de forma que a menor concentración (hipopotasemia) mayor vulnerabilidad [6].

- **FASE 4:** En esta fase también conocida como de *potencial de reposo* ó *fase diastólica eléctrica*, se produce la salida del sodio y la penetración del potasio, a través de un mecanismo activo conocido como *bomba iónica* restableciéndose el equilibrio inicial, con lo cual el PAT alcanza su valor de reposo de -90 mV. En el ECG este período se corresponde con el tiempo que media entre T y un nuevo QRS [6].

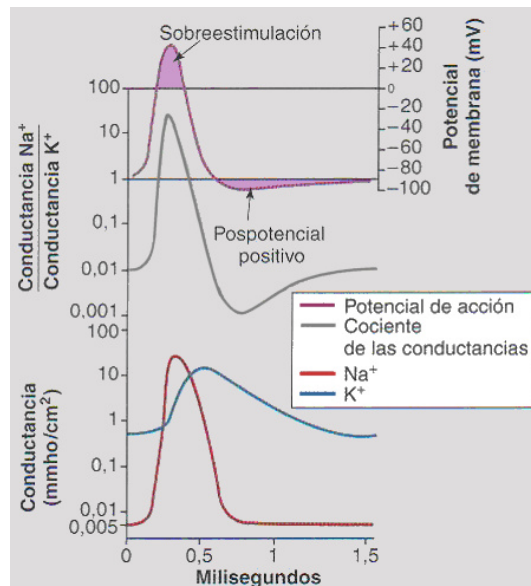


Figura 3. Potencial de acción de la membrana celular.

En la *Figura 3* se muestra de forma resumida los fenómenos secuenciales que se producen durante el potencial de acción y poco después del mismo. La parte inferior de la figura muestra los cambios de la conductancia de la membrana a los iones sodio y potasio. Durante el estado de reposo, antes de que comience el potencial de acción, la conductancia a los iones potasio es 50 a 100 veces mayor que la conductancia de los iones sodio. Esto se debe a una fuga mucho mayor de iones potasio que sodio a través de los

canales de iónicos. Sin embargo, al inicio del potencial de acción se activan instantáneamente los canales de sodio y dan lugar a un aumento de la conductancia al sodio de 5000 veces. Después el proceso de inactivación cierra los canales de sodio en otra fracción de milisegundo. El inicio del potencial de acción también produce activación por el voltaje de los canales de potasio, haciendo que empiecen a abrirse más lentamente una fracción de milisegundo después de que se abran los canales de sodio. Al final del potencial de acción, el retorno del potencial de membrana al estado negativo hace que se cierren de nuevo los canales de potasio hasta su estado original, pero una vez más sólo después de una demora de 1 ms o más.

Actividad en una célula cardiaca

Para que la contracción cíclica del corazón se realice en forma sincrónica y ordenada, existe un sistema de estimulación y conducción eléctrica compuesto por células de músculo cardíaco especializadas en la transmisión de impulsos eléctricos. Aunque el corazón tiene regulación por parte del sistema nervioso simpático, late aun sin estímulo de este, ya que el sistema de conducción es auto excitable. Es por esto que un individuo carece de control voluntario sobre los latidos de su corazón. La función del músculo cardíaco es dependiente de la actividad contráctil organizada de las células musculares ventriculares.

Esta actividad contráctil es gatillada por la generación de cambios temporales específicos en el potencial de transmembrana de las células musculares (potencial de acción). La célula cardiaca conduce a un patrón característico de variaciones de voltaje, los potenciales se generan a nivel celular, es decir, cada una de las células es un diminuto generador de voltaje.

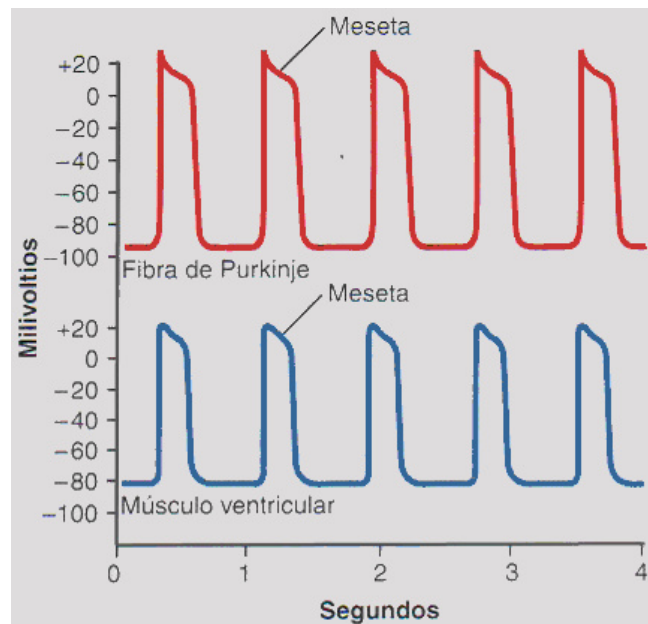


Figura 4. Potenciales de acción de una fibra de Purkinje y de una fibra muscular.

El potencial de acción que se registra en una fibra muscular ventricular, que se muestra en la *Figura 4*, es un promedio de aproximadamente 105 mV, lo que significa que el potencial intracelular aumenta desde un valor muy negativo, de aproximadamente -85 mV, entre los latidos hasta un valor ligeramente positivo, de aproximadamente +20 mV, durante cada latido. Después de la *espiga* inicial la membrana permanece despolarizada durante aproximadamente 200 ms, mostrando una *meseta*, seguida al final de una repolarización súbita. La presencia de esta meseta del potencial de acción hace que la contracción ventricular dure hasta 15 veces más en el músculo cardíaco que en el músculo esquelético.

Al menos dos diferencias importantes entre las propiedades de la membrana del músculo cardíaco y esquelético son responsables del potencial de acción prolongado y de la meseta del músculo cardíaco ^[5]. Primero, el *potencial de acción del músculo esquelético* está producido casi por completo por la apertura súbita de grandes números de los denominados *canales rápidos de sodio* que permiten que grandes cantidades de iones sodio entren en la fibra muscular esquelética desde el líquido extracelular. A estos canales

se les denomina “rápidos” porque permanecen abiertos sólo algunas milésimas de segundo y después se repolarización y el potencial de acción ha terminado en otra milésima de segundo aproximadamente. En el *músculo cardíaco*, el potencial de acción está producido por la apertura de dos tipos de canales, el primero de ellos son los mismos *canales rápidos de sodio* que en el músculo esquelético; y el segundo tipo son una población totalmente distinta de *canales lentos de calcio*, que también se denominan *canales de calcio-sodio*. Estos canales lentos difieren de los rápidos en que se abren con mayor lentitud y, lo que es incluso más importante, permanecen abiertos durante varias décimas de segundo. Durante este tiempo fluye una gran cantidad de iones tanto calcio como sodio a través de estos canales hacia el interior de la fibra muscular cardíaca. Y esto mantiene un periodo prolongado de despolarización, dando lugar a la *meseta* del potencial de acción. Además, los iones calcio que entran durante esta fase de meseta activan el proceso contráctil del músculo, mientras que los iones calcio que producen la contracción del músculo esquelético proceden del retículo sarcoplásmico intracelular.

La segunda diferencia funcional importante radica en que inmediatamente después del inicio del potencial de acción, la permeabilidad de la membrana del músculo cardíaco a los iones potasio *disminuye* aproximadamente cinco veces, un efecto que no aparece en el músculo esquelético. Esta disminución se puede deber al exceso de flujo de entrada de calcio a través de los canales de calcio, pero independiente de la causa, esto reduce mucho el flujo de salida de iones potasio de carga positiva durante la meseta del potencial de acción, en consecuencia impide el regreso rápido del voltaje del potencial de acción a su nivel de reposo. Cuando los canales lentos de calcio-sodio se cierran después de 200 a 300 ms y se interrumpe el flujo de entrada de iones calcio y sodio, también aumenta rápidamente la permeabilidad de la membrana a los iones potasio; esta rápida pérdida de potasio desde la fibra inmediatamente devuelve el potencial de membrana a su nivel de reposo, finalizando de esta manera el potencial de acción.

1.3 Relación entre actividad celular cardíaca y ECG

La actividad celular cardíaca que se explicó anteriormente es posible representarla de forma gráfica a través del electrocardiograma (ECG). A continuación se explicarán los fenómenos básicos que aparecen en un electrocardiograma real. Como se muestra en la *Figura 5* el sistema de conducción eléctrica del corazón está formado por haces musculares especializados en la conducción eléctrica como si se tratara de conductores metálicos que distribuyen la energía a las células miocárdicas contráctiles.

El estímulo eléctrico en el corazón sano nace en el marcapaso o nódulo sinoauricular (NSA) que es una pequeña formación de tejido muscular especializado, localizado en la aurícula derecha en el sitio de unión de la vena cava superior y el atrium.

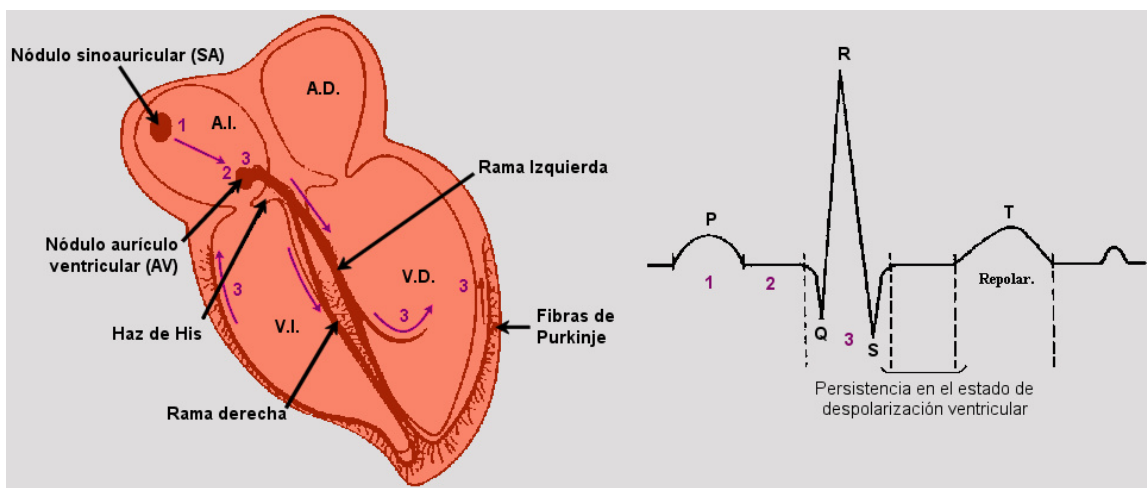


Figura 5. Generación del pulso eléctrico y vías de conducción hasta las células miocárdicas.

La acción de este estímulo da origen a una pequeña corriente eléctrica, llamada corriente de excitación u onda de despolarización (onda P). Esta onda se propaga en forma de anillos concéntricos, envolviendo ambas aurículas. Cuando esta onda de excitación llega a la zona de unión entre la aurícula y el ventrículo derecho debe pasar a través de otro nódulo llamado aurículo-ventricular (AV), donde la velocidad de

propagación es mucho menor que en las aurículas y que el resto del tejido de conducción, por consecuencia la onda se retarda.

Esto se revela en el ECG por la aparición de un segmento horizontal ya que la energía generada en este nódulo es demasiado pequeña como para registrarla con los electrodos externos. En este nódulo AV comienza el llamado haz de His, que es un tejido cardíaco especializado, que presenta una mayor conductibilidad al paso de la corriente que el tejido muscular circundante. Del haz de His se desprenden tres ramas, dos izquierdas (para el Ventrículo Izquierdo) y una derecha (para el Ventrículo Derecho). Una vez en ellos, estas ramas emiten finas prolongaciones, llamadas fibras de Purkinje, que se entremezclan finalmente con las fibras musculares cardíacas a las que comunican la energía eléctrica a fin de lograr su contracción.

Durante la conducción del impulso desde el comienzo del haz de His hasta las últimas células cardíacas se obtiene en el ECG una onda llamada QRS, con las características mostradas en la *Figura 5*, que representa la llamada despolarización ventricular. La forma del complejo indica las fuerzas eléctricas desarrolladas en los ventrículos. Los ventrículos, tras un momento de reposo durante el cual permanecen en un estado de despolarización (segmento ST), comienzan a repolarizarse, partiendo, como la onda de despolarización, desde la punta hacia la base del corazón, siguiendo prácticamente el mismo camino que aquella: en este momento es en el cual se genera la onda llamada T. La repolarización de las aurículas coincide con la generación del QRS y por ser de mucho menor voltaje es ocultada totalmente.

En el electrocardiograma se miden los potenciales de acción entre varios puntos de la superficie de un volumen conductor. Para simplificar su medida se ha desarrollado un modelo simple para representar la actividad eléctrica del corazón. En este modelo, el corazón consiste en un dipolo eléctrico localizado en el tórax, como se muestra en la *Figura 6*. Este campo particular y el dipolo que produce representan la actividad eléctrica del corazón en un instante específico. En un instante posterior el dipolo puede cambiar su

orientación y magnitud, por lo tanto puede causar cambios en el campo eléctrico. Una vez aceptado este modelo, se puede representar este campo eléctrico por el momento dipolar M , conocido como vector cardíaco. En el progreso del ciclo cardíaco la magnitud y dirección de M varían porque el dipolo eléctrico varía.

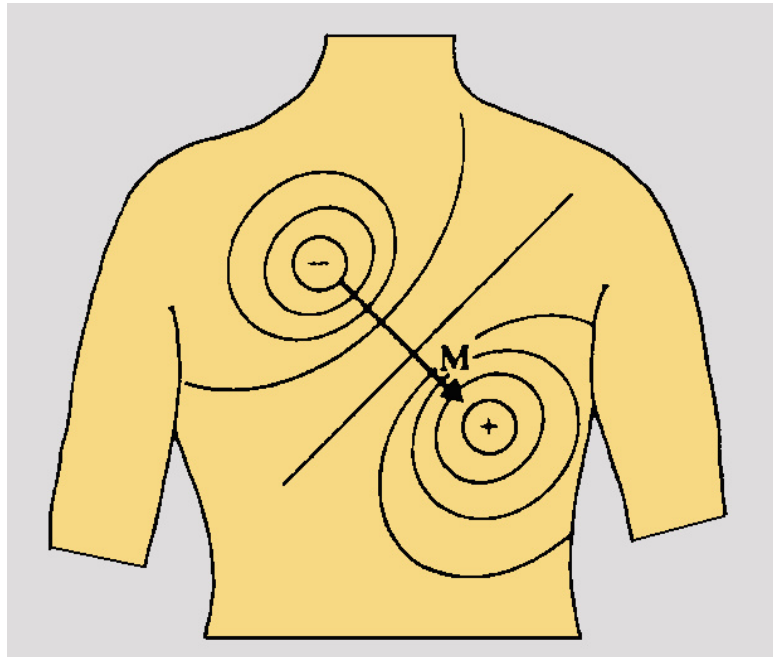


Figura 6. Representación de la actividad eléctrica del corazón mediante un dipolo eléctrico.

Los potenciales eléctricos generados por el corazón atraviesan el cuerpo y aparecen en su superficie. Por lo tanto se determinan diferencias de potencial ubicando electrodos en la superficie del cuerpo y midiendo el voltaje entre ellos, obteniendo de esta forma proyecciones del vector M . Si dos electrodos son ubicados en diferentes líneas equipotenciales del campo eléctrico del corazón, se medirá una diferencia de potencial distinta de cero. Pares de electrodos diferentes ubicados en distintos sitios generalmente producen diferentes resultados por la dependencia espacial del campo eléctrico del corazón. Para esto es importante mantener cierto estándar de posiciones para la evaluación clínica de la señal ECG.

Para obtener la actividad cardíaca completa, se considera que los potenciales cardíacos se proyectan a lo largo de los ejes existentes en cada uno de los tres planos de referencia, el plano frontal, el plano sagital y el plano transversal (según *Figura 7*). Se realizan varios registros o derivaciones tomadas en el plano frontal y en el plano transversal. Es posible así obtener el vector eléctrico frontal para cualquier instante del ciclo cardíaco.

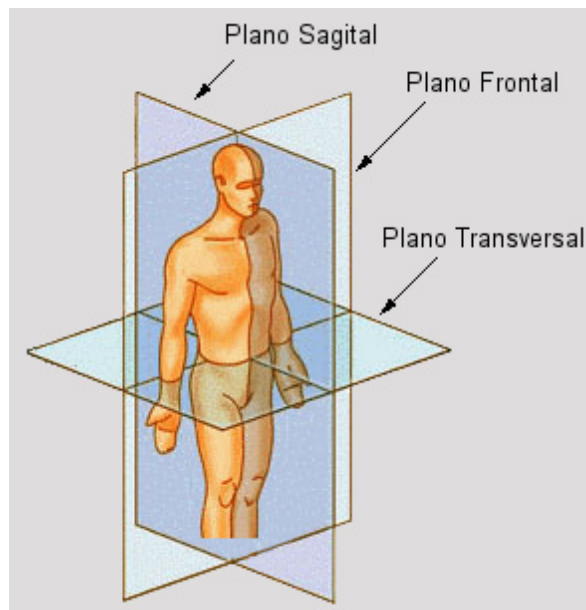


Figura 7. Planos Sagital, Frontal y Transversal.

1.4 El Electrocardiograma

El electrocardiograma, también conocido por ECG o EKG (derivado de *Elektrokardiogramme*), es un procedimiento sencillo mediante el cual se obtiene un registro gráfico de las variaciones de potencial eléctrico de la actividad del corazón (fibras miocárdicas) dentro de un cierto tiempo ^[7]. Dichas variaciones son captadas a través de electrodos que son colocados a nivel de la superficie de la piel en lugares estratégicos del cuerpo, y llega por los conductores o cables al electrocardiógrafo donde estos impulsos eléctricos estimulan una aguja con tinta, la cual registra estas señales en un papel milimetrado, como se muestra en la *Figura 8*.

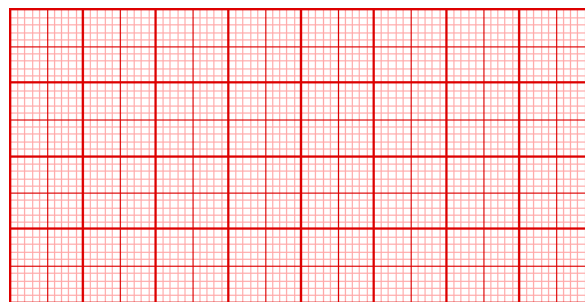


Figura 8. Papel Milimetrado de ECG.

El papel que se utiliza para registrar un electrocardiograma es estándar, y contiene una serie de cuadrículas, de las cuales la más pequeña es de 1 milímetro por 1 milímetro. Cada milímetro vertical (eje de potencial eléctrico) corresponde a 0,1 mV (100 μ V), mientras que cada milímetro horizontal (eje de tiempo) equivale a 0,04 segundos (40 ms), lo que implica que la velocidad a la que se desliza el papel en el cardiógrafo es de 25 mm/s ^[8]. Un ejemplo de registro se puede observar en la *Figura 9*.

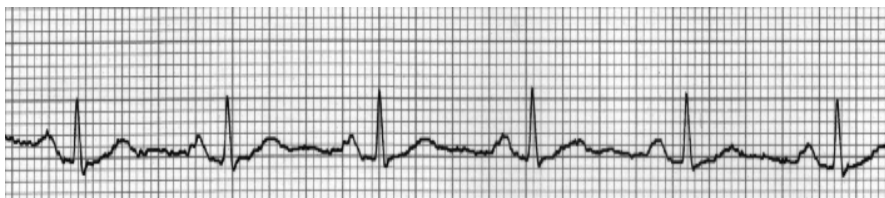


Figura 9. Ejemplo de registro de un ECG.

Los electrodos son los transductores capaces de convertir la electricidad producida por los músculos cardíacos para que se pueda transmitir a través de los cables al equipo de ECG. Primeramente se desarrollaron electrodos metálicos, complementado con un electrolito que generalmente es un gel en base a una solución salina, el cual crea la interfaz eléctrica entre el metal y la piel. En el cuerpo, las corrientes eléctricas son producidas por el movimiento de iones, tal como ocurriría en un cable con el movimiento de electrones. Así los electrodos convierten la corriente de iones a corriente de electrones ^[1]. Los materiales más utilizados en la confección de electrodos son la plata y el cloruro de plata, cuya combinación se asemeja a un electrodo no polarizable tal como se muestra en la *Figura 10*. Este tipo de electrodos presenta un bajo desfase de potencial, ya que se compone de una capa de cloruro de plata sobre una platina de plata. Los iones del cloruro se mueven a través del cuerpo, en el electrolito y en la capa de cloruro de plata, donde son convertidos a un flujo de electrones en la platina de plata y a su vez al cable de conexión; esto produce que el potencial de desfase sea muy pequeño en comparación a las ondas del ECG, así el movimiento del paciente produce una menor interferencia de línea de base, en contraste a un electrodo polarizable, donde el ruido producido por el movimiento es comparable con la amplitud de las ondas de ECG.

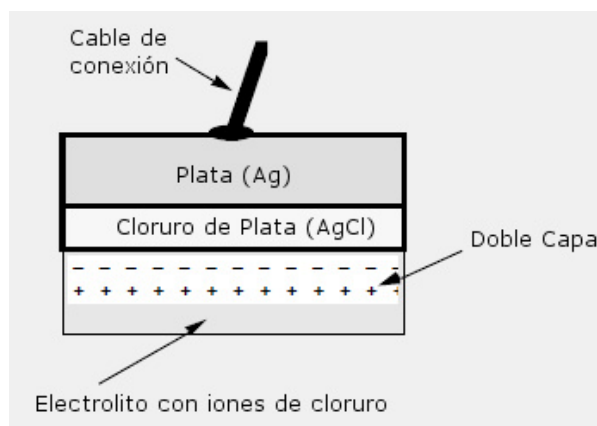


Figura 10. Estructura de un electrodo.

Idealmente, la mejor forma de obtener una buena señal eléctrica del corazón sería penetrando electrodos por debajo del tórax, justo encima del corazón, pero por razones lógicas, esto no es muy práctico y considerando que la piel y tejidos son buenos conductores de electricidad es que se utiliza este método indirecto o derivado (eso explica el concepto de “derivaciones”). Durante los primeros ensayos del electrocardiograma desarrollados por Willem Einthoven utilizaba sólo tres derivaciones ^[9], las cuales consistían en conectar electrodos en el brazo izquierdo, brazo derecho y pierna izquierda. Así se estableció el triángulo de Einthoven, donde se puede ver claramente cómo son las polaridades de cada una de las derivaciones con respecto a los electrodos, tal como se muestra a continuación en la *Figura 11*.

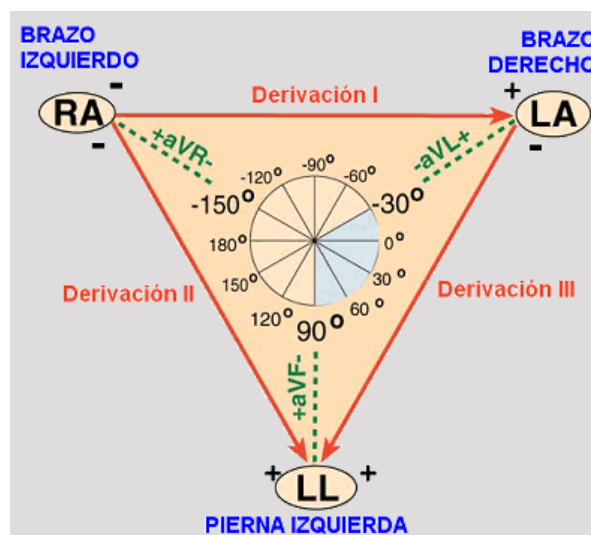


Figura 11. Triángulo de Einthoven

Estas tres derivaciones desarrolladas por Einthoven, fueron designadas por números romanos I, II y III. Como se ve en la *Figura 12*, dependiendo de que derivación se desee visualizar, será la polaridad que el punto adopte; así las conexiones se configuran de la siguiente forma:

- Derivación I: Se conecta el brazo derecho (-) con el brazo izquierdo (+).
- Derivación II: Se conecta el brazo derecho (-) con la pierna izquierda (+).

- Derivación III: Se conecta el brazo izquierdo (-) con la pierna izquierda (+).

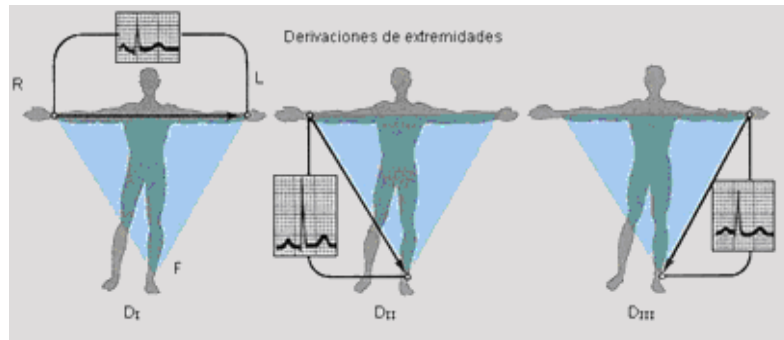


Figura 12. Conexión de las derivaciones bipolares (Einthoven).

Estas derivaciones son conocidas como bipolares o de extremidades ^[9], ya que la diferencia de potencial que se grafica es la resta entre el polo positivo (+) y polo negativo (-) de cada una de éstas. Su utilidad radica principalmente en determinar el ritmo cardíaco, frecuencia cardíaca, posición del corazón, diagnóstico de arritmias, entre otros. Además cabe destacar que el concepto de conexión explicado anteriormente sólo es una referencia de la polaridad de cada derivación, ya que a nivel de electrodos sólo se requiere de uno por cada punto, es decir, tres electrodos.

Tiempo después aparecieron las derivaciones aVL, aVR y aVF (en un principio fueron VL, VR y VF respectivamente, pero después se modificaron aumentando su amplitud, lo que explica la "a" delante), en las que se utilizan los mismos electrodos que las otras derivaciones, sólo se ven modificadas las conexiones internas, como se muestra en la *Figura 13*, en las que a diferencia de las otras derivaciones, en éstas se usan los tres puntos para cada derivación; un punto es directo, mientras que a los otros dos se les aplica un divisor de tensión con resistencias de 5000 Ohm, así las conexiones quedan como se explica a continuación:

- Derivación aVL: Se conecta directo el brazo izquierdo (+) con el divisor de tensión (-) entre el brazo derecho y la pierna izquierda.
- Derivación aVR: Se conecta directo el brazo derecho (+) con el divisor de tensión (-) entre el brazo izquierdo y la pierna izquierda.
- Derivación aVF: Se conecta directo la pierna derecha (+) con el divisor de tensión (-) entre el brazo izquierdo y el brazo derecho.

