

Clasificación de Arritmias Cardíacas usando Transformada Wavelet

MAURICIO OROZCO ALZATE

Universidad Central "Marta Abreu"
de Las Villas – Santa Clara, Cuba

Universidad Nacional de Colombia
Sede Manizales



Centro de Estudios de Electrónica y Tecnologías
de la Información

Grupo Control y Procesamiento Digital de
Señales



CONTENIDO

- Introducción
- Sistema Desarrollado
- Condiciones de Prueba
- Resultados
- Conclusiones
- Trabajo Futuro



INTRODUCCIÓN

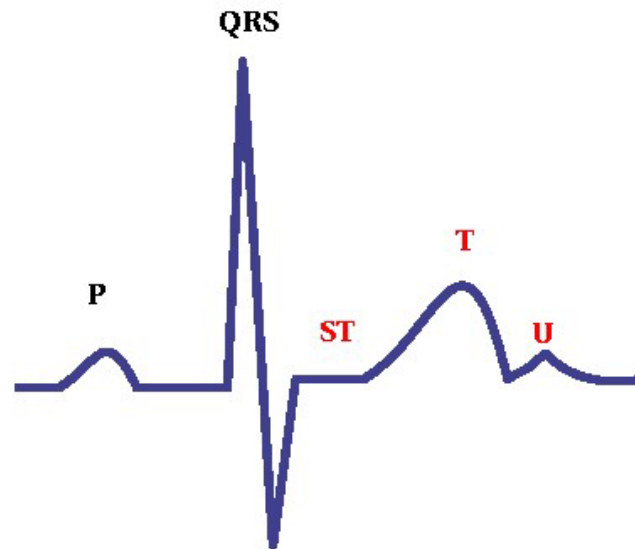
Caracterización de señales de ECG - parámetros que proporcionen información sobre el estado fisiológico del paciente. Está orientada al diagnóstico.

Señales de ECG: No estacionarias, requieren análisis no paramétrico en la extracción de la información.

Transformada Wavelet (WT): Herramienta de análisis no estacionario y localización conjunta tiempo-frecuencia.



Ondas Componentes del ECG



P : despolarización auricular

QRS : despolarización ventricular

T : repolarización ventricular



Análisis *Wavelet*: Ventajas

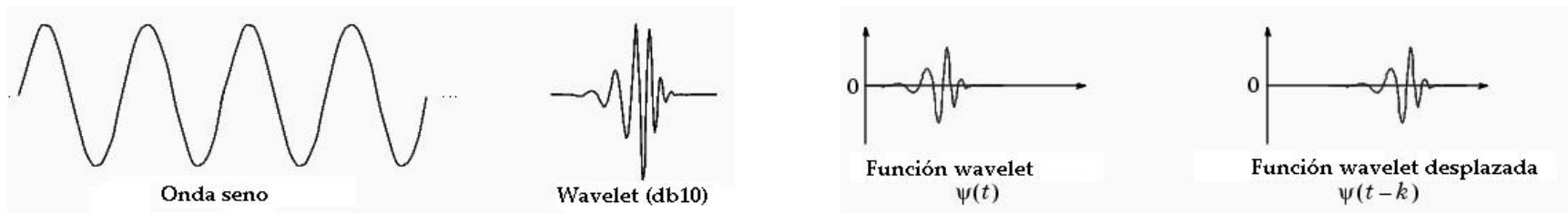
- Disminución de ruido (*denoising*)
- Invariabilidad respecto a la frecuencia de muestreo
- Extracción de parámetros mediante coeficientes útiles en:

- Caracterización
- Clasificación
- Compresión
- Transmisión de señales



Transformada *Wavelet*

Técnica de análisis no paramétrico con localización de eventos tanto en tiempo como en frecuencia.



El análisis *wavelet* adopta una función *madre*. El análisis temporal lo realiza una versión contraída y de alta frecuencia de la función *madre*; mientras el análisis frecuencial lo realiza una versión dilatada y de baja frecuencia de la misma.