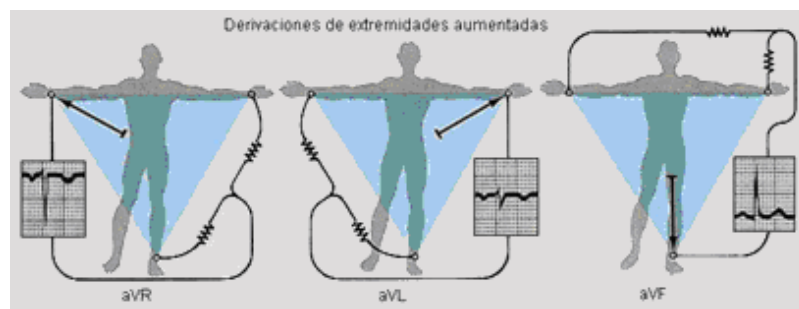


Figura 13. Conexión de las derivaciones monopolares (Goldberger).

La idea de aplicar las resistencias, es de crear un “electrodo explorador” de un solo polo, pero como en la práctica esto no se puede realizar, se colocan como referencia a los otros dos puntos, que no ejercen mucha influencia ya que son menguados por la acción de las resistencias.

La utilidad de aVR, que corresponde al brazo derecho radica en que siempre la señal de esta derivación será negativa, en caso contrario, se puede suponer que existe una anomalía en el ECG. Por otro lado, las derivaciones aVL y aVF son puntos de referencia esenciales para determinar la posición del corazón.

Más adelante, aparecen otras seis derivaciones que completan las doce derivaciones “clásicas”, éstas son las derivaciones precordiales, que reciben este nombre precisamente porque se ubican en las cercanías del corazón, tal como se muestra en la *Figura 14*. Estas derivaciones se designan por V1, V2, V3, V4, V5 y V6. Junto a las derivaciones de Goldberger, éstas son monopolares o unipolares, a diferencia de las de

Einthoven que son bipolares. En la *Figura 15* se pueden ver los esquemas eléctricos para cada una de las doce derivaciones.

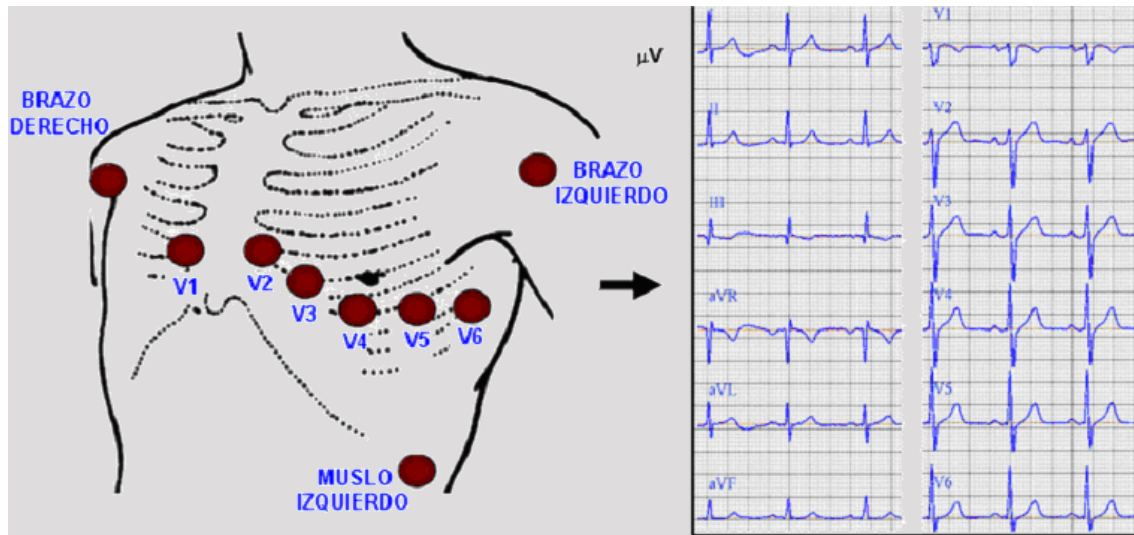


Figura 14. Ubicación de los electrodos en un ECG y formas de onda para cada derivación.

La ubicación de cada una de éstas derivaciones y su utilidad se detallan a continuación:

- **Derivación V1:** El electrodo se sitúa en el cuarto espacio intercostal derecho, junto al borde esternal. Recoge potenciales de las aurículas, sobretodo de la derecha, que es anterior y subyacente, y de una pequeña parte del tabique interventricular y la pared anterior del ventrículo derecho.
- **Derivación V2:** El electrodo se sitúa en el cuarto espacio intercostal, pero del lado izquierdo del esternón, encima de la pared ventricular derecha, cuyos potenciales se registran con mayor fuerza que en V1.
- **Derivación V3:** El electrodo se sitúa en un punto equidistante entre V2 y V4, se encuentra sobre el tabique interventricular, lo que la convierte en una derivación transicional entre las estructuras miocárdicas izquierdas y derechas.

- Derivación V4: El electrodo se sitúa en el quinto espacio intercostal izquierdo, en la región de la punta del ventrículo izquierdo y a nivel de la línea medioclavicular.
- Derivación V5: El electrodo se sitúa al mismo nivel que V4, pero lateralmente orientado hacia la línea axilar anterior.
- Derivación V6: El electrodo se sitúa en el quinto espacio intercostal izquierdo, pero al nivel de la línea axilar media.

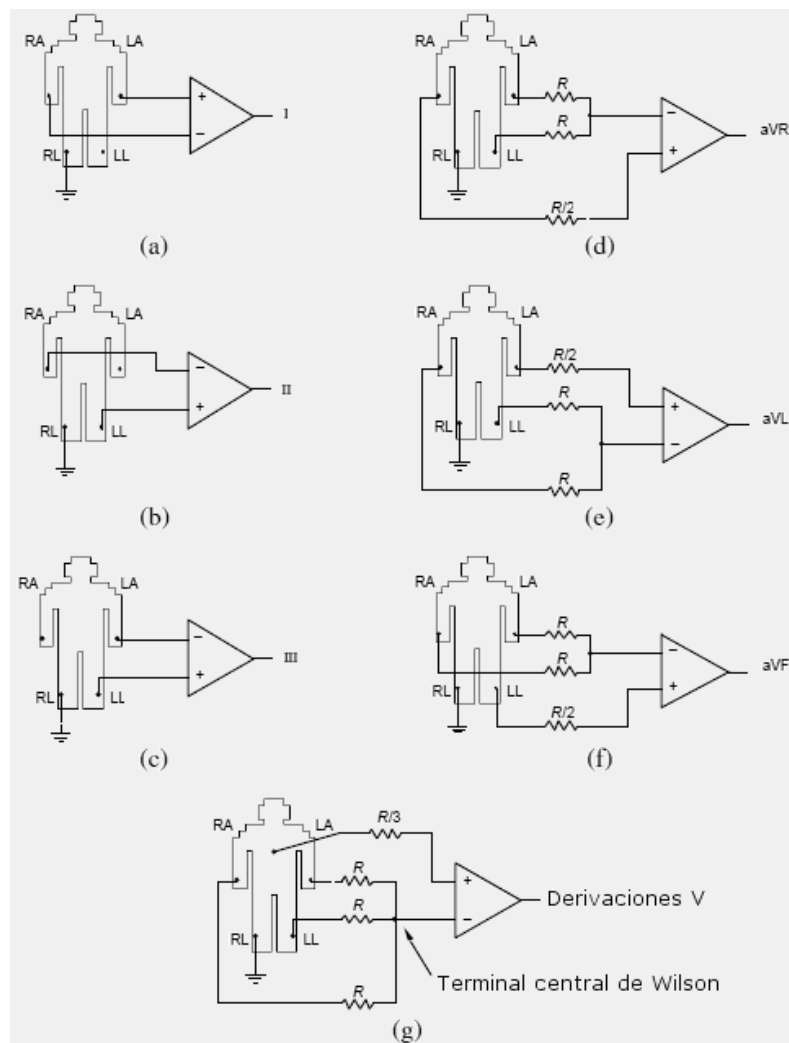


Figura 15. Electrocardiograma clínico estándar de 12 derivaciones.

(a) Derivación I. (b) Derivación II. (c) Derivación III. (d) aVR. (e) aVL. (f) aVF. (g) Derivaciones V1-V6.

Además de las doce derivaciones explicadas anteriormente, en casos excepcionales se pueden ocupar otras, por ejemplo en presencia de dextrocardias, en la que se utilizan variantes de V3, V4, V5 y V6, pero colocados en la pared torácica anterior derecha; por lo mismo se les coloca una “d” al final para diferenciarlas (V3d, V4d, V5d y V6d respectivamente), las que se ubican como se visualiza en la *Figura 16*.

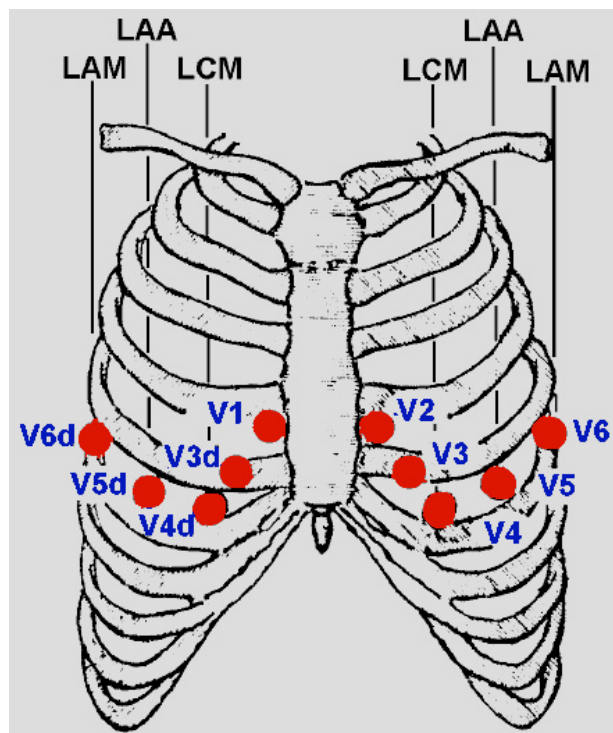


Figura 16. Esquema de otras derivaciones, comparadas con las precordiales tradicionales.

En conclusión, el electrocardiograma es un examen mínimamente invasivo, ya que sólo implica la colocación de electrodos a nivel de la piel, sin embargo ofrece diagnóstico para una amplia variedad de patologías relacionadas con el sistema cardiovascular. Debido a esto, se hace importante el estudio y desarrollo de sistemas de ECG que puedan ofrecer mejores prestaciones, ya sea en la entrega de diagnósticos como en tareas complementarias como visualización de datos, almacenamiento de señales, entre otras.

1.5 Intervalos en un ECG

Para efectos de análisis de una señal cardíaca obtenida a través de un ECG, es necesario diferenciar las distintas partes que la componen. Willem Einthoven cuando comenzó con el desarrollo del electrocardiograma, estableció mediante letras contiguas del abecedario, partiendo de la “P”, a las distintas partes de la señal cardíaca.

Así con posterioridad, además se establecieron segmentos e intervalos, los que también sirven con el propósito de análisis de su morfología y así determinar si existen o no anomalías, que deriven en el diagnóstico de alguna afección o enfermedad. En la *Figura 17* se puede observar la segmentación de una señal cardíaca.

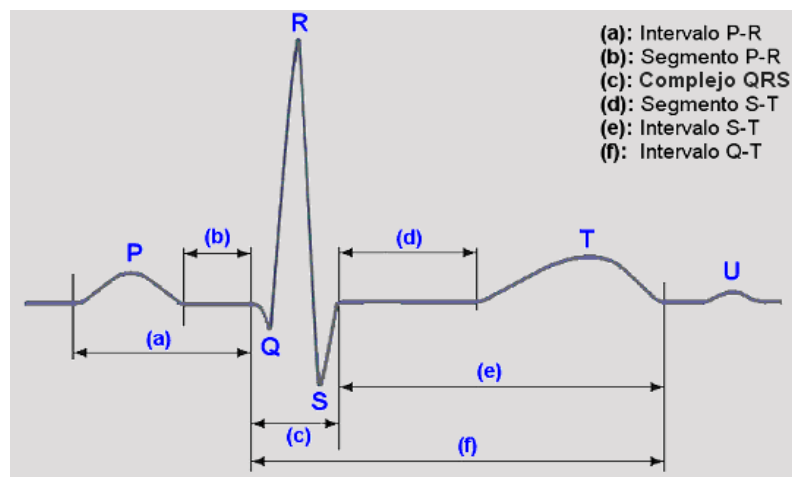


Figura 17. Segmentación de una onda cardíaca.

La onda P

Corresponde a la despolarización de de las aurículas, específicamente es el resultado de la superposición de la despolarización de la aurícula derecha (inicio de la onda P) y la despolarización de la aurícula izquierda (final de la onda P) ^[10]. Dependiendo de la derivación, ésta puede tener una deflexión positiva o negativa. Para que esta onda sea considerada sinusal (que se origine en el nodo sinusal) no debe exceder los 0.25 mV,

no durar más de 110 ms en adultos y 90 ms en niños, su morfología debe ser redondeada y simétrica y por último debe ser la predecesora de un complejo ventricular.

El estudio de esta onda es útil para diagnóstico de afecciones auriculares como la fibrilación y flutter auricular (de preferencia utilizando la derivación V1 y II). También su análisis morfológico sirve para detectar indicio de enfermedad en entidades que repercuten hemodinámicamente sobre las aurículas, como la estenosis e insuficiencia mitral, además de la cardiopatía pulmonar hipertensiva.

El segmento PQ o PR

Se interpreta como un intervalo de tiempo de conducción aurículo-ventricular, el cual se extiende desde el inicio de la onda P hasta el inicio del complejo QRS, lo que representa la distancia recorrida por la excitación desde el nódulo primario de Keith-Flack hasta el miocardio ventricular, abarcando el curso de dicha excitación por el sistema muscular específico del miocardio ventricular.

Normalmente la duración de este intervalo es entre los 120 a 200 ms; en caso de que este segmento sea muy corto, es indicio de que el impulso eléctrico no se origina en el nodo sino-auricular (SA), mientras que uno más prolongado que lo normal es signo de un retardo cuando el impulso atraviesa el nodo aurículo-ventricular (AV).

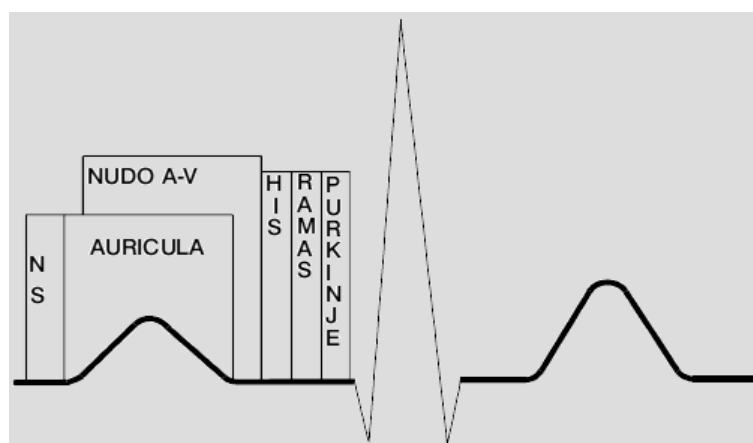


Figura 18. Gráfica que muestra los diferentes componentes del segmento PQ o PR.

Además es importante destacar que 2/3 de este segmento tiene origen atrial, mientras que el 1/3 restante es en los fascículos del haz de His y en la red de Purkinje, lo cual implica que sus prolongaciones pueden reflejar lesiones tanto auriculares como ventriculares. En la *Figura 18* se observan las subdivisiones de este segmento.

El complejo QRS

Lo conforman tres ondas, la primera de ellas es la Q, que corresponde a la primera deflexión negativa (invertida) que sigue a la onda P. Por otro lado está la onda R, que es la primera deflexión positiva que se encuentra después de la onda Q y por lo general es la que presenta la mayor amplitud; en caso que esta última no sea visible, la onda R es la primera deflexión positiva después de la onda P ^[11]. Por último se encuentra la onda S que es la primera deflexión hacia abajo después de la onda R.

En su conjunto, el complejo QRS representa la despolarización del miocardio ventricular y debido a que el sistema His/Purkinje coordina la despolarización de los ventrículos a una alta velocidad de conducción presenta una morfología puntiaguda; normalmente su duración oscila entre los 60 y 80 ms. Para valores superiores a 80 ms se pueden inferir hipertrofias ventriculares (entre 80 y 100 ms), bloqueos incompletos de rama (entre 100 y 120 ms) y bloqueos completos de rama (sobre 120 ms).

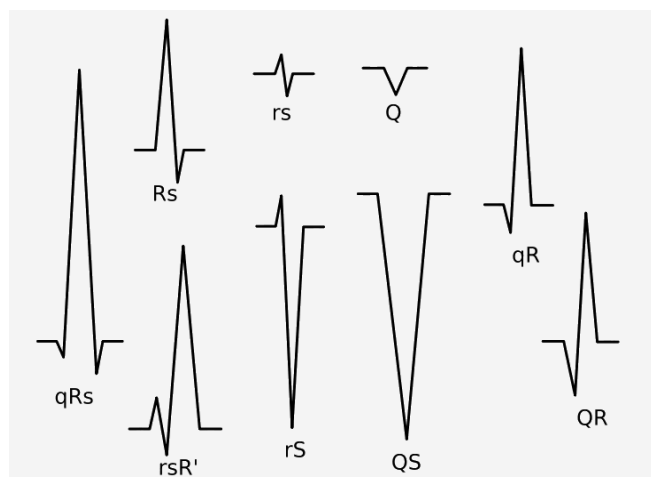


Figura 19. Nomenclatura de distintas morfologías de complejos QRS.

Dependiendo de la forma y amplitud de las ondas del complejo QRS, la nomenclatura de éste puede ser con letras minúsculas o mayúsculas ^[12], como se ve en la *Figura 19*. También existen complejos QRS donde no están presentes las tres ondas antes mencionadas, y además se emplea una nomenclatura de letras minúsculas y mayúsculas para designar las ondas de menor y mayor amplitud, respectivamente. La morfología, duración y amplitud del QRS son características utilizadas para el diagnóstico de arritmias cardíacas, hipertrofia ventricular, anormalidades en la conducción eléctrica, infartos agudos al miocardio, entre otras.

El segmento ST

Se asocia al proceso de recuperación o repolarización ventricular, formando junto a la onda T, el complejo que señala dicha fase del ciclo cardíaco (análogamente a lo que representa el complejo ventricular QRS, que en su caso es la despolarización o excitación ventricular). Por lo general es un segmento isoelectrico, aunque puede no serlo bajo umbrales específicos, lo que se presenta bajo influencias reflejas y autonómicas, y también por la posición del corazón y frecuencia cardíaca. Para efectos de análisis y diagnóstico, se debe prestar atención si este se desplaza en dirección positiva o negativa y si el aspecto de la curva es cóncavo o convexo.

La onda T

Representa la repolarización del miocardio ventricular, la cual normalmente es asimétrica; usualmente su morfología es curvada, y en algunos casos se puede presentar una pequeña giba. Generalmente la amplitud de esta onda es muy variable por lo que no es medida, pero se observa si es muy pequeña, ya que eso puede indicar alguna anormalidad; por otro lado, se considera una onda T alta aquella que supere los 0.7 mV en las derivaciones o 1 mV en las derivaciones precordiales. Sin embargo lo más importante es observar si su orientación es positiva o negativa. Además existe una relación con la onda R que varía entre 3 a 5 veces la amplitud (de la onda R con respecto a la onda T), en

caso de no cumplirse esta condición, puede existir una anomalía. La morfología normalmente es de aspecto cóncavo tanto para la parte ascendente como la descendente, aunque la rama descendente puede ser más empinada que la ascendente. Normalmente es positiva porque el proceso de repolarización de epicardio a endocardio, aunque en los primeros años de vida es negativa en algunas derivaciones.

El intervalo QT

Corresponde a la despolarización y repolarización de los ventrículos, el cual parte en el inicio del complejo QRS hasta el final de la onda T, como puede observarse en la *Figura 20*. Junto a este intervalo se encuentra una variante, el intervalo QT corregido (QTc), el cual es calculado a partir del primero y existen diversas fórmulas, siendo la más usada la fórmula de Bazett, publicada en 1920. Es importante en el diagnóstico del síndrome de QT largo y síndrome de QT corto.

$$QTc = \frac{QT}{\sqrt{RR}} \quad (1)$$

Sin embargo, se desarrolló otra fórmula más precisa y que además es del tipo lineal, para obtener este QT corregido, que corresponde a la fórmula de Rautaharju ^[8].

$$QTc = \frac{656}{1 + \frac{Fc}{100}} \quad (2)$$

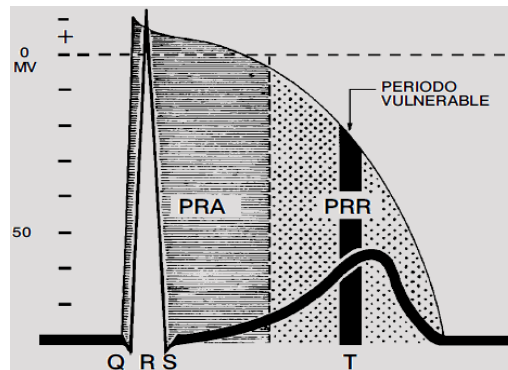


Figura 20. Segmento QT y sus periodos refractarios absoluto y relativo.

1.6 Evolución del ECG

En 1838 el profesor de física Carlo Matteucci demostró a través de un experimento con una rana, de que cada latido del corazón va acompañado de una señal eléctrica, lo que posteriormente fue ratificado en 1856 por Rudolph Von Koelliker y Henrich Muller midiendo la corriente producida por el corazón con un galvanómetro^[9]. Años después el ingeniero eléctrico Alexander Muirhead durante sus estudios de postgrado, conectó alambres a la muñeca de un paciente con fiebre con el fin de obtener los latidos de su corazón, registrando directamente la actividad de éste y visualizada por medio de un electrómetro capilar de Lippmann.

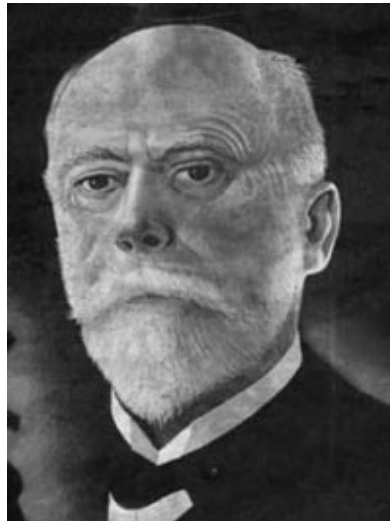


Figura 21. Retrato de Willem Einthoven.

Sin embargo el electrocardiograma como tal no se presentó hasta el año 1895, cuando Willem Einthoven (*Figura 21*) crea de forma independiente un voltímetro mejorado junto con una fórmula de corrección lo cual le permite distinguir cinco ondas, las que nombra con las letras P, Q, R, S y T. Posteriormente, en los inicios del siglo XX, Einthoven desarrolla un nuevo galvanómetro para producir electrocardiogramas utilizando para ello un filamento fino de cuarzo revestido en plata (basado en ideas de

Arsène d'Arsonval y Marcel Deprez), el cual plantea producir comercialmente tiempo después con la empresa británica Cambridge Scientific Instruments^[9].

En los años siguientes, Einthoven publica los resultados de sus electrocardiogramas, donde por primera vez se empiezan a apreciar las anomalías de corazón, como las hipertrofias ventriculares, hipertrofias auriculares, extrasístoles ventriculares, entre otras. Por otra parte, Einthoven propone utilizar tres derivaciones: El brazo izquierdo, brazo derecho y pierna izquierda, cuyos puntos unidos forman un triángulo, el cual se denominó Triángulo de Einthoven. Además el electrocardiógrafo de Einthoven se empieza a utilizar para realizar exámenes en pacientes de diversos hospitales, y también otras personas empiezan a estudiar los resultados de los electrocardiogramas, como Woldemar Mobitz, quien publica en 1924 una clasificación de los bloqueos cardíacos, los que llama Mobitz I y Mobitz II, la cual se basa en el electrocardiograma y en la forma de onda de pulso yugular en pacientes con bloqueos de segundo grado^[13]. Además en ese mismo año, Einthoven recibe el Premio Nóbel de Medicina por sus descubrimientos.

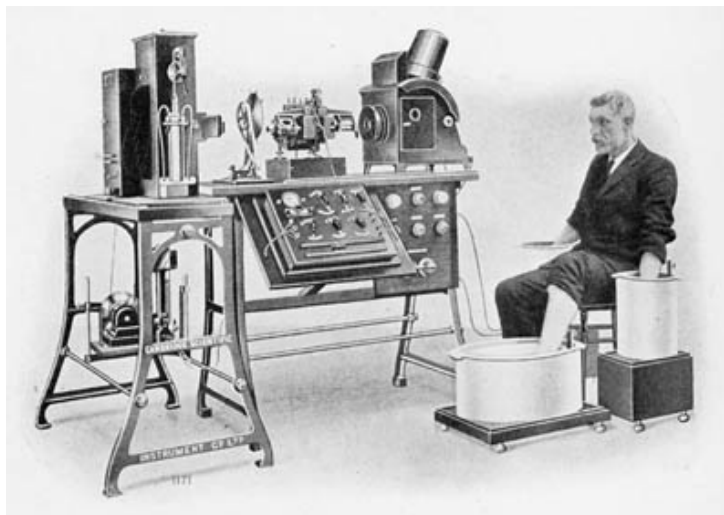


Figura 22. Electrocardiógrafo de Einthoven.

Como se puede apreciar en la *Figura 22*, el primer sistema de electrodos estaba basado en tanques con una solución de agua salina^[14]; estos posteriormente fueron

evolucionando utilizando el mismo principio pero en un material delgado, que podía ser fácilmente colocado sobre la piel. En 1928, se da el primer salto en la mejora del electrocardiograma, con la introducción de tubos al vacío para la amplificación de las señales eléctricas en vez del galvanómetro por parte de A. Ernestine y S. Levine. Ese mismo año, la empresa fundada en 1917, Frank Sanbron's Company, crea el primer electrocardiógrafo portátil, el cual pesaba aproximadamente 25 kilos y era alimentado por una batería de plomo de 6V.

En 1934 Frank Wilson propone la unión de las tres derivaciones (brazo izquierdo, brazo derecho y pierna izquierda) con una resistencia de 5000 ohm, lo que en primera instancia se conoció como "electrodo indiferente", pero finalmente se estableció por "terminal central de Wilson". Este terminal combinado actúa como una conexión a tierra y es conectado al polo negativo del ECG. Los demás electrodos los define como VL (punto del brazo izquierdo), VR (punto del brazo derecho) y VF (punto de la pierna o pie izquierdo) que corresponden al voltaje unipolar de dichas extremidades. Cuatro años más tarde, la Asociación Americana del Corazón (American Heart Association) y la Sociedad Cardíaca Británica (British Cardiac Society) definen las posiciones estándar y el cableado de las derivaciones precordiales V1, V2, V3, V4, V5 y V6.

En 1942, Emanuel Goldberger aumenta el voltaje de las derivaciones de Wilson en un 50%, y para establecer esta diferencia se le añade una "a" a cada una de las derivaciones, quedando finalmente en aVL, aVR y aVF^[9]. Estas tres derivaciones junto con las tres de Einthoven (I, II y III) y las seis precordiales (V1-V6) son las doce derivaciones que se utilizan actualmente.

Más adelante, en el año 1949 el médico Norman Holter crea un sistema portátil que permitía a un paciente cargar una mochila la cual registraba un ECG y era capaz de transmitirlo; luego este sistema sería modificado reduciendo considerablemente su tamaño, como se puede observar en la *Figura 23*, y además se incorporaron las cintas

magnéticas y memorias digitales como medio de registro de estas señales cardíacas, estableciéndose de este modo los exámenes ambulatorios de ECG.



Figura 23. Monitor Holter actual.

En 1963 se trata de implementar una metodología paralela al electrocardiógrafo por parte de G. Baule y R. McFee, el magnetocardiograma (MCG) ^[15], el cual pretendía emplear el campo magnético generado por la actividad eléctrica del corazón sin utilizar ningún tipo de cables conectados al paciente, como puede apreciarse en la *Figura 24*, lo que se traducía en un examen totalmente no invasivo; sin embargo éste no se utiliza masivamente, en parte por los altos costos que involucran la construcción de este sistema.



Figura 24. Equipo de magnetocardiografía.

En la década de los 90, se introducen tres nuevas derivaciones: V4R, V8 y V9; de este modo aparecen nuevos electrocardiógrafos de 15 derivaciones (ver *Figura 25*), los cuales al igual que cuando se introdujeron las derivaciones precordiales V1-V6, incrementaron la sensibilidad del electrocardiograma en la detección del infarto de miocardio. Sin embargo estas tres derivaciones no se utilizan siempre, mayoritariamente se aplican para encontrar afecciones específicas.



Figura 25. Electrocardiógrafo Mac 500, de 15 derivaciones.

Actualmente, con los avances tecnológicos tanto en el campo de la medicina, electrónica e informática, se han desarrollado nuevos sistemas de electrocardiograma más complejos, los cuales aparte de visualizar la actividad cardíaca, son capaces de procesar estas señales, filtrar otras señales que provocan interferencias, aplicar algoritmos computacionales, entre otras cosas, todo esto para complementar la labor del personal médico a cargo del diagnóstico y cuidado de pacientes. También algunas marcas fabricantes de sistemas han incorporado nuevas derivaciones y características que facilitan la detección de enfermedades o anomalías. Además se trabaja en equipos que pueden digitalizar las señales en tiempo real y transmitirlos a lugares remotos (por ejemplo de una ambulancia al hospital, o del hospital a un médico en su hogar) ^[16].

Electrocardiograma de Alta Resolución

Por mucho tiempo, la interpretación de los ECG de reposo estuvo limitada a visualizar las ondas más notorias, es decir, que las ondas más pequeñas que se podían detectar eran del orden de las decenas de microvolts, y aquellas que tenían una menor amplitud eran ignoradas por tratarse generalmente de ruido, con lo cual se omitían trazados de interés. Sin embargo, con la aparición del ECG de alta resolución se pudo resolver este problema, ya que con esta modalidad ahora es posible visualizar ondas del orden de 1 μV , todo esto gracias a técnicas de promediación de la señal. Con estas “nuevas” ondas que era posible detectar, se puede obtener nueva información útil para el diagnóstico del ECG, y a su vez sirve para demostrar que el procesamiento de señales para reducir el ruido es una técnica clínicamente viable ^[17].

Una forma de adquirir los datos de ECG, a diferencia del tradicional es utilizando derivaciones ortogonales en los planos X, Y, Z del cuerpo humano. En la práctica estas derivaciones no son posibles y para simularlas se emplea un sistema basado en una red de resistencias ponderadas de acuerdo con la geometría y conductividades del torso, todo esto determinado experimentalmente. La información que brinda es la proyección del extremo del vector cardiaco en los planos sagital, frontal y transversal, que representa el denominado *vectorcardiograma*.

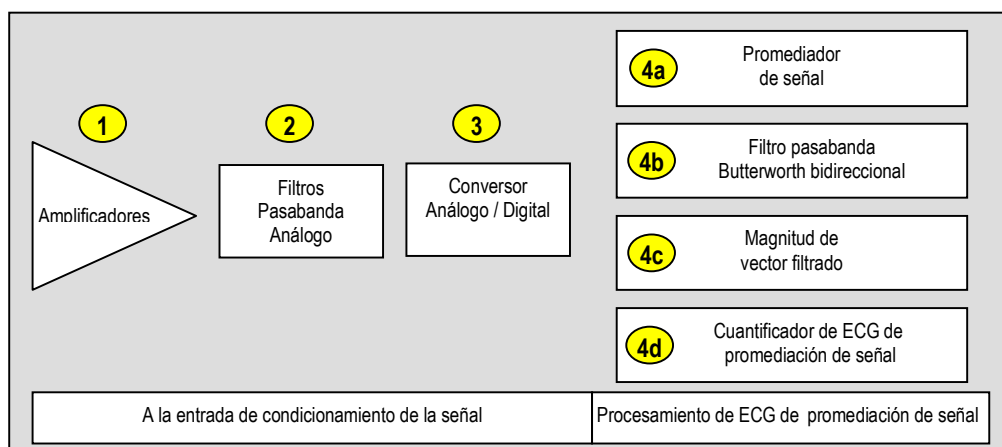


Figura 26. Diagrama de bloques de un ECG de alta resolución.

Con este tipo de ECG se ha prestado especial atención a algunos subintervalos del ciclo cardiaco, de los cuales el que ha recibido más atención clínica es el análisis de la presencia de los llamados “potenciales tardíos”, en la parte terminal del complejo QRS y parte del segmento ST. Estos potenciales tardíos se pueden encontrar en pacientes con infarto al miocardio donde la despolarización ventricular puede terminar varios milisegundos después del término del complejo QRS, como se puede ver en la *Figura 27*.

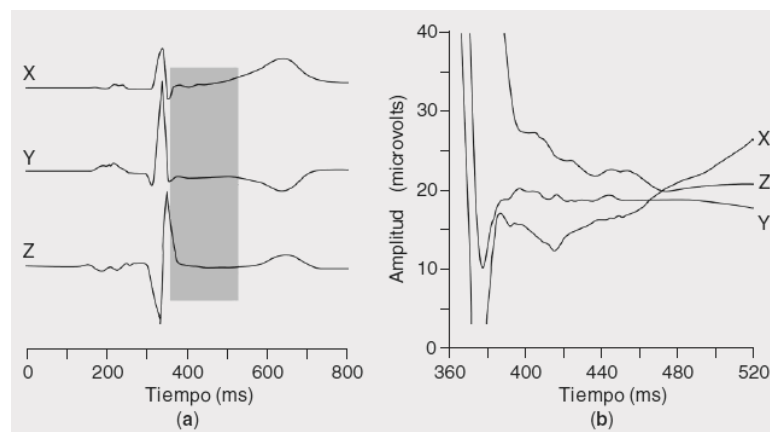


Figura 27. (a) ECG de alta resolución obtenido del promedio de las derivaciones ortogonales X, Y, Z. **(b)** Amplificación de 10 veces de la región gris, que es el final de un complejo QRS y parte del segmento ST.

Esta prolongación se produce debido a la despolarización desfasada y fragmentada de las células en el miocardio que rodean la zona muerta ocasionada por el infarto, ya que la capacidad de conducción de las células circundantes se ve severamente afectada por el infarto ^[18].

El ECG de alta resolución se apoya en el supuesto que la señal a estimar tiene una morfología de latido a latido fija. Como este ECG es de alta resolución, a menudo se requieren los componentes de alta frecuencia de al menos 250 Hz, la frecuencia de muestreo debe ser de al menos 1 KHz. Además es esencial que los instantes de tiempo en que ocurre cada latido (punto fiducial), sea determinado con exactitud a partir de cada latido antes de la promediación en conjunto para evitar distorsiones en las componentes de alta frecuencia que presentan una baja amplitud

Electrocardiograma Digital

Para que las señales análogas obtenidas a través de un sistema de electrocardiograma puedan ser procesadas, analizadas y/o comprimidas, estas deben ser previamente digitalizadas utilizando un conversor análogo-digital (ADC), el cual convierte las señales de voltaje (señal continua) en señales binarias (señal discreta), las que pueden ser utilizadas posteriormente en procesos que impliquen el uso de microprocesadores o computadores para el procesamiento digital de la señal ECG. El diagrama típico de un sistema conversor de señales ECG se puede ver en la *Figura 28*.

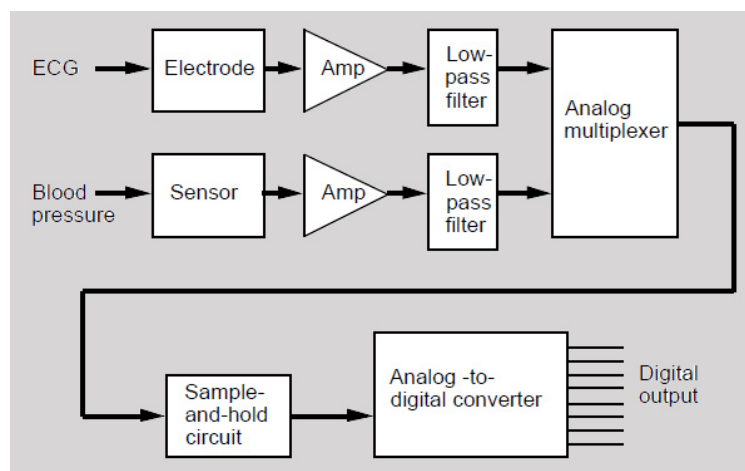


Figura 28. Sistema típico de conversión análogo-digital de señales ECG.

El principio de funcionamiento de un conversor es “tomar muestras” de la señal original de forma periódica, de esta forma mientras más puntos sean guardados, más resolución tendrá la señal, tal como se muestra en la *Figura 29*. La cantidad de muestras que se toma de una señal queda definida por la frecuencia de muestreo (Hz), de lo que se deduce que mientras más alta sea esta frecuencia, mejor calidad tendrá la señal. La resolución del conversor es otro factor a considerar, ya que este determina la cantidad de símbolos o niveles de cuantización que podrá tener la señal digitalizada, por ejemplo, un conversor de 4 bits implica disponer de 16 combinaciones, lo que en conversión de señales de voltaje se traduce en 16 niveles de voltaje; así mientras más bits tenga el conversor, más niveles de conversión existirán.

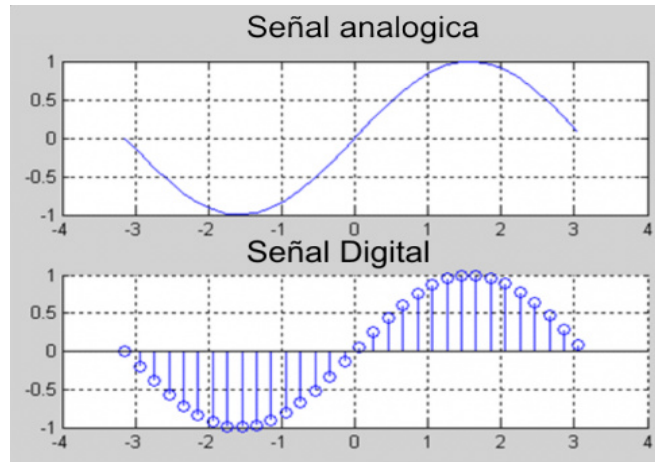


Figura 29. Comparación entre una señal continua y una discreta.

Dado lo anterior, para un óptimo funcionamiento de sistemas de ECG que requieren la digitalización de las señales, es que el conversor ADC debe tener características adecuadas para este propósito. Generalmente se utilizan conversores con una resolución mínima de 8 bits (256 niveles) y con una frecuencia de muestreo sobre los 100 Hz (100 muestras por segundos). El equipo que se muestra en la *Figura 30* corresponde a un equipo de ECG con la capacidad de digitalizar la señal para enviarla a un computador mediante un puerto USB o RS-232. Dentro de las características de este equipo está que está diseñado para operar con 12 derivaciones en pacientes bajo reposo, y para la digitalización utiliza un conversor ADC de 13 bits a $2.44 \mu\text{V/bit}$ y tiene la capacidad de muestreo de hasta 500 Hz.



Figura 30. Equipo ECG digital.

Para escoger una frecuencia apropiada, se debe utilizar el teorema del muestreo o *criterio de Nyquist*, el cual consiste en escoger el doble de la frecuencia más alta que contenga la señal a digitalizar; esto evita que el espectro de cada muestra se solape con el de las muestras contiguas. Otro aspecto importante, es el ancho de banda que se utilizará en el procesamiento, el cual dependerá principalmente de lo que se quiera analizar y del propósito de su uso; para el caso del electrocardiograma clínico de 12 derivaciones se usa un rango de frecuencias entre 0.05 Hz y 100 Hz, mientras que para monitoreo (principalmente pacientes de cuidado intensivo) se usa un ancho de banda que va desde 0.5 Hz a 50 Hz. Estos anchos de banda “angostos” permiten realizar un filtrado de señales no deseadas, como las contracciones musculares (altas frecuencias) y el ruido de línea base provocado por el movimiento de los electrodos (bajas frecuencias), entre otros. En algunas aplicaciones el ancho de banda se puede extender hasta los 500 Hz para visualizar componentes particulares de alta frecuencia presentes en el ECG ^[17].

Por otro lado, en el ámbito del almacenamiento de los datos digitalizados de las señales de ECG, esto dependerá fundamentalmente de la cantidad de bits de resolución junto con la frecuencia de muestreo utilizada. También existen algoritmos de compresión de datos que ayudan a reducir considerablemente el espacio que requieren estas señales, lo que es útil cuando se guardan grandes cantidades de datos o éstos deben ser enviados a lugares distantes.

Capítulo 2

Tratamiento de señales de ECG

2.1 Introducción al análisis de un ECG

El tratamiento de señales es la modalidad mediante la cual una señal (ya sea digital o analógica) es procesada por un sistema, de tal forma que éste sea capaz de interpretar el contenido de la señal, y posteriormente utilizando algún algoritmo apropiado, el sistema sea capaz de ejecutar instrucciones, filtrar la señal, mostrar resultados, etc.

Actualmente, el tratamiento de señales es utilizado en la gran mayoría de sistemas electrónicos de análisis e interpretación de ECG, ya que ha significado un gran avance en la interpretación de las propiedades dinámicas de una señal de ECG (cambios en la morfología de los latidos y del ritmo, por ejemplo). Uno de los principales objetivos de esto es incrementar la precisión en la medición, es decir, que se puedan detectar microalteraciones del trazado de interés médico, que a simple vista son difíciles de detectar e interpretar ^[19]. Además existe el problema de la existencia de señales no deseadas o ruido, provocadas principalmente por el mismo cuerpo (ruido electromiográfico), movimiento de los electrodos (artefactos) y ruido de la línea eléctrica; es por eso que también el filtrado de ruido se considera como otro objetivo del análisis de señales de ECG, ya que en vista de lo anterior, muchas veces la señal de interés queda opacada por el ruido existente en su “alrededor”. Otro aspecto importante es la cantidad de datos que genera un ECG, ya que la duración de éstos puede llegar incluso a días; esto genera un problema al momento de querer almacenarlos o transmitirlos a lugares

remotos, con lo cual se hace imprescindible la compresión de los datos, lo que también se realiza con el tratamiento de la señal.

La estructura común que tiene todo sistema de análisis de señal de un ECG, independiente si es monitoreo ambulatorio, interpretación en reposo, prueba de estrés o monitoreo de cuidado intensivo, representa un conjunto de algoritmos que realizan las funciones de: realzar la señal respecto del ruido y artefactos (filtrado), detectar latidos, medición de variables de amplitud y duración de ondas, comprimir los datos, entre otros procesos. En la *Figura 31* se puede ver un diagrama de bloques que representa un sistema de análisis de un ECG, donde lo principal es el filtrado, detección de QRS y posterior análisis del resultado; mientras que la compresión de datos y la retroalimentación representan procesos no críticos que dependerán de la aplicación.

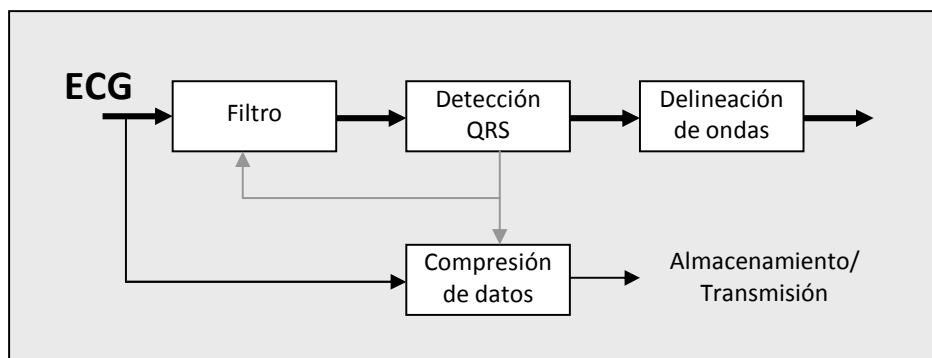


Figura 31. Estructura básica de un sistema de análisis de señales de ECG.

Para un óptimo análisis y tratamiento de una señal de ECG es necesario realizar un buen diseño del filtro, que representa el primer paso de un sistema de procesamiento de un ECG. El propósito principal de este filtro es remover la mayor parte del ruido provocados por la línea eléctrica (alrededor de los 50 o 60 Hz, dependiendo la localidad) y por el propio cuerpo, principalmente los de origen muscular. Sin embargo, el ruido provocado por el organismo es el más difícil de remover, ya que comparte con la señal de ECG gran parte del espectro de frecuencias, por lo que es necesario aplicar otras técnicas para remover estas señales indeseadas, como por ejemplo, apoyarse en que la señal de ECG por lo general es de carácter repetitiva.

También es importante remover la desviación de la línea base (baseline wander), el cual muchas veces supera con creces la amplitud de las ondas del ECG, dificultando así el correcto procesamiento por parte de los algoritmos. Generalmente estas variaciones son de baja frecuencia (< 0.5 Hz), por lo cual es posible aplicar un filtro pasa-altos para eliminar estas interferencias. La *Figura 32* muestra un ejemplo donde se puede visualizar cómo es opacada una señal de ECG frente a una variación de la línea base debido al sudor en una prueba de esfuerzo, y cómo se puede solucionar el problema: mediante una estimación polinomial de la línea de base, la cual corresponde a una de las técnicas generalmente utilizadas para remover los problemas de deriva de la línea de base ^[19].

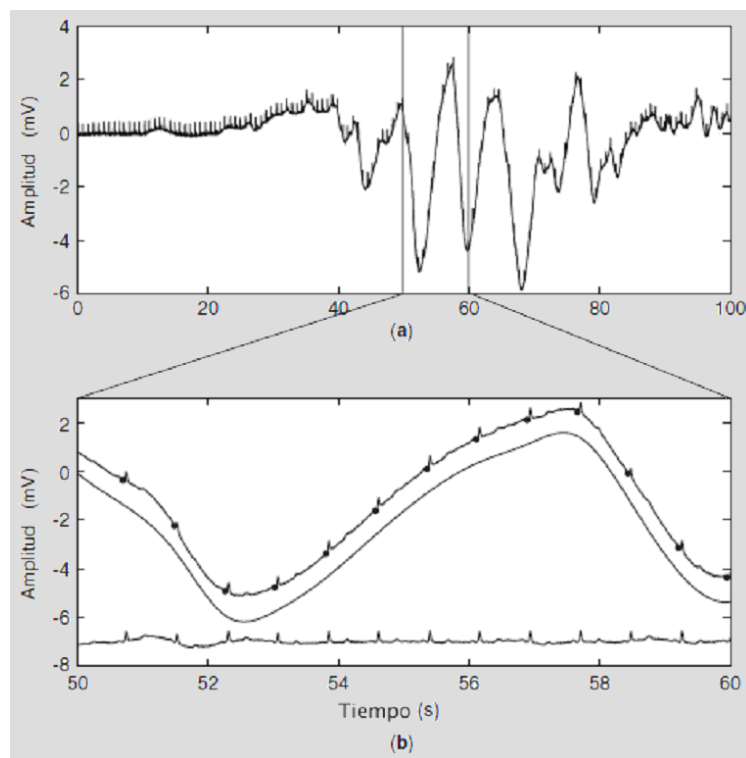


Figura 32. (a) Ejemplo de ECG con interferencias debido a cuerpo sudado.
(b) Ampliación en el tiempo de la zona de interferencia (10x) con tres ondas:
ECG original, línea base interpolada y ECG corregido.

El diseño del filtro para remover la desviación de línea base implica diversas consideraciones, siendo crucial la frecuencia de corte que se escoja (para que remueva la mayor parte de la desviación de línea base sin perder información clínica del ECG), además

de la respuesta en fase, que sea lineal y estable en el tiempo. Como se señaló anteriormente, por lo general la frecuencia de corte se sitúa en los 0.5 Hz, ya que se estima que la frecuencia cardíaca más baja del ECG (caso de bradicardia) se acerca a este valor. En cuanto a la estructura del filtro, lo ideal es utilizar un filtro que tenga una respuesta de fase lineal para evitar alterar las propiedades de las ondas del ECG lo que a su vez conllevaría a alterar patrones como la duración del complejo QRS, tipo de segmento ST-T o el término de la onda T ^[19].

Los campos electromagnéticos causados por la línea eléctrica comúnmente producen en las señales de ECG interferencias sinusoidales de 50 o 60 Hz (dependiendo de la frecuencia de la red eléctrica), a la que también pueden sumarse armónicos adicionales. Lo anterior dificulta el análisis e interpretación de los datos de interés de un ECG, y a pesar de que se tomen precauciones como el blindaje electromagnético, igual es necesario considerar este tipo de ruido y realizar un procesamiento de la señal con el fin de remover estas interferencias.

2.2 Segmentación automática

La detección automática de las ondas del ECG es una parte importante en el diagnóstico de enfermedades cardíacas, por lo mismo, también representa un área de gran importancia dentro del campo de tratamiento de señales de ECG. El buen rendimiento de un sistema de análisis automatizado del ECG depende principalmente de una detección confiable y lo más exacta posible del complejo QRS, así como de las ondas P y T. La detección del complejo QRS es la parte más importante en el análisis automatizado del ECG, ya que una vez identificado se puede realizar un análisis más detallado de las ondas, segmentos e intervalos restantes^[19]. Una detección defectuosa del complejo QRS implicará un análisis erróneo de las etapas siguientes en el procesamiento de la señal.

Los algoritmos para detectar el QRS generalmente se dividen en tres categorías: no sintácticos, sintácticos e híbridos. Los algoritmos basados en una aproximación sintáctica, que consisten en la reconstrucción sintáctica del constituyente incompleto a partir de su antecedente; para lograr esto se deben realizar inferencias gramaticales para cada clase de patrones, lo que los convierte en un tipo de algoritmo muy lento para este propósito. Por este motivo los detectores más aplicados son no-sintácticos, los que generalmente en su primera fase filtran la señal con un filtro pasa-banda (o un filtro adaptado) para suprimir las ondas P y T y el ruido; después se aplica a la señal una transformación (por ejemplo se deriva) para resaltar los complejos QRS, y finalmente se utilizan reglas de decisión para determinar si los complejos QRS están presentes en la señal. Estas técnicas tienen principalmente dos problemas: la banda de frecuencia del complejo QRS es diferente en cada sujeto e incluso para diferentes latidos del mismo sujeto; y las bandas de frecuencia del ruido y el complejo QRS se solapan. Aunque un filtro adaptado puede mejorar la relación señal a ruido, su efecto está limitado por la variabilidad de los complejos QRS en diferentes latidos del mismo sujeto^[20].

Para que el detector sea clínicamente útil, hay que tener en consideración que el detector debe ser capaz de detectar diversas morfologías de complejos QRS, y también

que pueda adaptarse a los cambios repentinos (imprevistos) o graduales en las morfologías QRS. Dependiendo de la aplicación, existen diversos tipos de ruidos (aparte de los mencionados anteriormente) que afectan la señal de ECG, los que pueden ser de naturaleza breve (transiente) o de una más persistente. En la *Figura 33* se pueden observar dos tipos de ruidos provocados por situaciones comunes durante un examen de ECG.

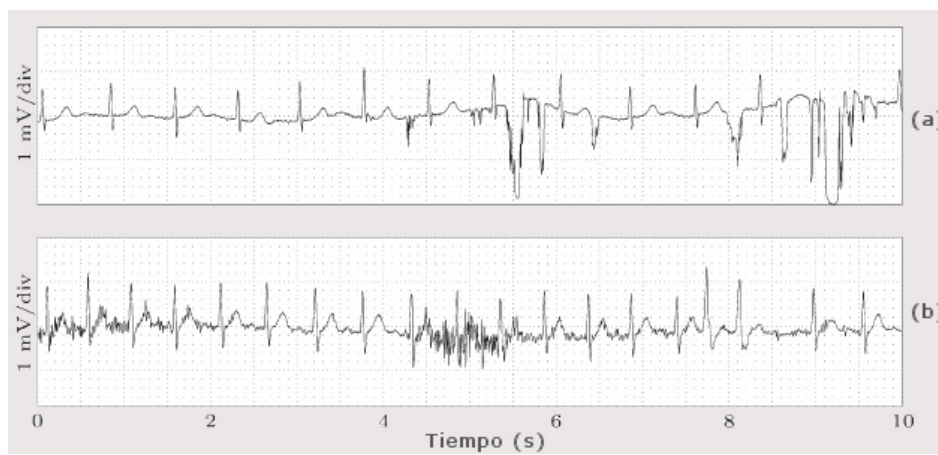


Figura 33. Ejemplos de ruidos que dificultan la detección QRS causados por **(a)** artefactos por movimiento de electrodos. **(b)** ruido electromiográfico.