WT:

$$C(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}^*(t) dt$$

donde $\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$

a (escala) y b (traslación) pueden ser variados en forma continua (CWT) o discreta (DWT)

$$a, b \in \mathcal{R} \text{ con } a \neq 0$$

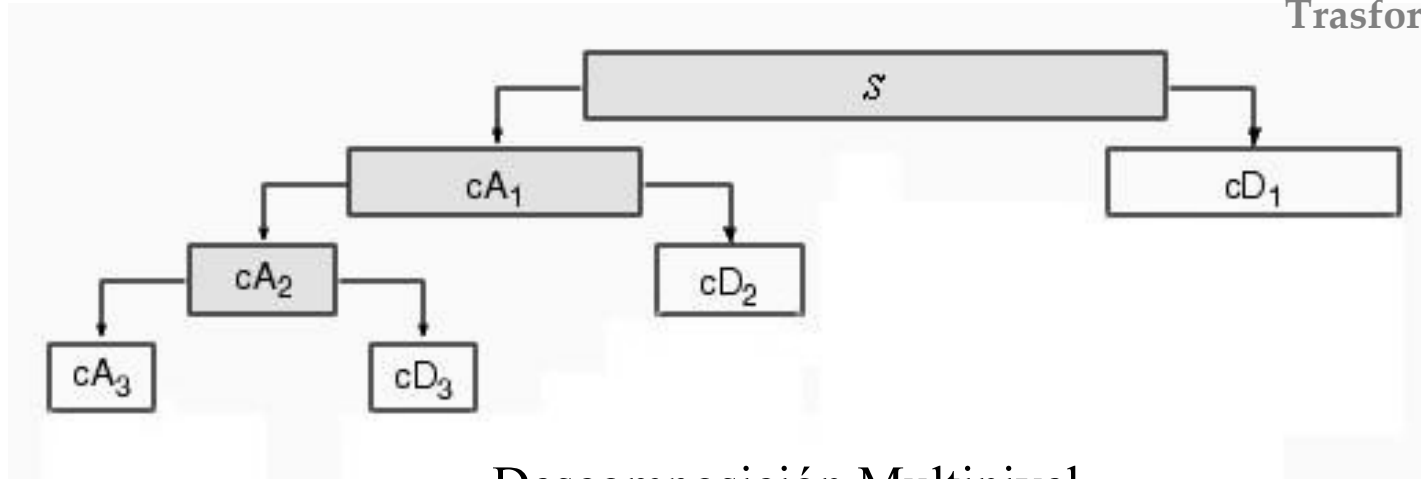
$$a = a_o^m, b = nb_o a_o^m \text{ con } m, n \in \mathcal{Z}$$

$$a_o > 1, b_o > 0 \text{ fijos}$$

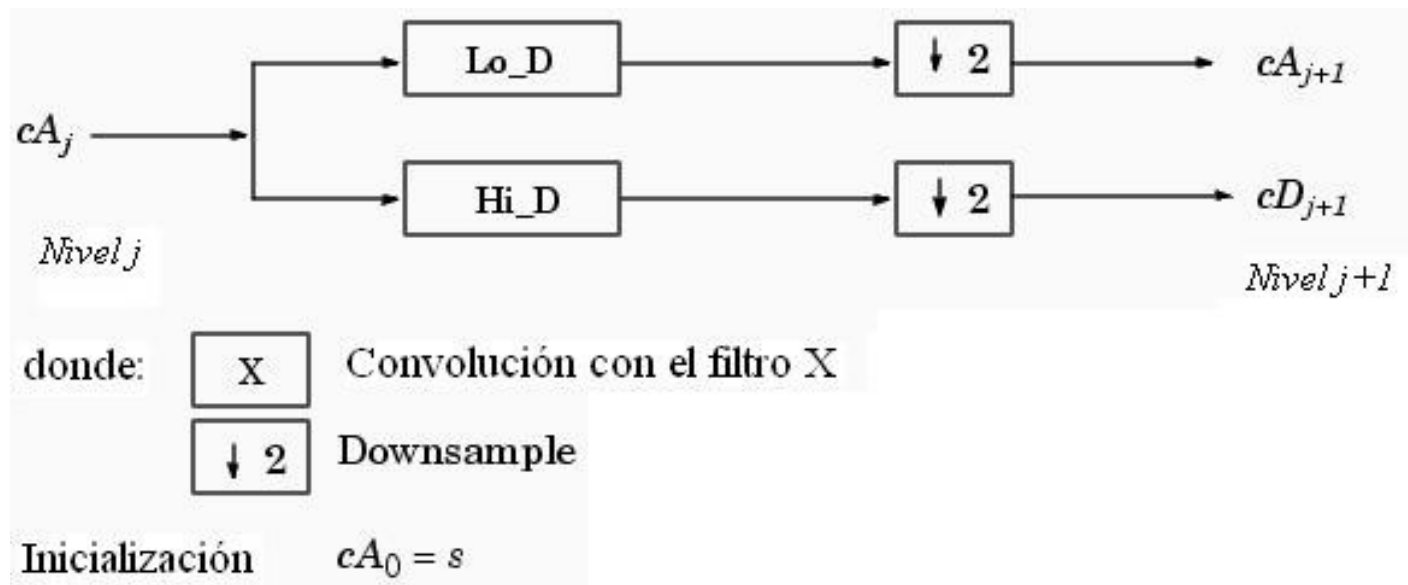
Transformada Rápida *Wavelet* (FWT)

DWT con el caso $a_0 = 2$, consiste en la producción de dos conjuntos de coeficientes: *coeficientes de aproximación* CA_{j+1} , y *coeficientes de detalle* CD_{j+1} ; a partir de la convolución de los coeficientes CA_j con el filtro pasa bajas Lo_D (aproximación) y el filtro pasa altas Hi_D (detalles), seguido por una decimación *diádica*.