La mayoría de los algoritmos detectores documentados han sido creados a partir de un razonamiento puntual en el tema de los ECG, sumado a la experimentación práctica, en la mayoría de los cuales se utiliza la estructura que se muestra en la *Figura 34*, en el cual se establece una etapa de pre-procesamiento cuyo objetivo es realzar los complejos QRS removiendo las interferencias lo que más se pueda. Esta etapa por lo general se compone de un bloque de filtro lineal, seguido de otro bloque de transformación no lineal. La salida de este proceso a su vez se dirige hacia una etapa de decisión donde se aplican reglas de condicionamiento, que generalmente son umbrales de amplitud y de tiempo.

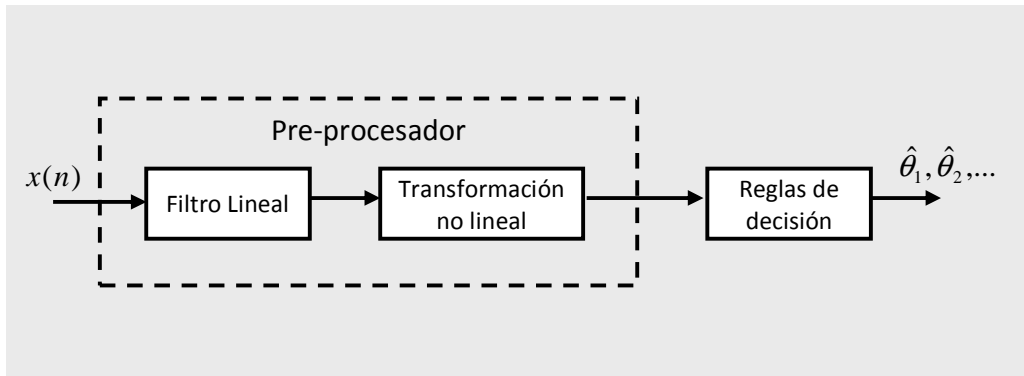


Figura 34. Estructura comúnmente utilizada en un detector de QRS.

El filtro lineal es diseñado para comportarse como uno pasa-banda, de tal modo de remover componentes indeseadas como las ondas P y T, conservar el contenido esencial del complejo QRS. Para la elección de las frecuencias de corte es necesario analizar espectralmente cada una de las componentes principales del ECG, tal como se muestra en la *Figura 35*. Por lo general las frecuencias importantes del complejo QRS se concentran entre 10 Hz y 25 Hz, con un ancho de banda entre 5 Hz y 10 Hz. A diferencia de otros filtros de señales de ECG, en la detección QRS no es crítica la deformación de ondas, y por otro lado se aprovecha la buena relación señal/ruido (SNR) para así lograr un buen desempeño del detector.

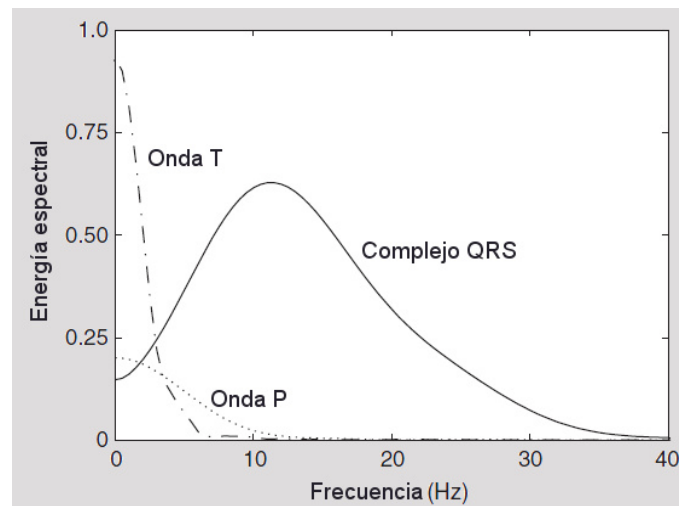


Figura 35. Espectro de energía de una onda P, complejo QRS y onda T.

El bloque de transformación no lineal tiene como propósito de realzar los complejos QRS respecto del ruido “de fondo”, en palabras simples, se deben convertir los complejos QRS en peaks (o escalones) unitarios positivos, de tal forma que sea más fácil de detectarlos en una etapa de comparación usando umbrales de amplitud. Para lograr este propósito, la transformación puede realizarse utilizando métodos *sin memoria* como la rectificación o cuadratura de la señal filtrada, o bien, realizar una transformación más compleja utilizando procesos *con memoria*. No todos los pre-procesadores contemplan el uso de la transformación no lineal, en esos casos, la señal filtrada es pasada directamente al bloque de toma de decisiones.

El bloque de toma de decisiones obtiene la salida del pre-procesador y aplica una serie de criterios para determinar la existencia o no de complejos QRS; la implementación más sencilla es comparar la amplitud si sobrepasa o no un cierto umbral (idealmente dinámico), pero también se incluyen otros criterios, como la duración de la forma de onda, patrón de detecciones previas (cuantas detecciones se realizaron en cierto periodo de tiempo), entre otras. En definitiva, este bloque entregará como salida un impulso, que estará ligado al instante de tiempo en que la onda R (complejo QRS) se haga presente.

Un aspecto no menor en el tema de la detección automática son las detecciones erróneas que se puedan presentar como resultado del análisis. Básicamente existen dos tipos de errores: los falsos negativos (omisión) y los falsos positivos. El primero de ellos es el de más importancia, ya que no se puede discriminar cuando se está en presencia de esta anomalía y por lo tanto no se puede solucionar, en cambio, un falso positivo puede ser eliminado (omitido) mediante la aplicación de reglas de condicionamiento. También existen otro tipo de errores que son más puntuales, como el hecho de que la onda R sea detectada en un instante de tiempo que en la realidad no corresponde a una onda R (desfase); en estos casos también puede ser necesario modificar la modalidad de funcionamiento del algoritmo.

2.3 Detección de ondas R

La detección de ondas R dentro de una señal de ECG está relacionada directamente con la detección de los complejos QRS. La importancia de estos complejos radica en que representa la actividad eléctrica durante la contracción ventricular, y si de esto se obtiene el instante de tiempo en que ocurre y la morfología, se puede tener mucha información acerca del estado del corazón, por lo tanto, como se mencionó anteriormente la detección de los complejos QRS es fundamental para el funcionamiento de cualquier sistema automatizado de procesamiento de ECG.

Los algoritmos y programas computacionales ligados a la detección de complejos QRS ha sido un tema de investigación por casi 40 años. Sin duda la evolución que han tenido estos algoritmos está relacionada directamente con los avances que han experimentado tanto la industria electrónica como la informática. En un principio la complejidad de estos programas quedaba determinada por la carga de procesos que se debían efectuar, ya que las velocidades de procesamiento eran bastante limitadas y en definitiva por esa razón se debía privilegiar el desempeño; actualmente, la velocidad de los procesadores es mucho mayor a la de aquellos años, por lo cual es que la complejidad de estos sistemas ahora radica en el análisis exhaustivo y calidad de las detecciones realizadas, dejando así de lado la importancia que se le daba a la carga de procesamiento, exceptuando a los sistemas portátiles que ocupan baterías, donde este factor sigue siendo crítico en el diseño de los algoritmos.

En los últimos años se han desarrollado diversos algoritmos en el ámbito de detección de complejos QRS. Estos algoritmos utilizan varias metodologías para su funcionamiento, como redes neuronales, algoritmos genéticos, transformadas wavelet, conjunto de filtros, así como también algunos métodos del tipo heurísticos, como transformadas no lineales. Por otro lado, el desarrollo y fabricación de microprocesadores de altas prestaciones ha permitido que los algoritmos puedan ser utilizados en una gran variedad de equipamientos cardiológicos, así se ha logrado en el último tiempo

reemplazar paulatinamente el hardware utilizado para la detección de complejos QRS por software (algoritmos). En los inicios de la programación de algoritmos autómatas, se creó la estructura comúnmente utilizada en los algoritmos actuales, la cual fue mencionada en el apartado anterior y puede verse en la *Figura 34*. Esta estructura se divide en dos etapas: pre-procesamiento, donde se filtra y adapta la señal para realzar el contenido que interesa; y la etapa de decisión, en la cual se aplican diversas reglas de cumplimiento de condiciones lo que da como resultado la detección o no de un complejo QRS. Algunos algoritmos también utilizan una etapa adicional de procesamiento, que ofrece una detección más exhaustiva de los posibles complejos QRS entregados por la etapa de decisión.

PRE-PROCESAMIENTO

En esta etapa se toma la señal ECG ya digitalizada y se le aplica un proceso de filtrado, y además contempla realzar el contenido que interesa (en el caso de querer detectar la onda R, atenuar el resto de otras ondas como la onda P, onda T, etc.). Este proceso puede llevarse a cabo utilizando diversas metodologías de implementación. Por lo general, esta etapa se compone de un filtro pasabanda, luego se realiza un filtrado digital (derivativo, integrativo, etc.), y finalmente una transformada no lineal (Hilbert o cuadrada).

Filtros pasabanda

Como se mencionó anteriormente, el rango de frecuencias que interesa en la detección de complejos QRS está entre los 10 Hz y 25 Hz ^[2], y es por eso que se utiliza un filtro pasa-bandas en la primera etapa de proceso, sin embargo, en varios algoritmos se implementan de forma separada un filtro pasa-altos y otro pasa-bajos, o bien existen otros donde se usa sólo la parte de pasa-altos del filtro, para luego utilizarse esta señal en la generación de un patrón que se compara con un umbral, que puede ser estático o

adaptativo (dinámico). La mayoría de los algoritmos también cuenta con una etapa de reglas de decisión adicionales para reducir la ocurrencia de falsos positivos.

Filtros digitales

Existen otros algoritmos que se basan en filtros digitales más sofisticados, un ejemplo es un algoritmo que utiliza dos filtros pasa-bajos en paralelo con diferentes frecuencias de corte ^[22], convirtiéndose en definitiva en un filtro pasa-bandas ya que la diferencia entre las señales de salida es la que efectivamente se entrega a la etapa siguiente del proceso, que contempla el uso de una operación no lineal la cual ayuda a suprimir las señales pequeñas y suavizar ligeramente los bordes de los peaks. También hay algoritmos que utilizan la multiplicación de la diferencia entre el valor actual y el anterior (MOBD) para generar el patrón de comparación ^{[23][24]}, o en otros casos, elevando al cuadrado y promediando la salida de la señal de un diferenciador ^{[25][26]}. Otro tipo de algoritmo utiliza dos filtros pasa-bandas los cuales se configuran bajo una estructura *AND*, es decir, que cuando se presenten componentes de frecuencia de estos dos filtros, se asume que se está en presencia de un complejo QRS y la máxima amplitud del patrón característico se asume como la onda R ^[27]. Por otro lado, también existen propuestas que utilizan filtros recursivos y medianamente no recursivos ^[28].

Filtros derivativos

Otro tipo de implementación es la de los algoritmos derivativos, en los cuales (particularmente en los antiguos), el filtro pasa-altos se implementa en base a un *diferenciador*, el cual puede realizarse utilizando ecuaciones diferenciales. El principio de funcionamiento para la detección se basa en utilizar la característica de empujamiento de la pendiente de la curva de la señal de ECG, ya que como el complejo QRS es un cambio abrupto en la señal, implica que la pendiente también tenga un cambio notorio. Algunos algoritmos también utilizan la segunda derivada en su análisis, y en ciertas ocasiones, se crea un patrón de comportamiento mezclando la primera y segunda derivada ^[21].

Transformada de wavelet

Por otro lado están aquellos algoritmos que utilizan la transformada wavelet (WT) en su etapa de pre-procesamiento. La transformada wavelet de una función $f(t)$ es una transformación integral definida por la ecuación:

$$Wf(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (3)$$

Aquí $\psi^*(t)$ corresponde al conjugado complejo de la función wavelet $\psi(t)$. La transformación produce una representación en escala de tiempo; para ello utiliza una serie de funciones de análisis que permiten un tiempo variable y resolución de frecuencia para distintas bandas de frecuencia. El set de funciones de análisis (familia wavelet), se obtienen a partir de una *wavelet madre*, que es una oscilación corta (con valor medio 0), de la cual se muestra un ejemplo en la *Figura 36*, como se muestra en la *Ecuación 4*. Los coeficientes a y b corresponden a los parámetros de escala y conversión respectivamente.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \times \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4)$$

La transformada discreta wavelet (DWT) se obtiene discretizando los parámetros de escala y conversión y por otra parte. Una variante de esta transformada se obtiene estableciendo los parámetros $a = 2^j$ y $b = n \cdot 2^j$ (n y j son números enteros), y se conoce por DyWT (*Dyadic discrete wavelet transform*). Usualmente, esta transformada se implementa usando un banco dual de filtros, cuyos coeficientes son directamente derivados de la función wavelet usada en el análisis ^{[29][30]}. Una gran cantidad de los algoritmos que utilizan wavelet, se basan en la aproximación realizada por *Mallat* y *Hwang* (en su algoritmo) para la detección y clasificación usando el máximo local de las señales de los coeficientes wavelet ^[31]. En este algoritmo se utiliza el criterio de regularidad *Lipschitz* para la detección de ondas R, lo cual se realiza buscando módulos máximos que ocurren

simultáneamente en las escalas relevantes de la wavelet. Una onda R válida será aquella donde la regularidad *Lipschitz* sea mayor que cero ($\alpha > 0$) [32].

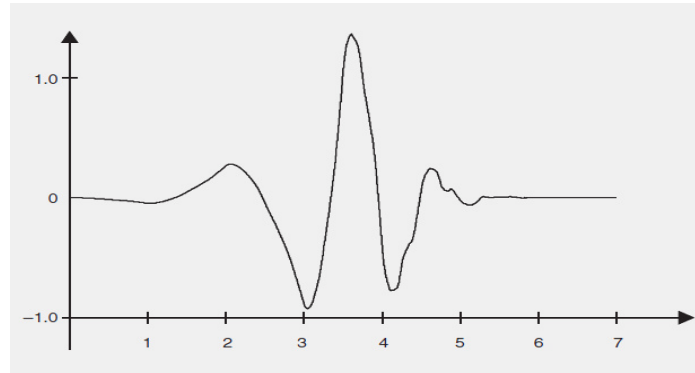


Figura 36. Ejemplo de una función wavelet (Daubechies-4).

Redes neuronales

Para el análisis de ECG, se han desarrollado diversos algoritmos con distintos tipos de redes neuronales, dentro de las cuales las más comúnmente usadas son MLP (*perceptrón multicapa*), RBF (*función de base radial*) y LVQ (*aprendizaje por cuantización vectorial*).

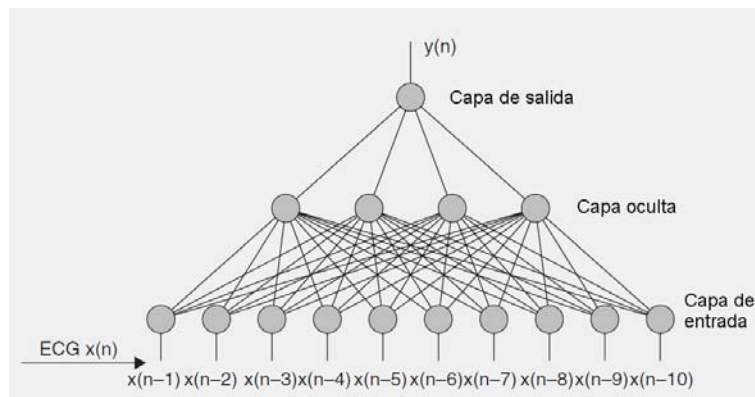


Figura 37. Perceptrón multicapa (MLP).

El perceptrón multicapa es una serie de capas de neuronas interconectadas (ver *Figura 37*), donde cada neurona representa una función de procesamiento. Las redes basadas en la función de base radial están muy relacionadas con los métodos de lógica

fuzzy ^[33]. La ventaja de esta modalidad en comparación a la anterior (MLP), es que existe la posibilidad de interpretar los parámetros.

Por otro lado, las redes de aprendizaje por cuantización vectorial se componen de una capa de entrada, una capa competitiva y una capa lineal, tal como se puede apreciar en la *Figura 38*. La capa competitiva automáticamente aprende la clasificación de los vectores de entrada en subclases. En la capa lineal se combinan las subclases de la primera capa con clases objetivos definidas por el usuario.

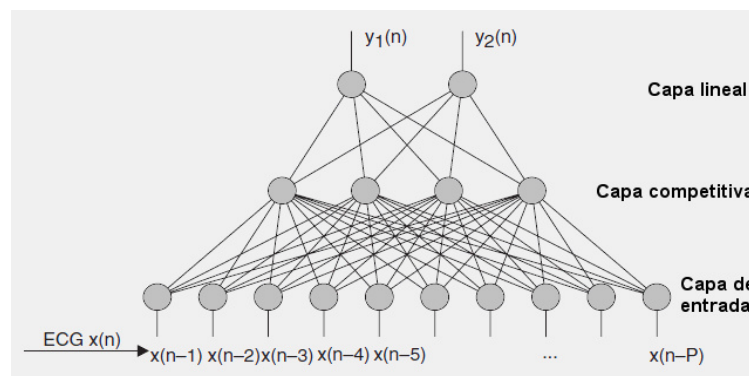


Figura 38. Red de aprendizaje por cuantización vectorial.

Para lograr que la tarea de la aplicación (aproximación, clasificación, etc.) funcione, los parámetros de la red deben ser *entrenados*. Por un lado, las redes MLP y RBF requieren de un algoritmo que supervise dicho entrenamiento ^{[34][35]}; en cambio, las redes LVQ se ajustan de una forma no supervisada. Un ejemplo de implementación con red LVQ es el realizado en un trabajo donde se aplica una red de dos capas LVQ para detección QRS y la discriminación de contracciones ventriculares prematuras ^[36]. Las capas de entrada y competitivas se componen entre 20 y 40 neuronas, mientras que en la capa lineal existen dos neuronas, que corresponden a las clases de salida; la entrada son muestras adyacentes de un ECG.

Otras implementaciones

En la literatura se pueden encontrar diversas metodologías empleadas en el diseño de algoritmos detectores de complejos QRS, o específicamente de ondas R. Dentro del procesamiento por software, es común ver la utilización de herramientas matemáticas como las transformadas, tanto para el proceso de filtrado, como el de detección. La mayoría de estos métodos tiene un buen rendimiento (según la literatura consultada ^[2]), sin embargo, como toda señal biológica está el gran obstáculo de que no existe un periodicidad *ideal*, por lo que la programación debe hacerse acorde a un sinnúmero de probables morfologías de señales, es decir, los algoritmos detectores deben ser robustos frente a distintas fuentes de señal (pacientes), para así poder ofrecer un comportamiento estable y entregar datos fiables.

TOMA DE DECISIÓN

Para la detección de los complejos QRS, se compara el patrón entregado por la etapa de pre-procesamiento (que puede ser la primera derivada, segunda derivada o una combinación de ambas) con un umbral, el cual normalmente se calcula en base a las magnitudes de la señal de entrada (ECG).

En esta etapa se debe tener especial cuidado por las omisiones que puedan ocurrir (esto se puede evidenciar cuando se realiza una evaluación con marcaciones de referencia), ya que éstas son difícil de detectarlas como tal, no así los falsos positivos ya que al ser instantes adicionales que se detectan, se puede realizar uno o más procesos adicionales a fin de eliminar estas detecciones; para ello se emplean una serie de reglas que permite descartar estas detecciones, las cuales pueden basarse en características de tiempo, aplicación de un segundo umbral, etc.

2.4 Algoritmo detector de ondas R

Como ya se mencionó anteriormente, la estructura típica de los algoritmos detectores de onda R (o complejos QRS) se componen básicamente de cuatro bloques. La particularidad de este algoritmo es que tiene una implementación sencilla, la cual se encuentra programada bajo la plataforma de SciLab ^[40] y puede observarse su estructura principal en la *Figura 39*.

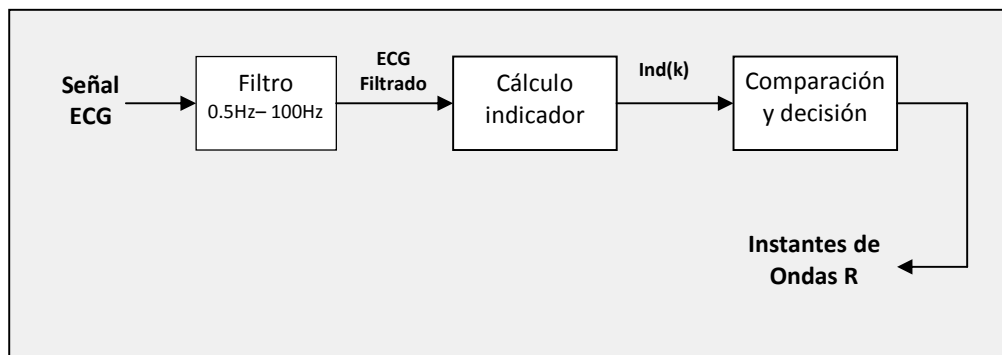


Figura 39. Estructura de funcionamiento del algoritmo detector de onda R.

Etapa de Filtrado

Debido a que las señales eléctricas obtenidas a través de un ECG son muy débiles, éstas son propensas a perturbaciones ya sea por otras señales biológicas, que éstas provengan del exterior, o incluso del mismo sistema de ECG. Es por eso que se hace necesario colocar un filtro a la entrada del algoritmo con el fin de atenuar los ruidos de baja frecuencia debidos principalmente a la inestabilidad de la línea isoelectrica. Para ello se aplica un filtro pasa-banda con frecuencias de corte que van entre 0.5 Hz y 100 Hz; la frecuencia de corte inferior se escoge para atenuar la deriva de línea base, mientras que la de corte superior se elije debido a que es hasta esta frecuencia que el ECG tiene componentes importantes.

El filtro consiste en aplicar la Transformada Rápida de Fourier (FFT) a la señal ECG para luego truncar las componentes frecuenciales indeseables y finalmente revertir la

señal aplicando la FFT inversa. La *Figura 40* muestra un ejemplo del filtro aplicado, donde se puede visualizar la atenuación de la inestabilidad de la línea de base o línea isoelectrónica (abajo) con respecto al ECG sin filtrar (arriba).

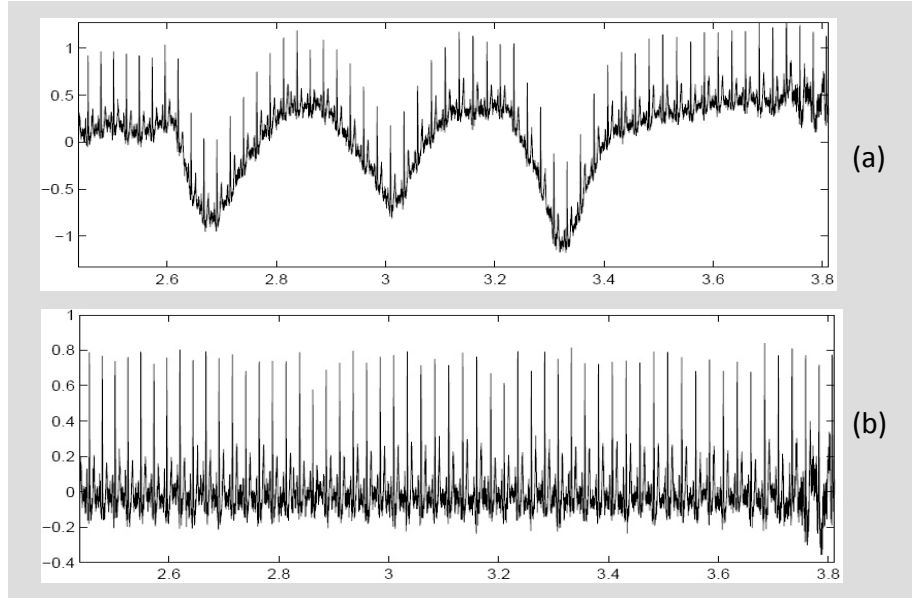


Figura 40. Señal de ECG. **(a)** Sin filtro. **(b)** Con filtro aplicado.

Etapas de cálculo de indicador

La señal resultante del filtro pasa-banda es utilizada para detectar R. El algoritmo de detección de R toma en cuenta dos parámetros principales para la diferenciación entre la onda R y el resto de las ondas del ECG: la *amplitud* y la *curvatura* de la señal a cada muestra. Suponiendo que k es el índice de la muestra de la señal ECG registrada a instantes discretos de tiempo, se utiliza un polinomio de segundo grado para ajustar la señal ECG al interior de una ventana deslizante de 40 ms alrededor de la muestra k , como se muestra en la siguiente expresión:

$$ECG(l) \approx -a(l - k)^2 + b$$

Los coeficientes polinomiales a y b se obtienen para cada valor de k , ajustándolos, minimizando el criterio

$$V(a,b) = \sum_{l=k-\lceil 0.02 f_m \rceil}^{k+\lceil 0.02 f_m \rceil} w_l \left(ECG(l) - (-a(l-k)^2 + b) \right)^2$$

Aquí, el término $\lceil x \rceil$ representa el número entero más pequeño mayor o igual a x , f_m corresponde a la frecuencia de muestreo en Hz, y los w_l representan los parámetros de ponderación del criterio de mínimos cuadrados. Cabe señalar que $\lceil 0.02 f_m \rceil$ corresponde a la mitad de los 40 ms de la ventana deslizante. A cada instante k se calcula el par $(a(k), b(k))$. De esta manera los umbrales de cada onda R corresponderán a los máximos del indicador

$$ind(k) = a(k) \cdot b(k)$$

Esto corresponde a la multiplicación entre la curvatura y la amplitud de la señal $ECG(k)$ a cada muestra k . Es importante notar que este indicador es válido tanto para umbrales de R positivos como negativos (en este caso $a(k)$ y $b(k)$ son negativos). Este indicador es mostrado en la *Figura 41* donde el umbral más grande del indicador para cada ciclo cardiaco corresponde al umbral de la onda R del ECG mostrada en la misma figura. Finalmente se aplica un procedimiento basado en umbrales con el fin de localizar automáticamente las ondas R.

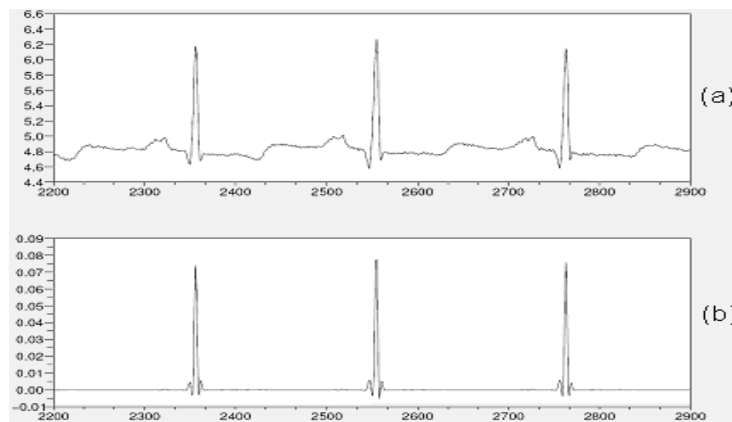


Figura 41. (a) Registro ECG. **(b)** Respectivo indicador $ind(k)$ del registro ECG.

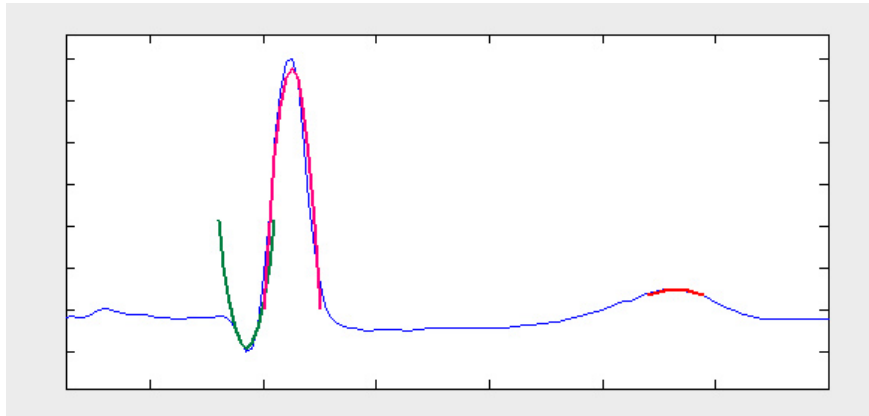


Figura 42. Ejemplo de cálculo de indicador $ind(k)$.

En la *Figura 42* se puede apreciar cómo funciona el cálculo del indicador para tres diferentes casos: En línea verde se ajusta una curva para una onda Q, que resulta en una parábola cóncava, en este caso los parámetros dan como resultado $a = -12$ y $b = -92.5$, con esto $ind(k) = 1129.5$; por otro lado con línea magenta se ajusta una curva para una onda R, en este caso es una parábola convexa con parámetros $a = 23.2$ y $b = 578.7$, que da como resultado $ind(k) = 13433$; finalmente con línea roja se ajusta una curva a una onda T, la cual, al igual que el caso anterior, también es una parábola pero se puede apreciar claramente que tiene menor amplitud y tiene una abertura más ancha, lo que también lo demuestran sus parámetros, $a = 0.5$ y $b = 23.7$, a su vez queda $ind(k) = 11.85$. Claramente se puede observar que en el caso de la onda R el indicador es mucho mayor comparado que en los otros dos casos, por lo tanto esta diferencia que se presenta es fundamental para la comparación que se realiza en la etapa siguiente ^[3].

Etapas de comparación y decisión

Para efectuar la detección de las ondas R es necesario calcular un umbral fijo, el cual se utilizará para comparar el indicador $ind(k)$. Para ello se confecciona una matriz con todos los valores de $ind(k)$, de aquí se calcula en base a los valores máximos un umbral el que será utilizado en la comparación. Por último el umbral se compara con los valores de $ind(k)$ y de estos valores que superen el umbral se obtiene el de mayor amplitud, que en

definitiva será el instante donde se establece que existe una onda R. En la *Figura 43* se ven algunos casos particulares donde el indicador tiene un comportamiento estable a pesar de que en el primer caso existe ruido de línea base y en los otros dos hay ondas (T y S respectivamente) que tienen una amplitud comparable a la de la onda R.

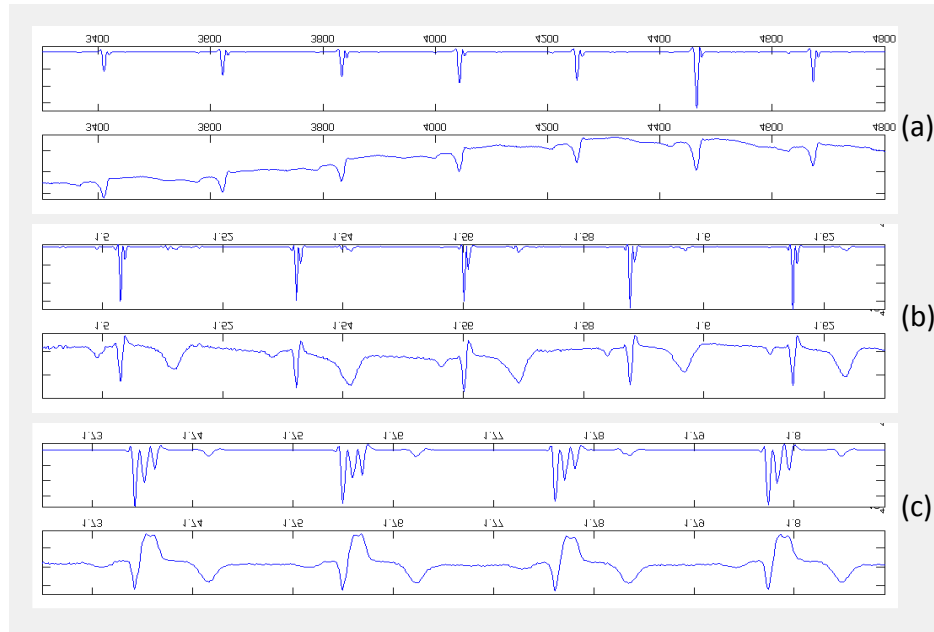


Figura 43. Señales ECG con sus respectivos indicadores.
(a) Con ruido de línea base **(b)** Con onda T abultada **(c)** Con onda S abultada.

Finalmente, se recopilan todos estos instantes de ocurrencia de la onda R en una matriz escalar y esta es entregada como resultado del proceso del algoritmo, concluyendo así la ejecución de éste.

Capítulo 3

Implementación de algoritmo evaluador

3.1 Bases de datos de referencia

Para poder realizar la evaluación y validación del algoritmo se requiere de una base de datos que contenga información fiable, variada y por sobretodo que cuente con respaldo en cuanto a diagnóstico médico (para hacer la comparación en las pruebas) sobre exámenes de ECG digitalizados.

En Internet se encuentra disponible un sitio Web llamado *PhysioNet* (Figura 44) el cual opera bajo el alero del Instituto Nacional Imagenología e Ingeniería Biomédica (NIBIB) y del Instituto Nacional de Ciencias Médicas Generales (NIGMS), que a su vez forman parte de los Institutos Nacionales de Salud de los Estados Unidos. Este sitio Web pone a disposición para los investigadores una gran variedad de recursos en el ámbito de señales fisiológicas. Este contenido forma una colección de diversas bases de datos que se conoce bajo el nombre de *PhysioBank* y las cuales a su vez cuentan con distintos tipos de señales, las cuales provienen de diversas instituciones de renombre a lo largo del mundo. Dentro de esta gran colección se encuentran numerosas señales de electrocardiogramas que han sido tomados a personas reales y éstas a su vez se han digitalizado utilizando un conversor análogo-digital (ADC) ^[38]; por otra parte, también se cuenta con una gran diversidad de patologías cardiacas; estas señales son las que se necesitan para poder efectuar la evaluación del algoritmo.



Figura 44. Página Web inicial de *PhysioNet*.

Es importante destacar, que la mayoría de las señales que se encuentran disponibles, cuentan con un respaldo de fiabilidad por parte de las instituciones colaboradoras. En el caso de las señales de electrocardiograma, éstas son revisadas por uno o más cardiólogos, quienes marcan dentro de la señal, entre otras cosas, todos los complejos QRS (ondas R) que consideren como tales; esto último es fundamental para este trabajo, ya que se cuenta con una referencia de lo que el algoritmo debe detectar.

Esta gran base de datos, se divide en bases de datos más pequeñas, que se clasifican dependiendo del objetivo en cuanto a tratamiento de señales. Así existe un apartado especial dedicado a las señales de electrocardiogramas (ECG), donde existen diversas bases de datos que se catalogan en base a diversos parámetros, patologías, duración de registros, tipos de anotaciones, etc. Cada una de estas bases de datos más pequeña corresponde a una institución que ha realizado la digitalización de las señales, las cuales pueden verse en la *Tabla 1*.

Nombre de la Base de Datos ^[42]	Nº de registros
ANSI/AAMI EC13 Test Waveforms	10
European ST-T Database	90
Long-Term ST Database	86
MIT-BIH Arrhythmia Database	48
MIT-BIH Noise Stress Test Database	12
BIDMC Congestive Heart Failure Database	15
Post-Ictal Heart Rate Oscillations in Partial Epilepsy	7
QT Database	115
AF Termination Challenge Database	80
Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database	N/D
Intracardiac Atrial Fibrillation Database	N/D
Long-Term AF Database	84
MIT-BIH Atrial Fibrillation Database	25
MIT-BIH ECG Compression Test Database	N/D
MIT-BIH Long-Term Database	6
MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database	N/D
MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database	N/D
MIT-BIH ST Change Database	N/D
MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database	78
Non-Invasive Fetal Electrocardiogram Database	25
PAF Prediction Challenge Database	100
PTB Diagnostic ECG Database	549
St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database	75
Sudden Cardiac Death Holter Database	N/D
T-Wave Alternans Challenge Database	100

Tabla 1. Bases de datos disponibles en la sección ECG de *PhysioBank*.

3.2 Conversión de archivos

Como se mencionó anteriormente, el formato en que son almacenados estos archivos no es compatible para su uso por parte de aplicaciones que no cuenten con un intérprete adecuado capaz de poder leer los archivos de la base de datos. Es por eso que *PhysioNet* dispone de herramientas gratuitas para poder hacer una conversión de los archivos y así que éstos queden en texto plano en un formato muy similar al CSV (*Comma Separated Values*).

Debido a que estas herramientas requieren de un alto rendimiento sin excesiva demanda de recursos, éstas se encuentran desarrolladas bajo la plataforma operativa UNIX (También se podría incluir el hecho de que la mayoría de las aplicaciones desarrolladas para esta plataforma son de carácter gratuito, bajo licencias GNU). En vista de que este trabajo se desarrolla bajo el sistema operativo Microsoft® Windows (XP específicamente) es necesario adaptar estas herramientas para poder usarlo bajo esta plataforma.

Para resolver dicho obstáculo, *PhysioNet* propone el uso de un emulador de consola de UNIX, llamado *Cygwin*, el cual también es un software de distribución libre, el cual permite compilar y ejecutar códigos fuente de plataforma UNIX bajo el sistema operativo Microsoft® Windows. La instalación de este software no requiere de mayores recursos ni experticia, sin embargo es indispensable seleccionar ciertos módulos fundamentales para que se pueda realizar la compilación y uso de los códigos fuente que *PhysioNet* pone a disposición; todas estas indicaciones aparecen en el mismo sitio Web.

Una vez descargado e instalado *Cygwin* es necesario descargar el software de *PhysioNet* el cual es identificado bajo el nombre de *PhysioToolkit* ^[42]. Una vez que se compilan los códigos fuentes, es necesario conocer las distintas funciones que trae este “paquete”, y lo más importante, identificar cuáles son las que se utilizarán para el proceso de conversión.

De todas las funciones disponibles, sólo tres son las que se usan: *rsync*, *rdann* y *rdsamp*, siendo las dos últimas las que se usan para convertir. La función *rsync* es utilizada para poder descargar la información desde la base de datos (*PhysioBank*) al computador. La sintaxis utilizada es:

```
rsync physionet.org::
```

Esto hace que el servidor remoto envíe una lista de las bases de datos que se encuentran disponibles. Posterior a eso, cuando se tiene el nombre de la base de datos que se desea descargar, se ejecuta el siguiente comando:

```
rsync physionet.org::db /usr/localdir
```

Aquí, *db* el nombre de la base de datos (no debe contener espacios), y */usr/localdir* es la ruta donde se descargarán los datos. Nótese en este último argumento que se debe usar la sintaxis de UNIX para ubicación de archivos.

Una vez obtenidos los archivos de la base de datos, se procede a utilizar las otras dos funciones. La primera de ellas, *rdann*, convierte los archivos con la extensión *.atr*, que como se mencionó anteriormente corresponde a la referencia donde están marcados los instantes de tiempo (o muestras específicamente) donde se encuentra un complejo QRS; la segunda, *rdsamp*, es análoga a la anterior, pero para los archivos con la extensión *.dat* que son los que contienen la señal digitalizada. Además es indispensable la existencia por cada señal de un archivo de extensión *.hea*, de lo contrario el proceso de conversión no puede llevarse a cabo.

Debido a la gran cantidad de archivos que contiene la base de datos se hace tedioso utilizar los comandos “manualmente” por cada registro (señal); por este motivo es que dentro de este trabajo, también se desarrolla un pequeño script (programa) que automatiza el proceso ^[39]. La programación se muestra a continuación en la *Figura 45*.

```

1  a=0
2  b=0
3  for i in $(ls *.atr)
4  do
5      i=${i%.*}
6      b=$((b+1))
7      if [ -r $i.dat ]
8      then
9          if [ -r $i.hea ]
10         then
11             rdsamp -r $i > conv/$i.txt
12             rdann -r $i -a atr > conv/$i'_ann.txt'
13             unix2dos conv/$i.txt
14             unix2dos conv/$i'_ann.txt'
15             a=$((a+1))
16         else
17             echo 'Error con '$i', no se encuentra .hea'
18         fi
19     else
20         echo 'Error con '$i', no se encuentra .dat'
21     fi
22 done
23 echo 'Convertidos '$a' de '$b' registros'

```

Figura 45. Código utilizado en Cygwin para convertir archivos de forma cíclica.

Este pequeño programa ejecuta los comandos explicados anteriormente, que convierten tanto el archivo que contiene la señal digitalizada (*.dat*) como el de anotaciones (*.atr*). Para ello busca el total de archivos con la extensión *.atr*, luego verifica que existan los archivos *.dat* y *.hea* respectivos (En caso que no exista alguno de ellos se descarta dicha señal); así sucesivamente se realiza un bucle que convierte todas las señales existentes dentro del directorio que se le especifique. Este programa tiene ciertas consideraciones, una de ellas es el nombre con que deja los archivos convertidos. En el siguiente ejemplo mostrado en la *Tabla 2*, se puede observar la sintaxis entre nombre de origen y nombre de destino:

Nombre Origen	Nombre Destino
recordxx.hea	(No aplica)
recordxx.atr	conv/recordxx_ann.txt
recordxx.dat	conv/recordxx.txt

Tabla 2. Formato de nombres de archivo en la conversión.

Además dentro del código del script es posible ver que se utiliza otra función no mencionada anteriormente, *unix2dos*, la cual tiene la única finalidad de convertir el formato de archivo de UNIX al de Microsoft® Windows (técnicamente el único cambio para este caso es el número de caracteres para el salto de línea que en UNIX es sólo uno, mientras que en Microsoft® Windows son dos). Por otro lado el archivo *.hea* sólo es utilizado para obtener información acerca de los otros dos archivos (*.atr* y *.dat*). Para evitar confusión entre los archivos originales y los convertidos, éstos últimos son colocados en la subcarpeta *conv*.

Una vez realizada la conversión, es necesario remover los caracteres de dos puntos (:), de la columna del tiempo de los archivos de señales, ya que *SciLab* no admite archivos en texto plano que contengan dichos caracteres; es por eso que simplemente se utiliza un programa como el bloc de notas para eliminar dicho carácter reemplazando este por ningún otro carácter. Para optimizar el tiempo empleado en esta tarea se utiliza el programa *Dreamweaver* (se utiliza en diseño y programación de páginas Web), el cual tiene una herramienta de reemplazo masivo dentro de un directorio especificado.

De todas las bases de datos mostradas anteriormente en la *Tabla 1*, se utilizarán las que se muestran en la *Tabla 3*, que son las siguientes:

Base de datos	Nº de Registros utilizados	Frecuencia de muestreo	Duración de cada señal
QT Database ^[43]	82	250 Hz	15 minutos
MIT-BIH Arrhythmia Database ^[44]	48	360 Hz	~30 minutos

Tabla 3. Bases de datos utilizadas en el análisis.

Para poder usar correctamente estos archivos es necesario saber la sintaxis de los datos que éstos contienen. En el caso de los archivos de datos de la señal (*.dat* convertido), contienen 3 columnas, la primera de ellas corresponde al número de muestra, y que además es un número correlativo y se puede interpretar como número de

fila; las otras dos columnas son los valores de voltaje cuantificados en unidades adimensionales (el valor en *volts* depende del conversor ADC utilizado en cada señal en particular) para dos derivaciones del ECG. Estas derivaciones también dependerán de la señal y junto con los detalles del ADC están especificados en el archivo cabecera (*.hea*)

QT Database

Esta base de datos se compone de un total de 105 señales, sin embargo no todas cuentan con anotaciones referente a los instantes de ocurrencia de complejos QRS (onda R), por lo cual estas señales deben ser descartadas ya que no existe referencia con que compararla, así el total se reduce a 82 señales. Además como se indica en la *Tabla 3*, cada señal se encuentra muestreada a una frecuencia de 250 Hz, y tienen una duración de 15 minutos y han sido seleccionadas de tal forma, que contienen una gran variedad de morfologías de ECG. Por otro lado, cada uno de los registros contiene dos derivaciones, las cuales defieren de señal en señal (en el archivo *.hea* se especifica a cuales derivaciones corresponde). Las anotaciones de referencia han sido efectuadas por dos cardiólogos ^[43].

MIT-BIH Arrhythmia Database

Esta base de datos contiene 48 registros de ECG, de dos derivaciones cada una, obtenidas de 47 individuos estudiados por el BIH Arrhythmia Laboratory entre 1975 y 1979. Del total de los registros, 23 han sido escogidos aleatoriamente de una colección de 4000 registros de ECG ambulatorios, obtenidos en el Boston's Beth Israel Hospital; los 25 registros restantes han sido seleccionados de la misma colección pero enfatizando en arritmias poco comunes pero clínicamente relevantes. Los registros han sido digitalizados a 360 muestras por segundo, utilizando un conversor de 11 bits. Cada registro tiene asociado un archivo de anotaciones de referencia, los que han sido realizados por dos o más cardiólogos ^[44].

3.3 Software utilizado

Para la implementación del algoritmo utilizado en la evaluación del algoritmo de detección de onda R, se optó por utilizar el programa *SciLab* en su versión 4.1.2 (*Figura 46*), el cual tiene la principal ventaja de que es un software de distribución gratuita. Este programa es un paquete de software para cómputos numéricos el cual provee un poderoso entorno para aplicaciones tanto científicas ^[40].



Figura 46. Logotipo de *SciLab* versión 4.

SciLab es un programa que tiene sus inicios en la década de los 80, cuando en el INRIA (Institut de Recherche en Informatique et Automatique - Instituto de Investigación Informática y Control Automático), ubicado en Francia, se desarrolla un software de diseño de control de sistema asistido por computador (CACSD), inspirado en las primeras versiones de *Matlab* ^[41] de Clever Moler (creador de *The Mathworks*). Este software recibió el nombre de *Blaise* y posteriormente *Basile*, pero fue cuando a principio de la década de los 90 que nace *SciLab* bajo el alero del Instituto Nacional de Investigación en Informática y Automatización (INRIA), también localizado en Francia. Así en 1994 se lanza la primera versión de *SciLab* la cual, a diferencia de sus predecesores, es de código abierto (open source) y de libre licencia ^[40]; así este nuevo software se convierte en una alternativa a *Matlab*, ya que para este último se debe adquirir una licencia de uso.

Debido a la gran cantidad de usuarios que comienzan a usar el programa es que en el año 2003 se crea el *SciLab Consortium*, para dar un mejor soporte al proyecto, ya que se incorporan nuevas organizaciones comerciales y académicas, las cuales prestan una colaboración activa en desarrollo, soporte y difusión.

SciLab cuenta con cientos de funciones matemáticas, esenciales para el desarrollo de los algoritmos durante este trabajo, y además cuenta con la posibilidad de integrar nuevas funcionalidades en distintos lenguajes de programación. Dentro de las herramientas que dispone el programa, para el desarrollo de este trabajo se pone énfasis en las de tratamiento de señales, gráficas 2D, funciones estadísticas, manejo de archivos, entre otras.

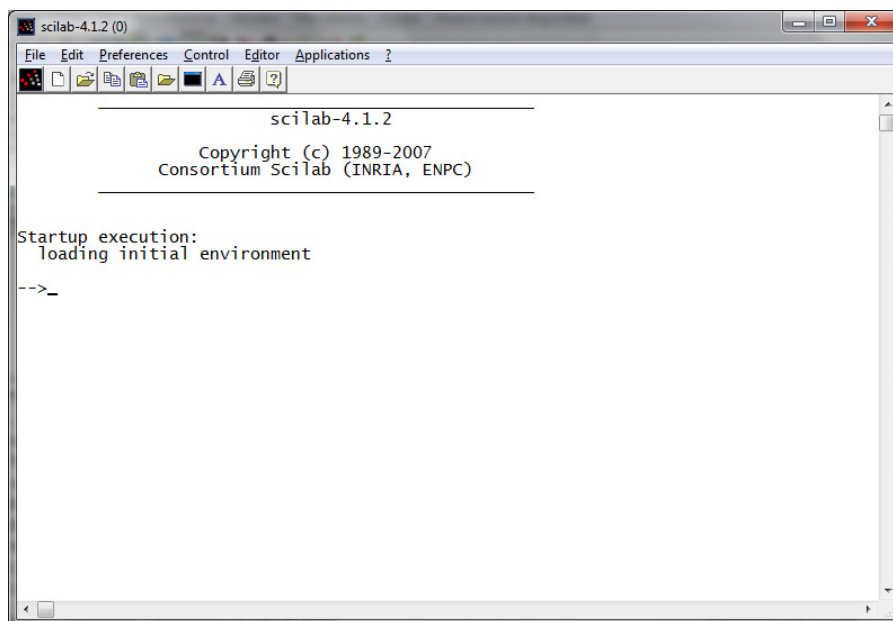


Figura 47. Ventana principal de *SciLab*.

La sintaxis de funcionamiento de *SciLab* opera utilizando una ventana principal (ver *Figura 47*), la cual es similar a una consola de comandos. Aquí se pueden implementar funciones temporales, realizar cálculos, manejar variables y matrices, y una de las cosas más importantes, cargar y ejecutar funciones. Lo primero que debe hacerse cuando se inicia el programa es establecer el directorio de trabajo con el siguiente comando

```
chdir('ruta del directorio');    Utilizando cadena de texto directa
```

```
chdir(variable);                Utilizando variable
```

Lo anterior aplica tanto utilizando una cadena de texto directamente que indique la ruta, o incluir una variable que incluya esta misma cadena de texto. Este paso es opcional, pero si se tienen todas las funciones dentro de un mismo directorio, simplifica cuando éstas deben ser cargadas a memoria. Una consideración importante que se debe hacer es que *SciLab* realiza distinción de mayúsculas y minúsculas tanto para los nombres de variables, como para las funciones, por ejemplo, para el caso anterior, no sería lo mismo escribir *chdir* que *Chdir* (para este último, *SciLab* arrojará un error de que es una función no definida)

Para crear y/o editar funciones se utiliza una ventana auxiliar de *SciLab*, llamada *Scipad* (ver *Figura 48*), la cual es similar a cualquier aplicación utilizada en programación, ya que cuenta con colorización de las líneas dependiendo si son funciones, comentarios, variables, etc.. También indica línea y número de carácter para una mejor ubicación en caso de errores. Para abrir esta ventana se puede ejecutar un comando que abra sólo la ventana o además agregarle un argumento que es la ruta absoluta o relativa al archivo que se desea abrir.

```
Scipad();                        Sólo abre la ventana de Scipad
```

```
Scipad('ruta_al_archivo');      Abre la ventana y carga el archivo especificado
```

En caso que se haya definido el directorio de trabajo, basta con colocar el nombre del archivo en el argumento, o bien la ruta relativa hacia la ubicación de éste.

La sintaxis de programación es similar a otros lenguajes como C o Basic, se puede destacar que después de cada línea opcionalmente debe ir un “;”, el cual cumple la función de omitir el resultado de la línea que se está ejecutando (de ahí que sea opcional). Las variables no funcionan con caracteres especiales delante, solo una palabra que debe

empezar con una letra y puede contener números; eso sí antes de usar una variable debe definirse previamente.

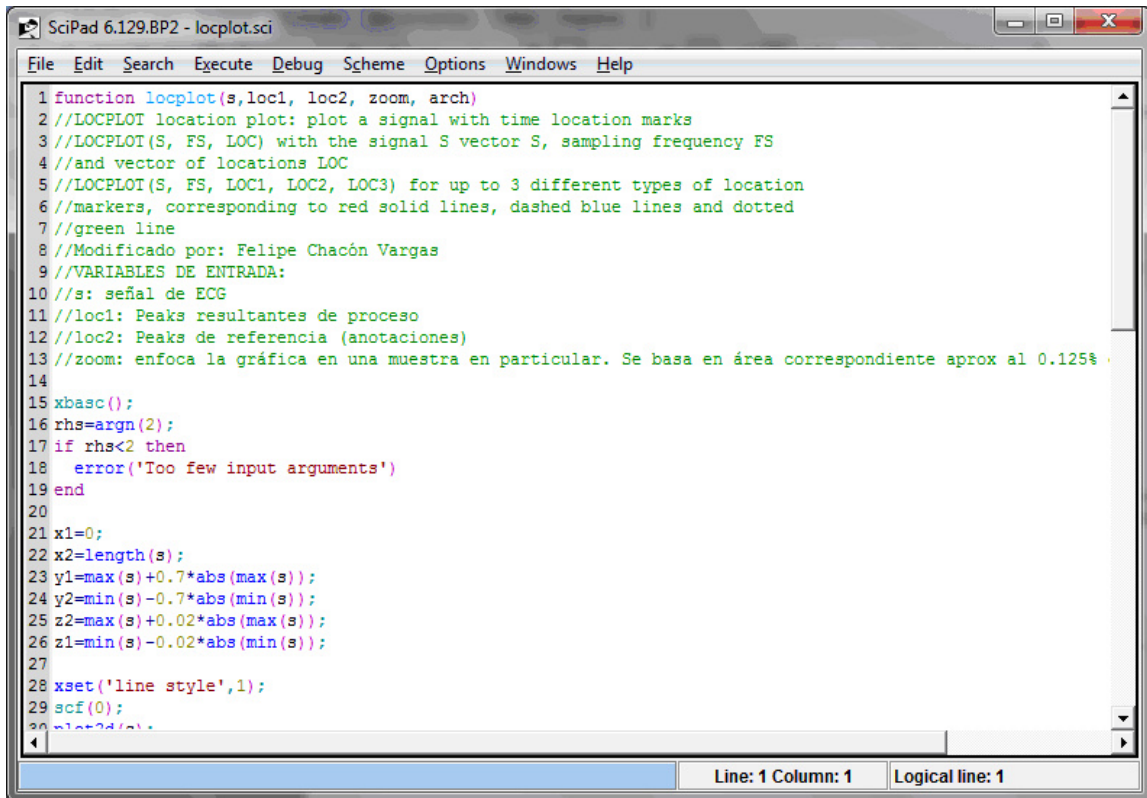


Figura 48. Ventana de Scipad.

En estricto rigor cada variable es una matriz, la más básica de ellas (1x1) corresponde a una variable sencilla; también existen dos tipos de matrices, las numéricas y las literales (estas últimas son las que contienen cadenas de texto) y no se pueden mezclar distintos tipos de datos en una sola matriz. Para definir estos dos tipos de variables se hace de la siguiente forma:

```
var_numero = 1;
```

Crea una variable numérica

```
var_texto = 'frase de texto';
```

Crea una variable literal (texto)

Para crear variables de más de una dimensión (matrices), se puede hacer especificando la fila y columna en la asignación de valor a la variable o bien especificando la serie de valores, tal como se muestra a continuación ^[45]:

```
Var_numero = [1, 3, 5; 2, 4, 6];
```

1.	3.	5.
2.	4.	6.

```
Var_texto = ["hola","chao";"103","fax123"];
```

!hola	chao	!
!		!
!103	fax123	!

Se puede ver claramente la diferencia entre una matriz numérica y una literal, además cabe destacar que cuando se quiere insertar un valor numérico dentro de una matriz literal, éste debe hacerse en formato de texto (entre comillas), y en el caso de agregar una variable numérica, ésta debe ser convertida previamente a texto, de lo contrario *SciLab* arrojará un error.

3.4 Estructura implementada

La estructura básica de este algoritmo evaluador consiste en tomar una señal, y ejecutar el algoritmo detector de ondas R, evaluar el resultado y en base a una comparación con un archivo de referencia de la señal, establecer si se omitieron detecciones o si éstas son erróneas (falsos positivos o detecciones desfasadas).

El primer paso en la implementación del algoritmo es conocer cómo funciona el algoritmo que se desea evaluar, enfocándose a los argumentos de entrada y salida que éste maneja. En el caso del algoritmo de detección de ondas R, se tiene un algoritmo principal llamado *rpeak*, y éste a su vez trabaja con funciones anexas, las cuales serán detalladas más adelante. En *SciLab* no es “obligatorio” especificar cada variable de entrada, sin embargo, para esta función se requiere de ingresarlas todas. Los argumentos de entrada de *rpeak* son:

- **s0:** Variable literal que consiste en el vector de muestras de la señal a analizar.
- **fs:** Variable numérica escalar indicando la frecuencia de muestreo en Hertz.

Por lo tanto, la primera rutina que se debe hacer, es leer el archivo que contiene la señal muestreada, ingresarla a una variable y luego ejecutar el algoritmo. En primera instancia el dato de la frecuencia de muestreo se mantiene fijo puesto que la base de datos con la que se prueba tiene una frecuencia de muestreo fija. Además se debe leer también el archivo que contiene las anotaciones de referencia, para usarlo en el análisis posterior a la detección de ondas R. El nombre de archivo también se mantiene fijo en primera instancia, por lo tanto inicialmente el algoritmo evaluador no tiene ningún argumento de entrada.

A diferencia de los argumentos de entrada, los de salida son opcionales en su uso, y sólo se limita a las necesidades que se requieran, pero de igual forma es necesario

conocerlos para saber con cuál de ellas se trabajará. También en este caso se utilizarán todas las variables de salida que dispone, las que son:

- **picind:** Es un vector con los instantes de tiempo (en muestras) donde el algoritmo ha detectado ondas R.
- **s:** Es un vector que contiene la misma señal de entrada (s_0) pero filtrada para eliminar componentes de frecuencia que no son útiles.

Lo central de este algoritmo es la evaluación, para lograr dicho objetivo de una forma fiable, se establecen una serie de reglas de comparación entre los resultados obtenidos del *rpeak* y los datos de anotaciones del archivo de referencia. Para realizar esta comparación, se crean dos vectores (matrices de una columna y n filas) conteniendo los datos del archivo de anotaciones de referencia y el resultado del proceso del algoritmo, respectivamente.

La comparación se ejecuta considerando un valor de tolerancia, para ello se crea una *ventana*, que es un rango numérico cuyo valor central es el de la fila de la matriz de resultados, y los límites inferior y superior son este mismo valor central restándole y sumándole el valor de tolerancia respectivamente. Para una mejor explicación se dividirá el análisis en procesos consecutivos, como se muestra en la *Figura 49*.

También hay que tener en consideración que las señales obtenidas de las bases de datos contienen dos derivaciones (depende de cada señal para saber cual derivación es específicamente), es decir dos señales, y como el algoritmo detector de ondas R está diseñado para operar con una señal a la vez, se debe hacer un pequeño bucle dentro de todo el proceso para que tome ambas señales por separado, pero reportando los resultados como una sola señal.

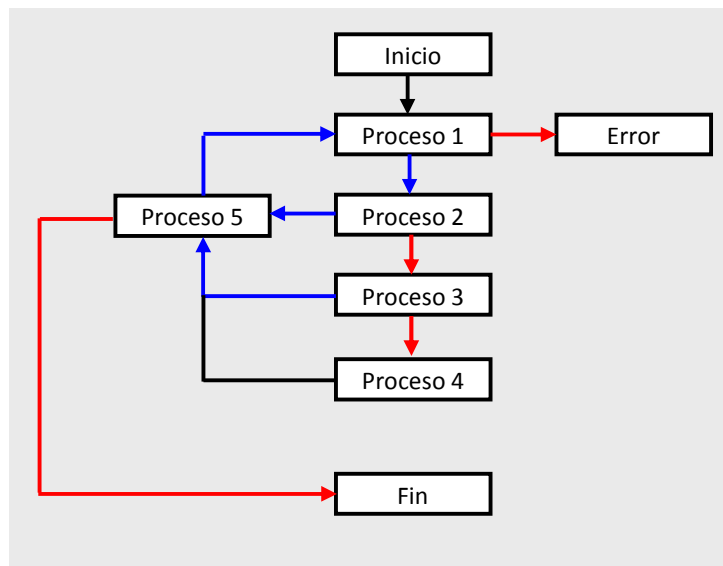


Figura 49. Esquema principal de algoritmo evaluador.

Proceso 1

Se realiza la lectura de los archivos de señal muestreada y anotaciones de referencia, se crean las matrices de la señal muestreada y de anotaciones de referencia, se ejecuta el algoritmo detector de ondas R, y finalmente, se recopilan los datos en matriz de resultados. Si se realizan correctamente los pasos anteriores se prosigue al Proceso 2. En caso de que no se puedan leer correctamente cualquiera de los dos archivos, el proceso termina arrojando un error.

Proceso 2

Se realiza una comparación fila a fila en las matrices de resultados y de anotaciones de referencia, se calcula la diferencia absoluta entre ellas (se crea una *ventana*) y posteriormente se comprueba si el resultado es mayor que el valor establecido de tolerancia (que el valor de la fila actual de la matriz de resultado esté dentro de la *ventana*); este valor se asigna teniendo en consideración la duración mínima de un intervalo RR (bajo una taquicardia), ya que la detección por parte del algoritmo debe ser cercana a la onda R real y no estar después de una onda R siguiente, además cabe

mencionar que en ninguna publicación se hace referencia a cómo se obtiene este valor. Si se cumple la condición, se establece que no hay errores, tal como se muestra en la *Figura 50*, y se sigue al Proceso 5 y los contadores de fila de ambas matrices se incrementan en una unidad. En caso contrario, se deduce que existe un error el cual puede ser de omisión, falso positivo o detección desfasada, para saber cuál de ellos es, se sigue al Proceso 3.

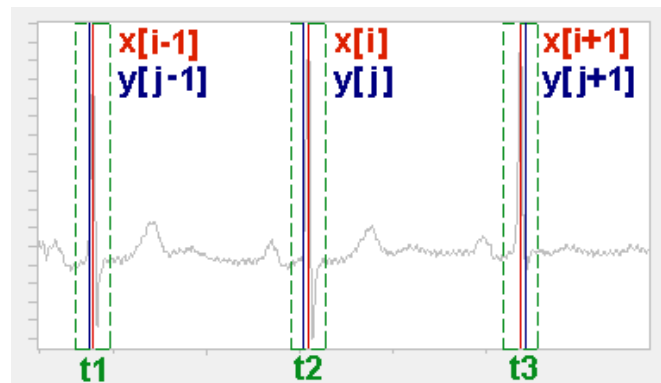


Figura 50. Ejemplo de una detección correcta.

Proceso 3

Se compara si el valor de la fila actual de la matriz de resultado es mayor que el límite inferior de la *ventana* del valor de la fila siguiente de la matriz de anotaciones de referencia. Si se cumple la condición se concluye que existe una omisión, del cual puede verse un ejemplo en la *Figura 51*, posteriormente se continúa con el Proceso 5 y sólo se incrementa el contador de la fila de la matriz de anotaciones de referencia, manteniéndose el contador de la fila de la matriz de resultado para volver a ser comparado. En caso contrario, aún existe la incertidumbre si es un error de falso positivo o de detección desfasada; para comprobar cuál de éstos es, se sigue al Proceso 4.

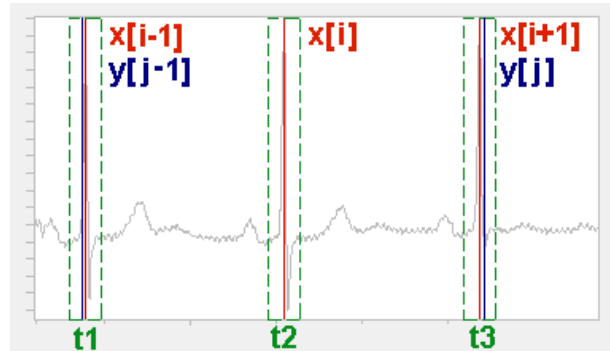


Figura 51. Ejemplo de omisión de una detección (falso negativo).

Proceso 4

Se compara si el valor de la fila actual de la matriz de anotaciones de referencia es mayor que el límite inferior de la *ventana* del valor de la fila siguiente de resultado. Si se cumple esta condición se deduce que existe un falso positivo (o bien una detección que no se puede asociar a una de las anotaciones de referencia), luego sólo se incrementa el contador de la fila de la matriz de resultados, manteniéndose el contador de la fila de la matriz de anotaciones de referencia para volver a ser comparado. Un ejemplo de este error se muestra en la *Figura 52*. En caso contrario se asume que es un error de detección desfasada, cuyo ejemplo se visualiza en la *Figura 53*. En ambos casos, se continúa con el Proceso 5.

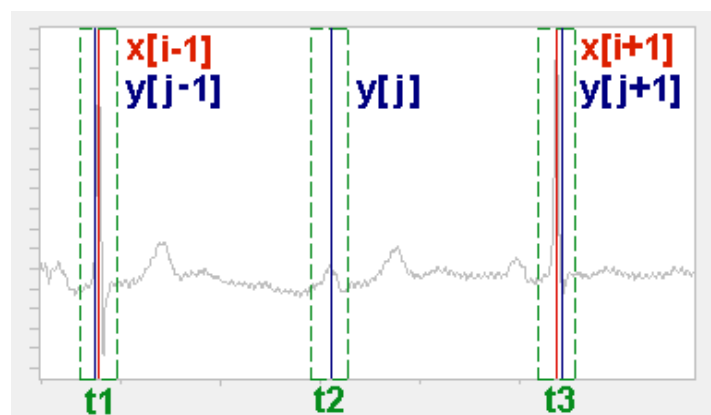


Figura 52. Ejemplo de detección errónea (falso positivo).

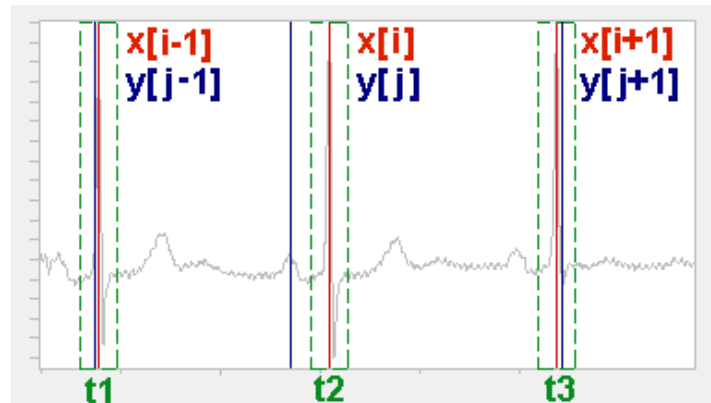


Figura 53. Ejemplo de una detección desfasada (una omisión de detección junto a un falso positivo).

En base al resultado de este proceso se pueden presentar alguno de los siguientes resultados:

- **Detección incompleta:** La comparación entre los dos vectores arroja como resultado una desigualdad en la cantidad de elementos entre ambos vectores, siendo mayor el número de elementos en el vector de anotaciones de referencia.
- **Detección de falsos positivos:** La comparación entre los dos vectores da como resultado una desigualdad en la cantidad de elementos entre ambos vectores, siendo mayor el número de elementos en el vector de resultados.
- **Detección desfasada:** Se presentan detecciones que se encuentran fuera de la *ventana* de comparación, es decir, que la diferencia en tiempo entre la detección hecha por el algoritmo y la respectiva anotación de referencia supera el límite establecido de tolerancia. Cabe destacar que este error “particular” se define como una omisión de una detección junto a un falso positivo.
- **Detección errónea mixta:** Se presenta una mezcla de los errores anteriormente expuestos. La cantidad de elementos de ambas matrices pueden ser iguales o distintos.

- **Detección correcta:** No se reportan errores en el análisis y la cantidad de elementos de ambos vectores son iguales. Cabe destacar que el hecho de que la cantidad de elementos de los vectores sean iguales no es determinante para establecer la no existencia de errores.

Para una mejor visualización de los resultados de la evaluación, se crea un pequeño informe en formato de texto plano, indicando (en el caso de existir) los errores que se hayan detectado con información detallada como el número de muestra donde se encuentra el problema, tiempo de diferencia (para el caso de las detecciones desfasadas), además de datos estadísticos como la mediana y desviación estándar.

Sin embargo, para poder visualizar de mejor forma estos errores se requiere de una representación gráfica de la señal, es decir, graficarlo como ECG. Para ello se emplea la variable *s* obtenida del algoritmo detector de ondas R, y además se grafican líneas verticales indicando tanto las detecciones hechas por el algoritmo como las que figuran en las anotaciones de referencia. Este nuevo proceso se agrega al finalizar el análisis de las dos derivaciones de la señal. Para una visualización óptima la gráfica se enfoca en el “área” donde se ha encontrado el error, por lo tanto se generará una gráfica por cada error que se detecte, incluso si éstos se encuentran de forma consecutiva. Las imágenes resultantes son almacenadas en formato *GIF* dentro del mismo directorio donde se encuentra la señal analizada.

3.5 Módulos adicionales

Para complementar el análisis proporcionado por el algoritmo anteriormente descrito, se le han agregado funciones adicionales, las que ayudan en la interpretación de los resultados de los procesos que se realizan en la evaluación.

Reportes de evaluación de desempeño

Como toda evaluación, para poder analizar los resultados de ésta, es necesario contar con datos de las variables que son fundamentales en el proceso; para el caso de esta evaluación, se generan dos tipos de reporte: uno general y otro específico.

El reporte general abarca un resumen del análisis de todas las señales que se han analizado dentro de un directorio, por lo tanto se genera sólo un reporte por directorio. El formato del archivo es de texto plano, que puede verse con un editor de texto simple, como *bloc de notas*; dentro del archivo se genera una especie de tabla realizada con tabulaciones, de tal forma, que sea posible copiar los datos a una planilla Excel para analizar en más profundidad los resultados. En la tabla se especifican los siguientes datos:

- Nombre de la señal a la que pertenecen los datos.
- Número de anotaciones de referencia utilizadas.
- Número de detecciones correctas.
- Número de omisiones de detecciones (falsos negativos).
- Número de errores de detección (falsos positivos).
- Número de errores de detección de tolerancia (detección distante de la referencia).
- Probabilidad (en %) de detección correcta (P_D).
- Probabilidad (en %) de detectar erróneamente (P_F).
- Variables internas de número de detecciones correctas (N_D), detecciones omitidas (N_M) y falsos positivos (N_F).

- Desviación estándar.
- Mediana.

Por cada señal se escriben tres líneas; dos de ellas corresponden a cada derivación respectivamente, considerando la Evaluación A; y la tercera línea indica los datos tomando en cuenta la Evaluación C (los tipos de evaluaciones se explican en el apartado *Tipos de Evaluación*). El archivo resultante se nombra *_INFORME.txt*, ya que de esa forma el nombre queda arriba de todos los demás para una localización más fácil. Una vista de la estructura de este reporte se puede ver en la *Figura 54*. Por último, al terminar el proceso con todas las señales se entregan datos similares a los anteriormente mencionados pero de carácter global: probabilidad de detección errónea, probabilidad de detección correcta, número de detecciones correctas, número de detecciones omitidas, número de detecciones erróneas, desviación estándar, mediana, y número total de anotaciones utilizadas (Aquí también se entregan datos con y sin la consideración de proceso).

SEÑAL	REF	DET	NO DET	FALSO	TOL	PROB_OK	PROB_F	Nd	Nm	Nf	DSV_STD	MEDIANA
100	2273	2273	---	---	---	100.00%	0.00%	2273	0	0		
	2273	2270	3	0	0	99.87%	0.00%	2270	3	0		
		----->	0	0	0	100.00%	0.00%	2273	0	0	4	0
101	1865	1866	0	1	1	99.95%	0.11%	1864	1	2		
	1865	1881	1	17	43	97.64%	3.19%	1821	44	60		
		----->	0	1	1	99.95%	0.11%	1864	1	1	8	-2
102	2187	2187	---	---	---	100.00%	0.00%	2187	0	0		
	2187	2187	0	0	40	98.17%	1.83%	2147	40	40		
		----->	0	0	0	100.00%	0.00%	2187	0	0	54	-2

Probabilidad de Detección Falsa: 1.36%-->0.19%
 Probabilidad de Detección Correcta: 98.22%-->99.92%
 Contador de detecciones correctas: 210224-->213864 (Nd)
 Contador de detecciones omitidas: 3812-->172 (Nm)
 Contador de detecciones falsas: 2893-->402 (Nf)
 Número Total de Peaks de Referencia Utilizados: 107018
 Desviación Estándar: 10 ms Mediana: -2 ms

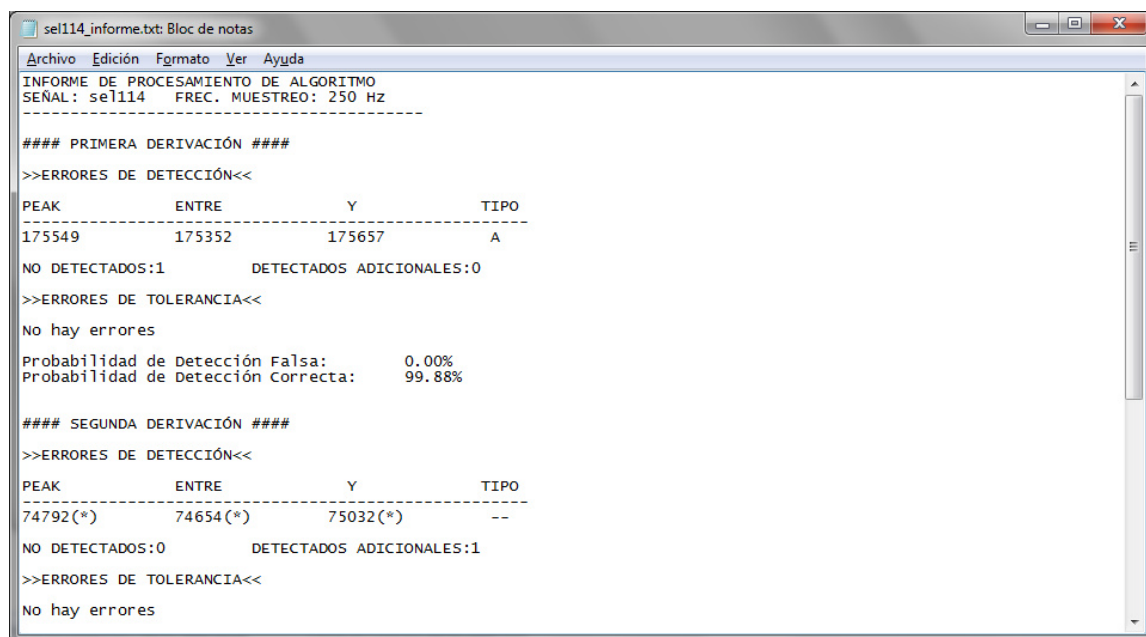
 LEYENDA

 REF: Número de peaks en el archivo de anotaciones.
 DET: Número de peaks detectados por el algoritmo.
 NO DET: Número de peaks no detectados por el algoritmo (en comparación a la referencia).
 FALSO: Número de peaks detectados por el algoritmo que no figuran en la referencia (falsos positivos).
 TOL: Peaks detectados por el algoritmo que no satisfacen la tolerancia requerida.
 PROB_OK: Probabilidad de una correcta detección.
 PROB_F: Probabilidad de detectar falsos positivos.

Tiempo Total de Ejecución: 28 Minuto(s), 32 Segundo(s)

Figura 54. Vista de un reporte global.

El reporte individual corresponde al que se genera por cada señal analizada, es decir, se genera un archivo por cada señal. En este reporte, a diferencia del anterior, se indican más detalles de los errores detectados, específicamente los números de muestras en los que se localiza el error, dato que puede ser utilizado para visualizarlo en las gráficas (explicado más adelante en apartado “gráfica de señales”). Cabe destacar que los errores se clasifican en errores de detección, donde se muestran los errores de detección y de falsos positivos (estos últimos se diferencian con un “(*)” añadido al lado del número de muestra; y los errores de tolerancia. También se proporcionan los datos de probabilidad de detección correcta y probabilidad de detección errónea (ver *Figura 55*). Se establecen dos apartados, para indicar los errores de cada derivación, respectivamente.



```

sel114_informe.txt: Bloc de notas
Archivo Edición Formato Ver Ayuda
INFORME DE PROCESAMIENTO DE ALGORITMO
SEÑAL: sel114  FREC. MUESTREO: 250 HZ
-----
#### PRIMERA DERIVACIÓN ####
>>ERRORES DE DETECCIÓN<<
PEAK      ENTRE      Y      TIPO
-----
175549    175352    175657    A
NO DETECTADOS:1      DETECTADOS ADICIONALES:0
>>ERRORES DE TOLERANCIA<<
No hay errores
Probabilidad de Detección Falsa:      0.00%
Probabilidad de Detección Correcta:    99.88%

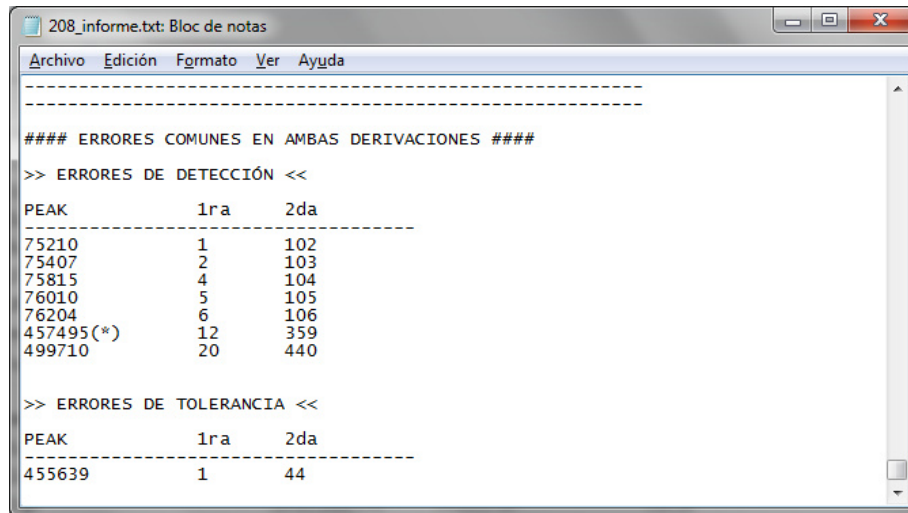
#### SEGUNDA DERIVACIÓN ####
>>ERRORES DE DETECCIÓN<<
PEAK      ENTRE      Y      TIPO
-----
74792(*)  74654(*)  75032(*)  --
NO DETECTADOS:0      DETECTADOS ADICIONALES:1
>>ERRORES DE TOLERANCIA<<
No hay errores

```

Figura 55. Vista de un reporte individual.

Para complementar la información sobre los errores, también se proporcionan los instantes muestrales de la referencia entre los cuales se debería localizar una detección, en caso que sea un error de omisión; de forma similar en caso de ser un falso positivo. Para los errores de tolerancia, se indica la muestra referencial más cercana y el tiempo en milisegundos que se encuentra distanciada la detección de la referencia. Para el caso de la

consideración de proceso, se indica en un tercer apartado donde se indican estos errores, y en caso de existir, se indica la muestra donde se localiza el error y el número de error para localizarlos en los apartados anteriores (hace referencia a la fila de error de cada derivación de cada apartado), como se muestra en la *Figura 56*



```

##### ERRORES COMUNES EN AMBAS DERIVACIONES #####
>> ERRORES DE DETECCIÓN <<
PEAK          1ra      2da
-----
75210          1       102
75407          2       103
75815          4       104
76010          5       105
76204          6       106
457495(*)     12       359
499710         20       440

>> ERRORES DE TOLERANCIA <<
PEAK          1ra      2da
-----
455639         1       44
  
```

Figura 56. Vista de un reporte individual, focalizando el apartado de *consideración de proceso*.

Gráfica de señales

Para visualizar de mejor forma el comportamiento de los errores que se presentan dentro de la evaluación del algoritmo, se agrega la generación de imágenes en formato *gif* las cuales representan la señal de ECG, junto con las marcas tanto de la referencia como las detectadas por el algoritmo evaluado. Este módulo tiene tres modalidades de funcionamiento: graficar señal de ECG más marcas de ondas R en una sola derivación; graficar señal de ECG más marcas de ondas R en ambas derivaciones; y graficar señal de ECG, marcas de ondas R y señal de umbral de amplitud (dato interno del algoritmo) en ambas derivaciones.

Tomando en cuenta las variables de salida mencionadas en el apartado *implementación de algoritmo*, este módulo utiliza la matriz de la señal de ECG filtrada y las matrices donde de almacenan los instantes muestrales obtenidos tanto de los archivos de

anotaciones de referencia, como los que se generan a partir del algoritmo evaluado. Para la primera modalidad de funcionamiento, sólo se emplean los datos de una sola derivación, los cuales se grafican en función del tiempo, agregándose líneas verticales que indican las detecciones de ondas R, indicadas con distintos colores dependiendo si son de referencia o las detectadas por el algoritmo. Como se puede apreciar en la *Figura 57*, cuando se grafica una señal completa del ECG en *SciLab* no se distingue prácticamente nada del contenido.

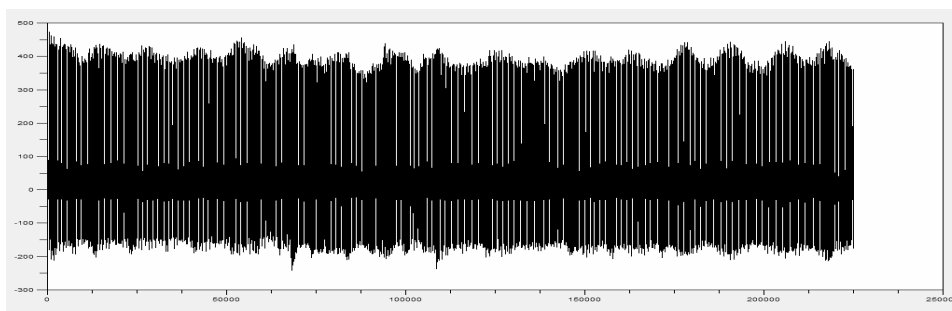


Figura 57. Gráfica de señal de ECG de sel123.

Como el propósito de estas gráficas es visualizar una detección (u omisión) en particular, también se proporciona como argumento de entrada, el instante muestral que se desea enfatizar, de tal forma que la gráfica limita el eje del tiempo unas pocas muestras a cada lado; así el instante muestral queda central, el cual se identifica por una línea punteada de color azul, en caso de corresponder a una marca de referencia que no tiene asociada una marca por parte del algoritmo detector de ondas R; en caso de presentarse un falso positivo, éste se representa con una línea continua de color fucsia. Las demás marcas de ondas R se representan por líneas punteadas de color verde y líneas continuas de color naranja para las marcas de referencia y marcas detectadas por el algoritmo, respectivamente. En la *Figura 58* se ve un ejemplo obtenido de una señal de la base de datos *QT* donde se detecta que el algoritmo no ha detectado una onda R.

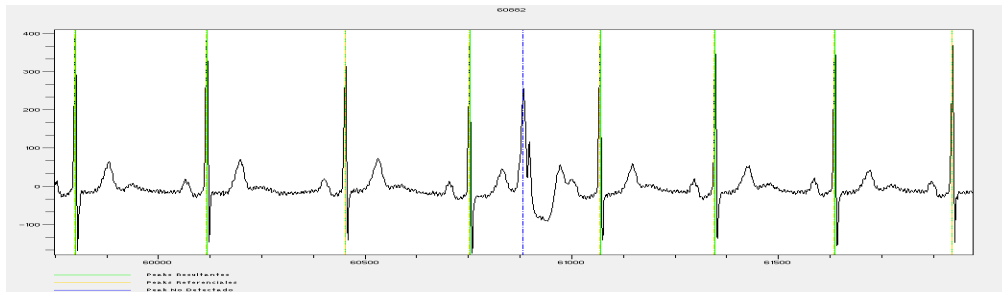


Figura 58. Gráfica de la primera derivación de la señal sel123.

La segunda modalidad de funcionamiento es similar a la anterior, con la diferencia de que los errores graficados corresponden a aquellos que se presentan de manera simultánea en las dos derivaciones; lo anterior implica que en cada imagen se grafiquen ambas derivaciones, como se muestra en la *Figura 59*. Las características en cuanto a colores y estilo de línea son iguales que el modo anterior.

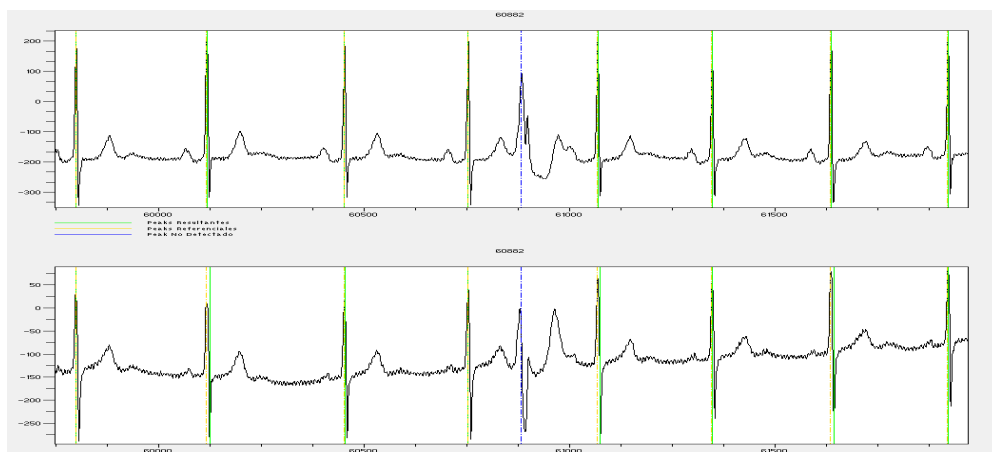


Figura 59. Gráfica de ambas derivaciones de la señal sel123.

Por último, la tercera modalidad de este módulo realiza la misma operación que el modo anterior, con la diferencia que se agregan dos nuevas gráficas (una por cada derivación), que corresponden a una variable interna del algoritmo detector de ondas R, específicamente, el valor de una referencia interna de amplitud utilizado en la fase de discriminación para establecer o no una detección de onda R. Dentro de esta gráfica se

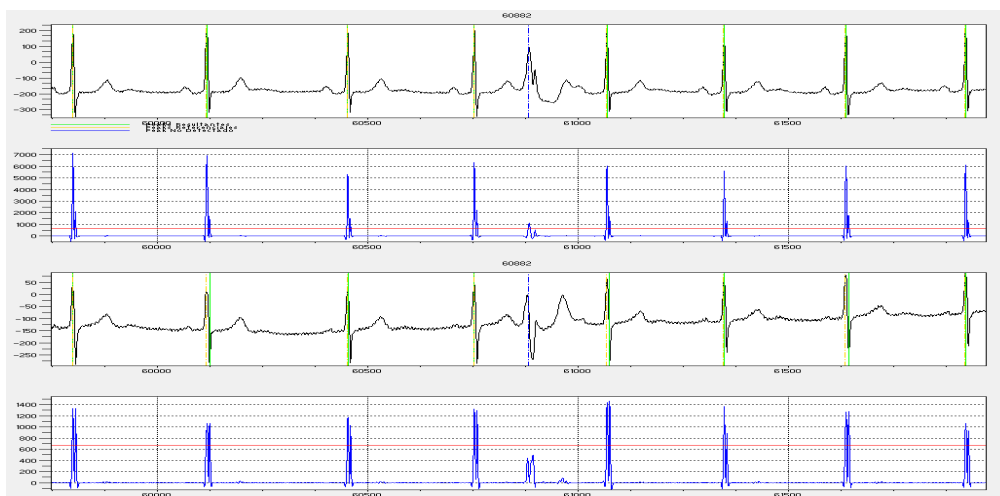


Figura 60. Gráfica de ambas derivaciones y referencia de amplitud de señal sel123.

visualiza una línea azul, que corresponde al valor referencial de amplitud del procesamiento de la señal, mientras que una línea horizontal de color rojo establece el valor de umbral utilizado (en primera instancia) para establecer la detección. Como se puede apreciar en la *Figura 60*, cada gráfica de ECG va acompañada de su respectiva gráfica de umbral de amplitud, las cuales se encuentran alineadas en tiempo, de tal forma de que se puede realizar fácilmente una comparación visual vertical.

3.6 Tipos de Evaluaciones

Debido a que la evaluación que se efectúa con el algoritmo contempla dos derivaciones por señal, es necesario hacer distintos tipos de pruebas. Por otro lado, no existen evaluaciones estándar que permitan ver el desempeño de este tipo de algoritmos, por lo tanto cada autor debe elegir a su criterio qué tipo de evaluaciones realizar; por lo tanto dentro de este trabajo se consideran tres tipos de evaluaciones, que se explican a continuación. Para efectos ilustrativos, se usará una señal de ejemplo referencial para visualizar las diferencias entre cada una de las evaluaciones.

Evaluación A

Esta prueba contempla la consideración de cada derivación de forma independiente, es decir, la detección de una onda R en una derivación será independiente si ocurre o no en la otra; lo mismo aplica para el caso de los errores. En la *Figura 61* se puede observar que el número de detecciones realizadas en la primera derivación no son iguales que en la segunda, lo que también aplica para los errores de omisiones y falsos positivos.

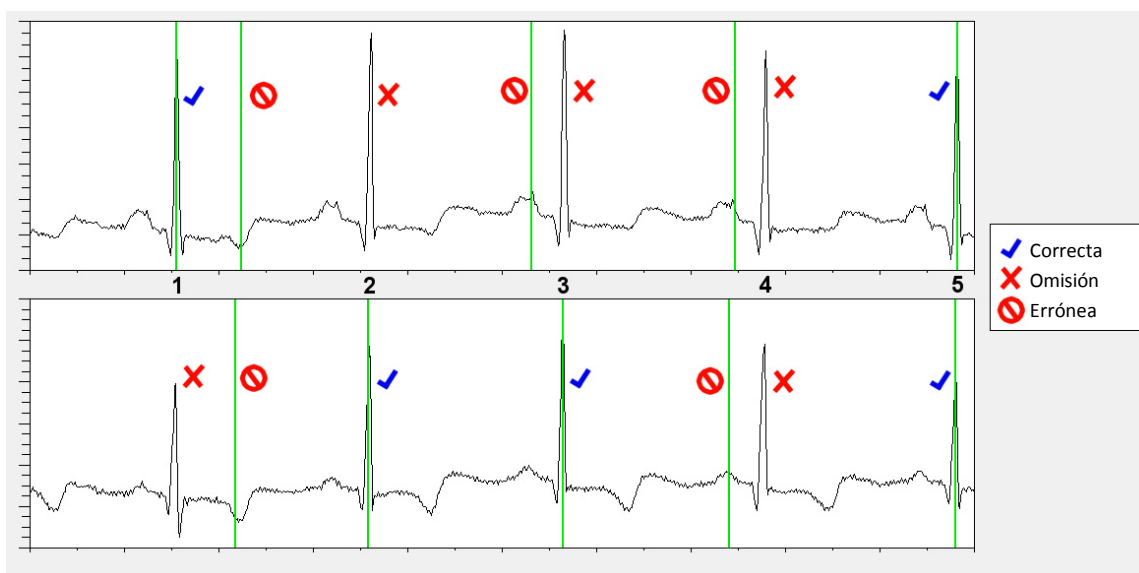


Figura 61. Ejemplo de detecciones según evaluación A.

Para obtener los parámetros globales por señal (probabilidades de correcta detección y de detección errónea, promedio y desviación estándar) se toman en cuenta la suma de los números totales de detecciones, omisiones y falsos positivos de cada derivación. También dentro de los reportes se muestran estos índices por cada derivación para lo cual se efectúan los mismos cálculos pero en cada derivación respectivamente.

Evaluación B

En esta prueba existen consideraciones tanto para las detecciones correctas como para los errores de detección (omisiones y falsos positivos), ya que a diferencia de la evaluación anterior, en esta se establece una interacción entre los resultados de detección de ambas derivaciones. Para el caso de las detecciones correctas, basta con que se efectúe en una sola derivación para que se considere que se detectó en ambas; mientras que en el caso de omisiones y falsos positivos, deben existir en las dos derivaciones simultáneamente para que sean considerados como errores ^[46] (si existe en una sola derivación no se considera el error). En la *Figura 62* se puede ver de forma gráfica los criterios de interacción entre ambas derivaciones para la entrega de resultados.

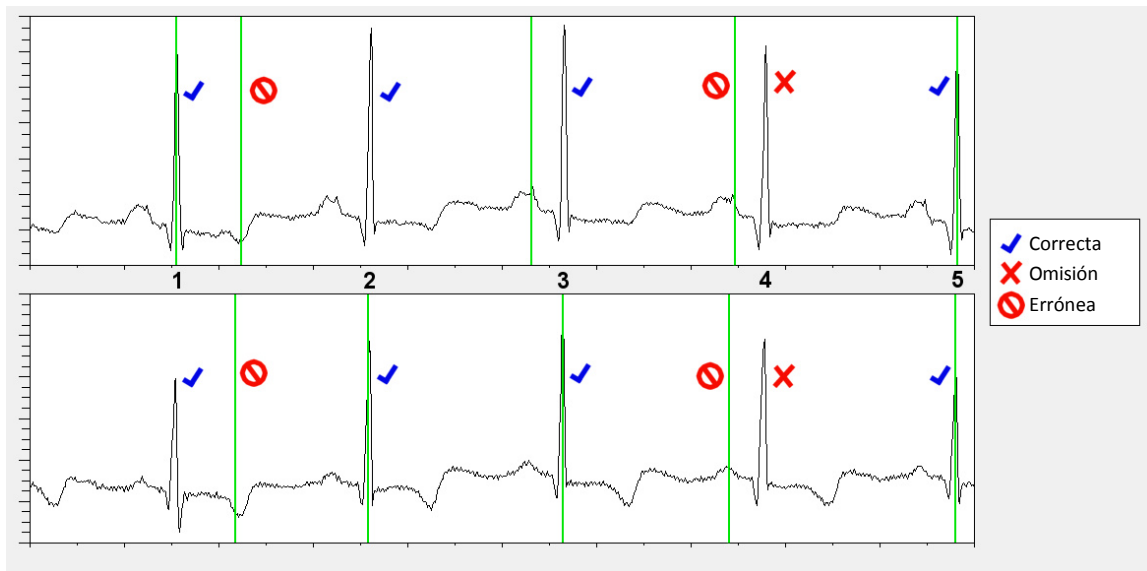


Figura 62. Ejemplo de detecciones según evaluación B.

Para calcular los parámetros globales de cada señal, se realiza un conteo independiente de las detecciones correctas, omisiones y falsos positivos (considerando los criterios anteriormente expuestos), para posteriormente obtener las probabilidades de detección correcta y detección errónea, promedio y desviación estándar.

Evaluación C

Esta última evaluación es un híbrido entre las dos anteriores, ya que utiliza el criterio de la Evaluación B para las detecciones correctas; mientras que usa el criterio de la Evaluación A para los errores (omisiones y falsos positivos). Esto quiere decir, que una detección se considerará correcta en ambas derivaciones si es detectada en al menos una de ellas. En el caso de los errores, cada derivación opera de forma independiente, con la salvedad que cuando en una derivación ocurre una omisión, y en la otra se detecta, se considerará que se detectó en ambas derivaciones, pero a la vez se contabilizará la omisión. Es por eso que esta evaluación es la que entrega los resultados más pesimistas del análisis ^[3]. En la *Figura 63* se ilustra cómo se aplican los criterios de esta evaluación.

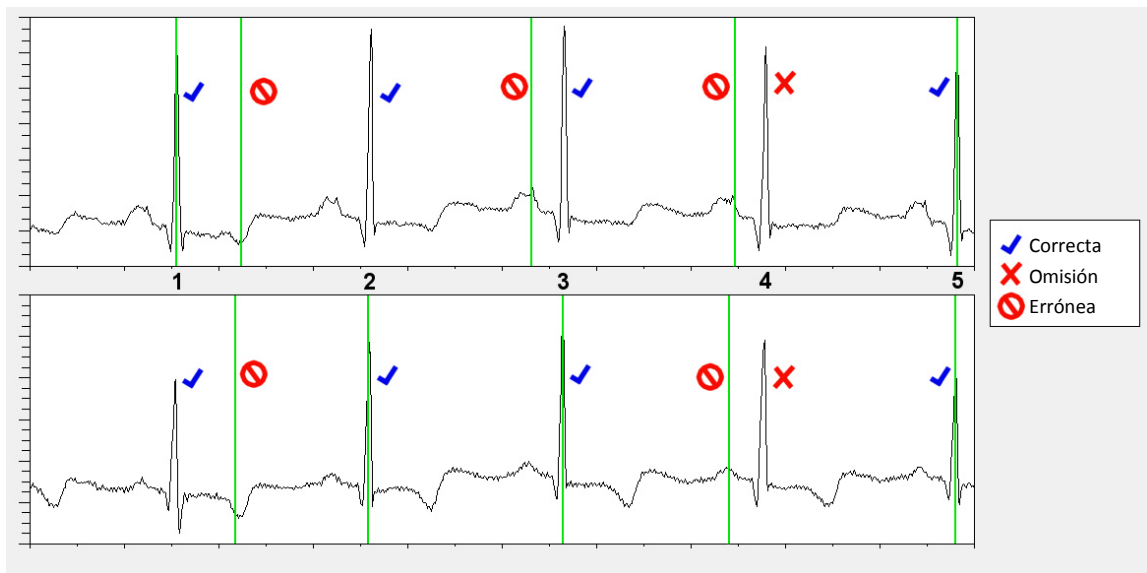


Figura 63. Ejemplo de detecciones según evaluación C.

Capítulo 4

Corrección y optimización de algoritmo

4.1 Recuperación de última detección

Un error frecuente que se percibió en las primeras pruebas fue que se omitía la detección de la última onda R presente en la señal que se analizaba. Este error se clasifica como un problema de borde, puesto que la señal esta pronta a terminar. Dentro del algoritmo detector de ondas R, existe una función anexa que se utiliza para recuperar la primera onda R de la señal, particularmente cuando ésta se presenta muy cerca del inicio de la señal. En base a esta función, se creó otra, pero modificándola para que detectara la última onda R.

Los resultados de esta sencilla implementación pueden verse en la *Tabla 4*, de lo cual es importante mencionar un 100% de efectividad dentro del análisis de las dos bases de datos (considerando la evaluación B), además de no presentar efectos no deseados sobre los resultados. Por otro lado, también es importante destacar que la aplicación de esta función complementaria no influye mayormente en el tiempo de análisis que se emplea en la evaluación.

Base de datos	(a)	(b)	(c)
QT Database	82	45	0
MIT-BIH Arrhythmia Database	48	22	0

Tabla 4. Comparación de resultados entre antes y después de aplicar corrección.

(a) Número de señales utilizadas. (b) Número de señales en que no se detecta última onda R antes de la corrección. (c) Número de señales en que no se detecta onda R después de la corrección.

4.2 Procesamiento por lotes

El algoritmo detector de ondas R inicialmente fue creado para analizar señales de ECG de corta duración. Dentro del mismo se efectúa un cálculo de umbral que se aplica en la detección de ondas R, el cual se basa en una porción de la señal. El problema de esto radica en las señales de larga duración y que no tienen un comportamiento estable, con el consiguiente problema que el umbral calculado no necesariamente sirve para otra porción de señal no considerada, lo que conlleva finalmente a que se omitan detecciones.

Para solucionar este problema, existía la posibilidad de arreglar el algoritmo para que se calcularan varios umbrales, en base a la porción de señal que se estuviese analizando, pero esto resultó ser muy engorroso y poco práctico. Una alternativa sencilla y de fácil implementación resultó el dividir el análisis en una serie de análisis más pequeños. Para ello se divide la señal en partes de cierta cantidad de muestras cada una, y sobre la cual se aplica el análisis del algoritmo detector de ondas R de forma independiente. Finalmente se unen los resultados y así se tiene un proceso más acabado de una señal extensa.

En un principio las partes en que se dividía la señal eran contiguas, pero se presentó el problema que debido a las funciones auxiliares de recuperación de ondas R en los bordes, se empezaron a detectar supuestas ondas R al inicio y final de varias partes, lo que se tradujo en un aumento significativo de falsos positivos. Para solucionar este problema, se tomó la consideración de *solapar* las partes entre sí, de tal forma de realizar una redundancia en la zona donde aparecen estos falsos positivos, ya que en estas condiciones, las detecciones normales (correctas) se presentan dos veces, mientras que los falsos positivos sólo una; de esta forma se eliminan estos últimos manteniendo las detecciones que corresponden. El resultado de este arreglo fue satisfactorio, eliminando el 100% de falsos positivos que aparecieron con la implementación inicial de esta metodología.

Para determinar el tamaño de las partes, se efectuaron pruebas con diversos tamaños de partes, los que se presentan en la *Tabla 5*, en la cual se puede observar que para *QT Database* los mejores resultados se observan con un tamaño de 40.000 muestras por pieza, mientras que en *MIT-BIH Arrhythmia Database* se presentan con un tamaño de pieza de 10.000 muestras. Las cifras presentadas en esta tabla corresponden al análisis sin ninguna consideración, es decir, corresponde a la Evaluación A.

Tamaño (muestras)	QT Database				MIT-BIH Arrhythmia Database			
	Ref.	N _D	N _M	N _F	Ref.	N _D	N _M	N _F
5.000	166.358	165.523	835	1.058	214.036	210.797	3.239	2.910
10.000		165.640	718	1.078		210.952	3.084	2.832
20.000		165.911	447	1.319		210.679	3.357	2.366
40.000		166.107	251	1.346		210.461	3.575	2.525
100.000		165.810	548	1.265		210.378	3.658	2.622
Sin división		166.038	320	1324		210.224	3.812	2.893

Tabla 5. Resultados obtenidos para *QT Database* y *MIT-BIH Arrhythmia Database* utilizando procesamiento por lotes con diversos tamaños de partes.

En vista de los resultados anteriores, se opta por utilizar un tamaño de pieza de 40.000 muestras, ya que como se mencionó anteriormente es el tamaño que mejor se comporta dentro de la *QT Database*, manteniendo un comportamiento regular en la *MIT-BIH Arrhythmia Database*. Por otro lado, según puede verse en la misma tabla, los resultados obtenidos antes de implementar este sistema (la fila *sin división*), los cuales no muestran una gran diferencia con las otras cifras después de implementado el sistema, pero en vista de que reviste una mejora que no interfiere mayormente en el tiempo de proceso, se opta por mantener la implementación.

Capítulo 5

Resultados Finales

5.1 Parámetros utilizados

Para poder interpretar correctamente los resultados de este trabajo es necesario saber en qué consisten cada uno de los parámetros entregados. A continuación se explicarán cada uno de ellos.

Número de detecciones correctas

Esta cifra, designada por N_D , representa una contabilización realizada por el algoritmo evaluador, la que contempla cada detección realizada por el algoritmo de detección de onda R marcada como correcta, es decir, que cumple los requisitos de que tenga asociada una anotación de referencia y que ésta no se encuentre “muy lejos” de la detección. En caso que el algoritmo detecte la totalidad de las ondas R presente en una señal, este número será igual que el número total de anotaciones de referencia de dicha señal.

Número de omisiones

Este número, representado por N_M , es el contador utilizado en la evaluación para registrar cada vez que una anotación de referencia no se puede asociar con una detección del algoritmo, lo que en definitiva es una omisión de una detección que debía realizar el algoritmo (también conocido como falso negativo). También se considera como una omisión si una detección se encuentra “muy lejos” de la anotación de referencia.

Número de detecciones erróneas

Este indicador corresponde al número de detecciones adicionales o falsos positivos que detecta el algoritmo detector de ondas R, es decir, detecciones que no figuran dentro de las anotaciones de referencia. También se contabilizan aquellas detecciones que si bien se les puede asociar una anotación de referencia, éstas se encuentran “muy lejos” de esta marcación. Este contador se designa por N_F .

Número de errores de tolerancia

Este parámetro es referencial, ya que contempla parte del conteo de omisión de detecciones y detecciones erróneas; en efecto, este error indica que existe una detección a la cual se le asocia una anotación de referencia, sin embargo, la diferencia absoluta entre los instantes de tiempo supera un margen máximo establecido (lo que anteriormente se calificó de “muy lejos”).

Probabilidad de detección correcta

Este indicador porcentual que entrega información probabilística sobre el comportamiento del algoritmo para el análisis en curso, entregando en este caso cuán probable es que el algoritmo detecte todas las ondas R presentes en la(s) señal(es) analizada(s); es por ello que para calcular este porcentaje se requiere de los parámetros N_D y N_M , que se utilizan en la siguiente expresión:

$$P_D = \frac{N_D}{N_D + N_M} \times 100\%$$

Tal como se puede apreciar, este indicador se designa por P_D y en el porcentaje resultante se utiliza el redondeo de dos cifras decimales para una mayor precisión.

Probabilidad de detección errónea

Al igual que el indicador anterior, éste también es un parámetro porcentual referencial y conceptualmente es muy parecido, con la diferencia que este se basa en las detecciones erróneas que realiza el algoritmo o falsos positivos (N_F) y las detecciones correctas hechas por el mismo (N_D), entregando así un factor probabilístico que indica cuán posible es que el algoritmo realice detecciones fallidas (falsos positivos). Este porcentaje se calcula en base a la siguiente expresión:

$$P_F = \frac{N_F}{N_F + N_D} \times 100\%$$

Se designa por P_F y al igual que la otra probabilidad, en el porcentaje resultante final se utiliza el redondeo de dos cifras decimales para una mayor precisión.

Desviación estándar

Es un parámetro estadístico basado en las diferencias entre los instantes de tiempo de la anotación de referencia y de la detección hecha por el algoritmo aplicado solamente para las detecciones catalogadas como correctas. Posteriormente se obtiene la desviación estándar de este listado de diferencias ^[47]. Para una correcta interpretación, la diferencia mencionada contempla que es positiva si la detección está a la izquierda (antes) de la anotación de referencia, mientras que si es negativo esta detección se encuentra a la derecha (después). Se utiliza para evaluar la estabilidad del algoritmo

Promedio

Al igual que el parámetro anterior, éste se calcula en base a un listado de las diferencias entre los instantes de tiempo de la anotación de referencia y la detección efectuada por el algoritmo ^[47]. De este listado se obtiene el promedio, con las mismas consideraciones de interpretación utilizadas en la desviación estándar.

5.2 Resultados de base de datos QT

Después de analizar exhaustivamente las 82 señales que se utilizaron de esta base de datos (la base de datos completa contiene 105 señales ^[43]), se recopilaron los resultados para los tres tipos de evaluaciones empleadas, los cuales se muestran en la *Tabla 6*.

Parámetro	Evaluación A	Evaluación B	Evaluación C
Total de latidos utilizados	173.990		
Total de detecciones correctas	173.671	173.972	173.972
Total de omisiones (falsos negativos)	319	18	319
Total de detecciones erróneas (falsos positivos)	1.560	88	1.346
Total de errores de tolerancia	127	2	127
Probabilidad de detección correcta (P_D)	99,82 %	99,99 %	99,85 %
Probabilidad de detección errónea (P_F)	0,89 %	0,05 %	0,89 %
Desviación estándar	7 ms		
Promedio	-20 ms		

Tabla 6. Resultados obtenidos para QT Database.

Las características de las evaluaciones A, B y C se han descrito en el apartado *Tipos de Evaluaciones*, dentro del capítulo 3; de aquí claramente se puede apreciar que la más favorable es la evaluación B, ya que presenta una alta probabilidad de detectar correctamente (muy cercana al 100%), junto con una baja probabilidad de detección errónea (muy cercana al 0%). Los resultados más detallados (por cada señal) pueden observarse en el *Apéndice A*.

Estos resultados contemplan un conteo individual de las detecciones de onda R por cada derivación, en cada una de las 79 señales de esta base de datos. Los parámetros de desviación estándar y promedio (ya explicados anteriormente) para este análisis se interpretan como que el algoritmo detecta “usualmente” 7 ms antes que la anotación de

referencia para el caso de la desviación estándar, mientras que en promedio la detección del algoritmo se sitúa 20 ms después de la anotación de referencia. Por otro lado, en la *Tabla 7* se puede ver el comportamiento del algoritmo respecto del número de señales en que se detecta correctamente.

Criterio	Evaluación A	Evaluación B	Evaluación C
N° señales utilizadas de la base de datos	82		
N° de señales con 100% detección correcta	54	74	74
N° de señales con 0% detección errónea	59	76	59
N° de señales con 100% detección correcta y 0% detección errónea	45	68	56

Tabla 7. Estadísticas respecto del número de señales del análisis de *QT Database*.

De aquí se puede inferir que el número de señales en que existe una total detección de las ondas R (respecto de las anotaciones de referencia) bordean el 67% en el caso más pesimista, mientras que en la evaluación más optimista, la cifra bordea el 90%. En el caso de las detecciones erróneas, se tiene para el caso pesimista que aproximadamente un 72% de las señales no presenta ninguna detección anómala, mientras que esta cifra aumenta a 92% para el caso optimista. Finalmente el número de señales en que se detecta correctamente en su totalidad sin presentar detecciones erróneas se aproxima al 55% en el peor de los casos, en cambio, esta cifra cambia a un 83% en el caso optimista.

5.3 Resultados de base de datos *MIT-BIH Arrhythmia*

En esta base de datos, a diferencia de la anterior, se utilizan las 48 señales que la componen en su totalidad ^[44], las que han sido utilizadas en el análisis y evaluación del algoritmo de detección de onda R. Al igual que en la base de datos *QT*, los resultados están hechos en base a las tres evaluaciones que ya han sido explicadas anteriormente; estos pueden observarse en la *Tabla 8*

Parámetro	Evaluación A	Evaluación B	Evaluación C
Total de latidos utilizados	218.988		
Total de detecciones correctas	215.408	218.820	218.820
Total de omisiones (falsos negativos)	3.580	168	3.580
Total de detecciones erróneas (falsos positivos)	2.525	458	2.525
Total de errores de tolerancia	963	14	963
Probabilidad de detección correcta (P_D)	98,37 %	99,92 %	98,39 %
Probabilidad de detección errónea (P_F)	1,16 %	0,21 %	1,14 %
Desviación estándar	10 ms		
Promedio	-2 ms		

Tabla 8. Resultados obtenidos para *MIT-BIH Arrhythmia Database*.

Al igual que las pruebas realizadas en la base de datos anterior, se puede visualizar que la evaluación más favorable es la evaluación B, en la cual se presenta una probabilidad de detección correcta sobre el 99%, mientras que la probabilidad de detección errónea bordea el 0,2%. Los resultados más detallados (por cada señal) para esta base de datos, puede observarse en el *Apéndice B*.

Los parámetros estadísticos entregados en los resultados indican que para el caso de la desviación estándar, el algoritmo detecta “usualmente” 10 ms antes que la anotación de referencia respectiva; por otro lado, el promedio de detección del algoritmo muestra que ésta se realiza 2 ms después que la anotación de referencia. En la *Tabla 9* se

puede observar los resultados para esta base de datos, vista desde el punto de vista de número de señales en que se detecta correctamente.

Criterio	Evaluación A	Evaluación B	Evaluación C
N° señales utilizadas de la base de datos	48		
N° de señales con 100% detección correcta	3	31	31
N° de señales con 0% detección errónea	12	36	12
N° de señales con 100% detección correcta y 0% detección errónea	2	26	11

Tabla 9. Estadísticas respecto del número de señales del análisis de *MIT-BIH Arrhythmia Database*.

Los resultados mostrados, indican que para la evaluación A se presenta el caso más pesimista, con un 8,3% de señales en que se logra detectar la totalidad de las ondas R (respecto de las anotaciones de referencia), y un 25% de señales en que no existen detecciones erróneas (falsos positivos); por otro lado, en el caso de la evaluación B se observan los resultados más optimistas, con casi un 65% de las señales en que existe una total detección de las ondas R, mientras que un 75% de las señales no presenta ninguna detección errónea. Por último, un 4,2% de las señales presenta una total detección de ondas R sin presentar detecciones erróneas en la evaluación más pesimista, en cambio, para el caso optimista, esta cifra aumenta a 54,2%.

5.4 Comparación de resultados

Si bien las dos bases de datos utilizadas contienen señales de ECG obtenidas de pacientes reales, se puede apreciar claramente (observando los resultados mostrados anteriormente) que los resultados entre estas dos bases de datos tienen una importante diferencia, que se puede observar en las tablas que se muestran a continuación.

En la *Tabla 10* se muestran los resultados obtenidos del análisis, con las consideraciones realizadas para la evaluación A. Aquí puede observarse que las dos bases de datos tienen un comportamiento similar, tanto en la probabilidad de detección correcta como en la de detección errónea.

Parámetro	QT Database	MIT-BIH Arrhythmia Database
Número de señales utilizadas	82	48
Probabilidad de detección correcta	99,82%	98,37%
Probabilidad de detección errónea	0,89%	1,16%

Tabla 10. Comparación de resultados en base a evaluación A.

Por otra parte, en la *Tabla 11* se muestran los resultados en base a las consideraciones de la evaluación B. En este caso más optimista, la diferencia en los parámetros de probabilidad de detección correcta y de detección errónea entre ambas bases de datos se estrecha, en comparación con los resultados con la evaluación A.

Parámetro	QT Database	MIT-BIH Arrhythmia Database
Número de señales utilizadas	82	48
Probabilidad de detección correcta	99,99%	99,92%
Probabilidad de detección errónea	0,05%	0,21%

Tabla 11. Comparación de resultados en base a evaluación B.

En el caso de la evaluación C, cuya comparación de resultados puede observarse en la *Tabla 12*, se aprecia una diferencia de 1,5% para el caso de la probabilidad de detección correcta, mientras que para el caso de la probabilidad de detección errónea, la diferencia es de caso 0,4%.

Parámetro	QT Database	MIT-BIH Arrhythmia Database
Número de señales utilizadas	82	48
Probabilidad de detección correcta	99,85%	98,39%
Probabilidad de detección errónea	0,89%	1,14%

Tabla 12. Comparación de resultados en base a evaluación C.

En definitiva, se puede concluir que los mejores resultados están presentes en la base de datos *QT*, aunque hay que tener en consideración que la base de datos *MIT-BIH Arrhythmia* cuenta con señales con más distorsiones y perturbaciones, que a su vez afectan en el desempeño del algoritmo.

Capítulo 6

Conclusiones

En este trabajo se presentó la evaluación y optimización de un algoritmo simple de detección de onda R. Este algoritmo se basa en el cálculo de un indicador auxiliar a partir de las propiedades de amplitud y curvatura de una parábola. Para su evaluación se han utilizado dos bases de datos de *Physionet: QT* y *MIT-BIH Arrhythmia*.

Una de las ventajas de este algoritmo de detección de onda R en un electrocardiograma es que cuenta con una sencilla estructura, lo que en consecuencia hace fácil su implementación. Otra ventaja de este algoritmo es que el indicador utilizado es robusto frente a diversas morfologías de ECG, mostrando un comportamiento estable. Según los resultados obtenidos, el algoritmo tiene un comportamiento estable y con indicadores probabilísticos cercanos al 100%. Los errores de tolerancia obtenidos se encuentran dentro de los aceptados por los expertos.

Dentro de las desventajas, se tiene que se requiere de una onda R puntiaguda (de gran amplitud y ancho reducido) para que el indicador funcione eficazmente, y dentro de este mismo marco, también se presenta la falencia de que cuando existen ondas Q y S con morfología similar a la onda R se presentan falsos positivos o que la detección no sea en la onda R como tal

La evaluación ha sido llevada a cabo utilizando un algoritmo auxiliar que ejecuta el primer algoritmo, para luego comparar los resultados con bases de datos estándares de libre disposición. Si bien no existe un criterio estándar en la evaluación de un algoritmo de

detección de onda R, se utilizan ciertas aproximaciones que representan la mayoría de las situaciones.

Tal como se mencionó anteriormente, en esta validación se han utilizados dos bases de datos, *QT Database* y *MIT-BIH Arrhythmia Database*, de lo cual se puede observar en los resultados, que en la primera de ellas se presenta un comportamiento más favorable en comparación al de la segunda. Sin embargo, ambas presentan resultados muy buenos si se considera la sencillez de este algoritmo. Esta diferencia se presenta principalmente porque en la base de datos *MIT-BIH Arrhythmia* existen más señales con comportamiento irregular y morfologías extrañas, además de artefactos provocados principalmente por el movimiento de los electrodos, lo que en definitiva provoca que el algoritmo detecte en cualquier lugar. También se presentan algunas señales en que la amplitud de la onda R es muy baja.

Por otro lado, la herramienta utilizada en este análisis y evaluación, SciLab, posee poderosas utilidades que permiten realizar algoritmos flexibles y que no requieren de mucho procesamiento, ya que el tiempo empleado en analizar la totalidad de ambas bases de datos no superó los 60 minutos utilizando un computador convencional.

Las correcciones realizadas al algoritmo fueron mínimas, pero efectivas, ya que según se puede ver en el apartado de *correcciones* la efectividad en la detección de ondas R se incrementó considerablemente. A pesar de que el comportamiento en cuanto a resultados en ambas bases de datos difieren respecto del tamaño de partes para el procesamiento por lotes, se opta por escoger el que tiene mejor desempeño en la base de datos *QT*, pues con ese mismo tamaño los resultados obtenidos en la base de datos *MIT-BIH Arrhythmia* también presentan buenos resultados.

Este trabajo realizado tiene una gran importancia ya que se ha comprobado el buen rendimiento de este algoritmo, que a su vez se enmarca en una línea de investigación más amplia. En efecto, la detección fiable de la onda R con el algoritmo

evaluado en este trabajo servirá para calcular automáticamente distintos intervalos del ECG con el fin de analizar sus dinámicas y relacionarlas a dinámicas que ocurren a nivel celular. El buen rendimiento alcanzado por este algoritmo hace posible que pueda ser utilizable en señales de larga duración, fuertemente no estacionarias y de pacientes afectados de variadas patologías.

Finalmente, es importante mencionar que en base a los resultados de este trabajo se realizó un paper, el cual fue expuesto en las *Segundas Jornadas Chilenas de Ingeniería Biomédica*, llevadas a cabo en el mes de octubre de 2009 en Viña del Mar, donde se obtuvo el tercer lugar en el marco del concurso de papers de trabajos de pregrado. Lo anterior también se complementa con el hecho de que dicho paper será publicado en una edición especial de la revista CTH CHILE (ISSN 0718-7696).

Referencias

- [1] **G. Gandelman.** *"Enciclopedia Médica: Electrocardiograma (ECG)".*
<http://www.nlm.nih.gov/medlineplus/spanish/ency/article/003868.htm>
- [2] **B. Köhler, C. Hennig, R. Orglmeister.** *"The Principles of Software QRS Detection".* 2002
- [3] **F. Chacón, A. Illanes.** *"Evaluación de un algoritmo simple de detección de onda R con bases de datos estándares".* 2009
- [4] **F. Magdaleno.** *"Electrocardiograma".* 2007
- [5] **A. Guyton.** *"Tratado de Fisiología Médica".* 2006
- [6] **R. Garrido.** *"Curso de Electrocardiograma".* 2004
<http://www.galeon.com/medicinadeportiva1/01CURSOECG1.htm>
- [7] **University of Virginia.** *"Los Trastornos Vasculares".* 2008
http://www.healthsystem.virginia.edu/uvahealth/peds_cardiac_sp/ekqecq.cfm
- [8] **J. González.** *"Tutorial de Electrocardiograma".*
- [9] **D. Jenkins.** *"A (not so) brief story of electrocardiography".* 1996
<http://www.ecglibrary.com/ecghist.html>
- [10] **Wikipedia.** *"Electrocardiograma".* 2008
<http://es.wikipedia.org/wiki/Electrocardiograma>
- [11] **Wikipedia.** *"Complejo QRS".* 2009
http://es.wikipedia.org/wiki/Complejo_QRS
- [12] **Portugal, E.** *"Fundamentos de Electrocardiografía".* 2008
- [13] **M. Silverman, C. Upshaw, H. Lange.** *"Woldemar Mobitz and His 1924 Classification of Second-Degree Atrioventricular Block".* 2004
- [14] **C. Zywiets.** *"A Brief History of Electrocardiography".* 2003
- [15] **G. Baule, R. McFee.** *"Detection of the magnetic field of the heart".* 1963
- [16] **P. Lees, C. Chronaki, F. Chiarugi.** *"Standards and Interoperability in Digital Electrocardiography. The OpenECG Project".* 2004
- [17] **W.J. Tompkins, V. Afonso.** *"Biomedical Digital Signal Processing".* 1993
- [18] **M. Simson, P. Macfarlane.** *"The signal-averaged electrocardiogram".* New York: Pergamon Press, 1989, pp. 1199-1218.
- [19] **L. Sörnmo, P. Laguna.** *"Electrocardiogram (ECG) Signal Processing".* 2006

- [20] **C. Alvarado.** *"Análisis de la variabilidad de intervalos de tiempo del ECG"*. Tesis Universidad Politécnica de Cataluña.
- [21] **R.A. Balda.** *"Trends in Computer-Processed Electrocardiograms"*. Amsterdam: North Holland, 1977, pp. 197-205.
- [22] **M. Okada.** *"A digital filter for the QRS complex detection"*. IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 26, pp. 700-703, Dec. 1979.
- [23] **Y. Sun, S. Suppappola, T.A. Wrublewski.** *"Microcontroller-based real-time QRS detection"*. Biomed. Instrum. Technol., vol. 26, no. 6, pp. 477-484, 1992.
- [24] **S. Suppappola, Y. Sun.** *"Nonlinear transforms of ECG signals for digital QRS detection: A quantitative analysis"*. IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 41, pp. 397-400, 1994.
- [25] **P.S. Hamilton, W.J. Tompkins.** *"Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database"*. IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 33, pp. 1157-1165, 1986.
- [26] **J. Pan, W.J. Tompkins.** *"A real-time QRS detection algorithm"*. IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 32, pp. 230-236, 1985.
- [27] **Z. Dokur, T. Olmez, E. Yazgan, O.K. Ersoy.** *"Detection of ECG waveforms by neural networks"*. Med. Eng. Phys., vol. 19, no. 8, pp. 738-741, 1997.
- [28] **B.C. Yu, S. Liu, M. Lee, C.Y. Chen, B.N. Chiang.** *"A nonlinear digital filter for cardiac QRS complex detection"*. J. Clin. Eng., vol. 10, pp. 193-201, 1985.
- [29] **C.S. Burrus, R.A. Gopinath, H. Guo.** *"Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms"*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1998.
- [30] **G. Strang, T. Nguyen.** *"Wavelets and Filter Banks"*. Cambridge, MA: Wellesley-Cambridge Press, 1996.
- [31] **S. Mallat, W.L. Hwang.** *"Singularity detection and processing with wavelets"*. IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 38, pp. 617-643, 1992.
- [32] **C. Li, C. Zheng, C. Tai.** *"Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms"*. IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 42, pp. 21-28, 1995.
- [33] **H.H. Bothe.** *"Neuro-Fuzzy-Methoden"*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1997.
- [34] **C.M. Bishop, G. Hinton.** *"Neural Networks for Pattern Recognition"*. New York: Clarendon Press, 1995.
- [35] **S. Haykin.** *"Neural Networks"*. Comprehensive Foundation, 2nd ed. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1999.
- [36] **M.G. Strintzis, G. Stalidis, X. Magnisalis, N. Maglaveras.** *"Use of neural networks for electrocardiogram (ECG) feature extraction, recognition and classification"*. Neural Netw. World, vol. 3, no. 4, pp. 313-327, 1992.

- [37] **A. Illanes, Q. Zhang.** *"An algorithm for QRS onset and offset detection in single lead electrocardiogram records"*. 2007
- [38] **M. Estévez.** *"Aspectos técnicos básicos vinculados al estudio de la VRC"*. 2006
- [39] **F. López.** *"El Shell Bash"*.
- [40] **INRIA.** *"Scilab Consortium"*.
<http://www.scilab.org>
- [41] **The Mathworks, Inc.** *"MATLAB & Simulink Technical Computing"*.
<http://www.mathworks.com>
- [42] **A.L. Goldberger, L.A.N. Amaral, L. Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng CK, Stanley HE.** *"PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals"*. 2000
<http://www.physionet.org>
- [43] **P. Laguna, R.G. Mark, A. Goldberger, G.B. Moody.** *"A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG"*. In Proc. Computers in Cardiology.
- [44] **G.B. Moody, R.G. Mark.** *"The MIT-BIH arrhythmia database on CD-ROM and software for use with it"*. Computers in Cardiology. IEEE Computer Society Press, 1990, pp. 185-188.
- [45] **A. Alfonso, C. Valero.** *"Fundamentos de SciLab y Aplicaciones"*. 2004
- [46] **R. Jané, A. Blasi, J. Garcia, P. Laguna.** *"Evaluation of an automatic threshold based detector of waveform limits in holter ECG with the QT database"*. Computers in Cardiology, IEEE Computer Society 24, 2007, pp. 295–298.
- [47] **A. Illanes, Q. Zhang, C. Medigue, Y. Papelier, M. Sorine.** *"Multi-lead T wave end detection based on hypothesis testing"*. 2006

Apéndice A

Resultados para base de datos QT

Señal	Ref	N _D	N _M	N _F	σ (ms)	\bar{x} (ms)
sel100	2.268	2.268	0	0	4	0
sel102	2.176	2.148	28	25	54	-4
sel103	2.096	2.096	0	0	2	-4
sel104	2.218	2.164	54	53	12	0
sel114	1.724	1.723	1	0	11	-8
sel116	2.370	2.370	0	2	5	-4
sel117	1.532	1.532	0	0	8	-12
sel123	1.512	1.510	2	0	11	-8
sel14046	2.520	2.517	3	0	8	-12
sel14157	2.162	2.155	7	0	6	-8
sel14172	1.326	1.326	0	0	5	0
sel15814	2.072	2.024	48	3	12	-12
sel16265	2.062	2.062	0	0	5	-12
sel16272	1.702	1.702	0	0	8	-20
sel16273	2.224	2.224	0	0	6	-16
sel16420	2.126	2.126	0	0	6	-20
sel16483	2.174	2.174	0	0	14	-24
sel16539	1.844	1.844	0	0	6	-8
sel16773	2.016	2.016	0	0	6	-16
sel16786	1.850	1.850	0	0	5	-8
sel16795	1.522	1.522	0	0	11	-20
sel17152	3.256	3.256	0	0	7	-16
sel17453	2.094	2.094	0	0	9	-4
sel213	3.284	3.281	3	0	12	0
sel221	2.494	2.489	5	210	11	-4
sel223	2.618	2.610	8	0	9	-8
sel230	2.154	2.154	0	0	11	-8

sel231	1.464	1.453	11	112	17	-4
sel232	1.730	1.730	0	8	9	-8
sel233	3.066	3.051	15	1	17	-8
sel301	2.702	2.697	5	7	3	8
sel302	3.000	2.997	3	3	5	4
sel306	2.080	2.080	0	0	5	4
sel307	1.706	1.705	1	1	8	4
sel308	2.588	2.514	74	15	35	-12
sel310	4.024	4.012	12	1	4	8
sel803	2.052	2.052	0	0	14	-32
sel808	1.806	1.806	0	0	12	-18
sel811	1.408	1.408	0	0	6	-12
sel820	2.318	2.318	0	0	11	-18
sel821	3.114	3.114	0	0	5	-12
sel840	2.360	2.360	0	0	13	-36
sel847	1.602	1.602	0	0	6	-20
sel853	2.226	2.225	1	0	8	-24
sel871	1.834	1.834	0	0	12	-16
sel872	1.980	1.980	0	0	14	-36
sel873	1.718	1.718	0	0	10	-20
sel883	1.784	1.784	0	2	5	-24
sel891	2.534	2.534	0	6	17	-24
sele0104	1.608	1.608	0	0	7	-32
sele0106	1.792	1.792	0	0	5	-60
sele0107	1.624	1.624	0	1	3	-28
sele0110	1.744	1.744	0	0	8	-28
sele0111	1.814	1.814	0	0	12	-28
sele0112	1.368	1.368	0	0	8	-32
sele0114	1.398	1.397	1	0	3	-28
sele0116	1.116	1.109	7	1.089	15	-76
sele0121	2.872	2.865	7	1	11	-52
sele0122	2.830	2.828	2	0	12	-58
sele0124	2.242	2.242	0	0	12	-52
sele0126	1.890	1.890	0	1	4	-52
sele0129	1.342	1.330	12	13	18	-68
sele0133	1.680	1.680	0	0	12	-76

sele0136	1.618	1.618	0	0	8	-58
sele0166	1.626	1.626	0	0	10	-66
sele0170	1.794	1.794	0	0	2	-52
sele0203	2.492	2.492	0	1	3	-28
sele0210	2.126	2.126	0	0	3	-52
sele0211	3.150	3.150	0	0	4	-60
sele0303	2.090	2.090	0	0	3	-32
sele0405	2.432	2.432	0	0	5	-52
sele0406	1.918	1.918	0	0	5	-52
sele0409	3.474	3.474	0	0	2	-52
sele0411	2.404	2.404	0	1	4	-56
sele0509	2.056	2.056	0	0	4	-48
sele0603	1.740	1.738	2	0	9	-24
sele0604	2.062	2.061	1	0	9	-28
sele0606	2.884	2.883	1	0	20	-32
sele0607	2.368	2.368	0	0	7	-20
sele0609	2.254	2.252	2	0	7	-48
sele0612	1.502	1.502	0	2	3	-56
sele0704	2.188	2.185	3	0	12	-48
TOTAL	173.990	173.671	319	1.560	7	-20

Señal: Nombre de la señal utilizada.

Ref: Cantidad de anotaciones de referencia utilizados.

N_D : Detecciones correctas.

N_M : Detecciones omitidas con respecto a la referencia.

N_F : Falsos positivos (detecciones que no figuran en la referencia).

σ : Desviación estándar de las diferencias entre los instantes de tiempo de la anotación de referencia y de la respectiva detección efectuada por el algoritmo (para detecciones consideradas como correctas).

\bar{x} : Promedio de las diferencias entre los instantes de tiempo de la anotación de referencia y de la respectiva detección efectuada por el algoritmo (para detecciones consideradas como correctas).

*Apéndice B***Resultados para base de datos MIT-BIH**

Señal	Ref	N _D	N _M	N _F	σ (ms)	\bar{x} (ms)
100	4.546	4.543	3	0	4	0
101	3.730	3.612	118	120	8	-2
102	4.374	4.280	94	37	54	-2
103	4.168	4.027	141	111	6	-5
104	4.458	4.288	170	176	15	0
105	5.144	5.046	98	114	10	0
106	4.054	3.989	65	164	15	-8
107	4.274	4.271	3	2	52	-2
108	3.526	3.430	96	69	24	13
109	5.064	5.054	10	0	6	0
111	4.248	4.243	5	3	20	30
112	5.078	5.076	2	1	18	-8
113	3.590	3.590	0	0	4	-2
114	3.758	3.756	2	1	12	-5
115	3.906	3.875	31	7	8	-2
116	4.824	4.802	22	4	5	-2
117	3.070	3.070	0	0	7	8
118	4.556	4.552	4	0	10	-8
119	3.974	3.974	0	125	9	-5
121	3.726	3.723	3	2	10	8
122	4.952	4.947	5	0	9	-5
123	3.036	3.030	6	0	10	-5
124	3.238	3.229	9	6	16	0
200	5.202	4.540	662	322	18	-8
201	3.926	3.913	13	10	13	-2
202	4.272	4.265	7	3	8	-2
203	5.960	5.688	272	168	12	-5
205	5.312	5.279	33	1	5	-2

207	3.720	3.687	33	316	12	0
208	5.910	5.295	615	166	19	-2
209	6.010	5.872	138	100	11	-5
210	5.300	5.148	152	21	7	-5
212	5.496	4.993	503	12	27	-5
213	6.502	6.493	9	0	12	-2
214	4.524	4.487	37	5	11	-5
215	6.726	6.710	16	6	6	-8
217	4.416	4.392	24	2	17	0
219	4.308	4.305	3	0	6	-5
220	4.096	4.092	4	0	8	-13
221	4.854	4.831	23	233	10	-5
222	4.966	4.965	1	19	3	0
223	5.210	5.164	46	5	9	-8
228	4.106	4.095	9	25	19	0
230	4.512	4.511	1	0	12	-8
231	3.142	3.093	49	130	17	-2
232	3.560	3.558	2	36	9	-6
233	6.158	6.127	31	1	16	-5
234	5.506	5.496	10	0	4	-5
TOTAL	218.988	215.408	3.580	2.525	10	-2

Señal: Nombre de la señal utilizada.

Ref: Cantidad de anotaciones de referencia utilizados.

N_D : Detecciones correctas.

N_M : Detecciones omitidas con respecto a la referencia.

N_F : Falsos positivos (detecciones que no figuran en la referencia).

σ : Desviación estándar de las diferencias entre los instantes de tiempo de la anotación de referencia y de la respectiva detección efectuada por el algoritmo (para detecciones consideradas correctas).

\bar{x} : Promedio de las diferencias entre los instantes de tiempo de la anotación de referencia y de la respectiva detección efectuada por el algoritmo (para detecciones consideradas correctas).