La *DWT* multinivel emplea $j+1$ niveles de descomposición. Con $CA_0 \rightarrow$ señal

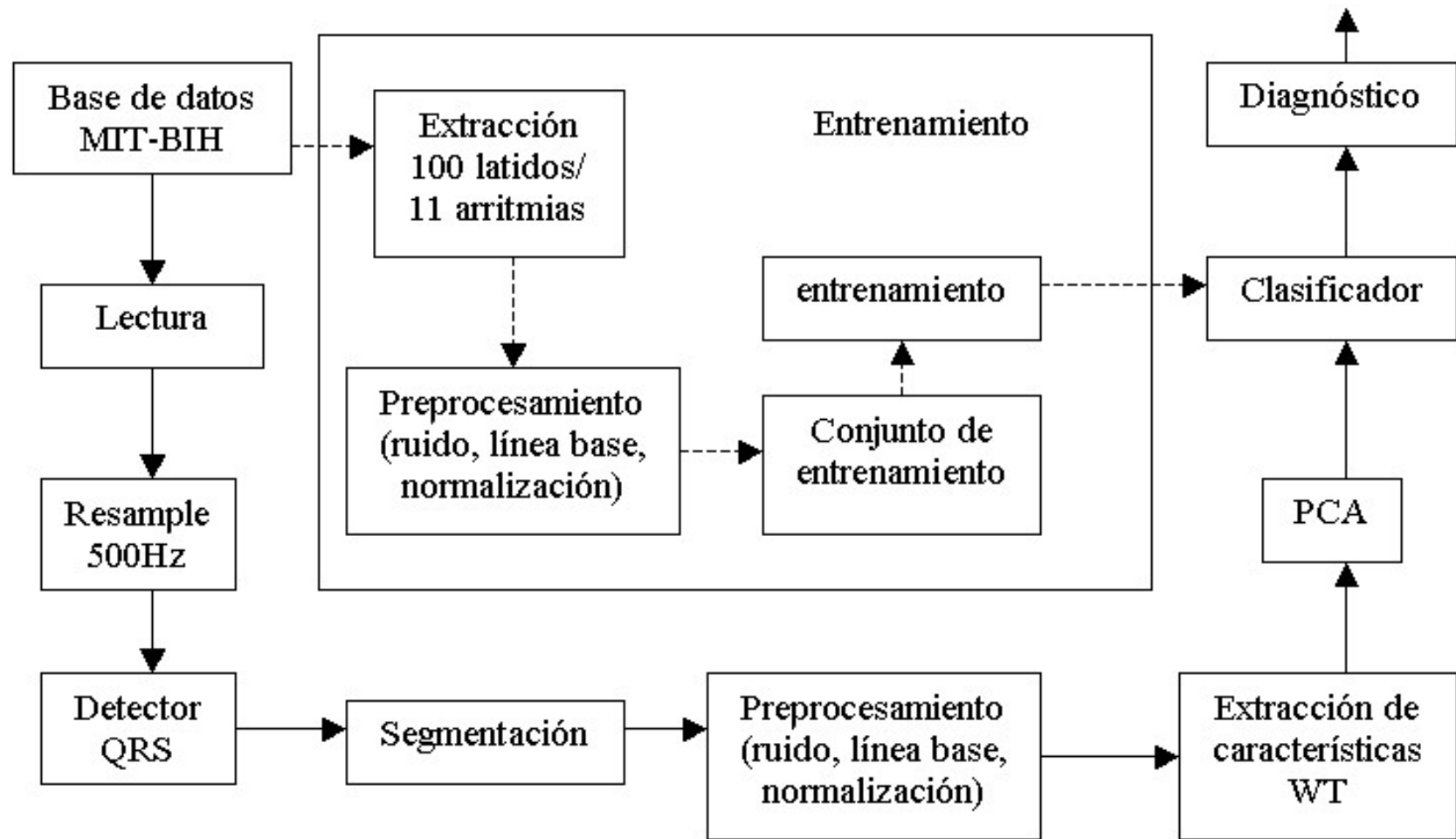


Descomposición Multinivel

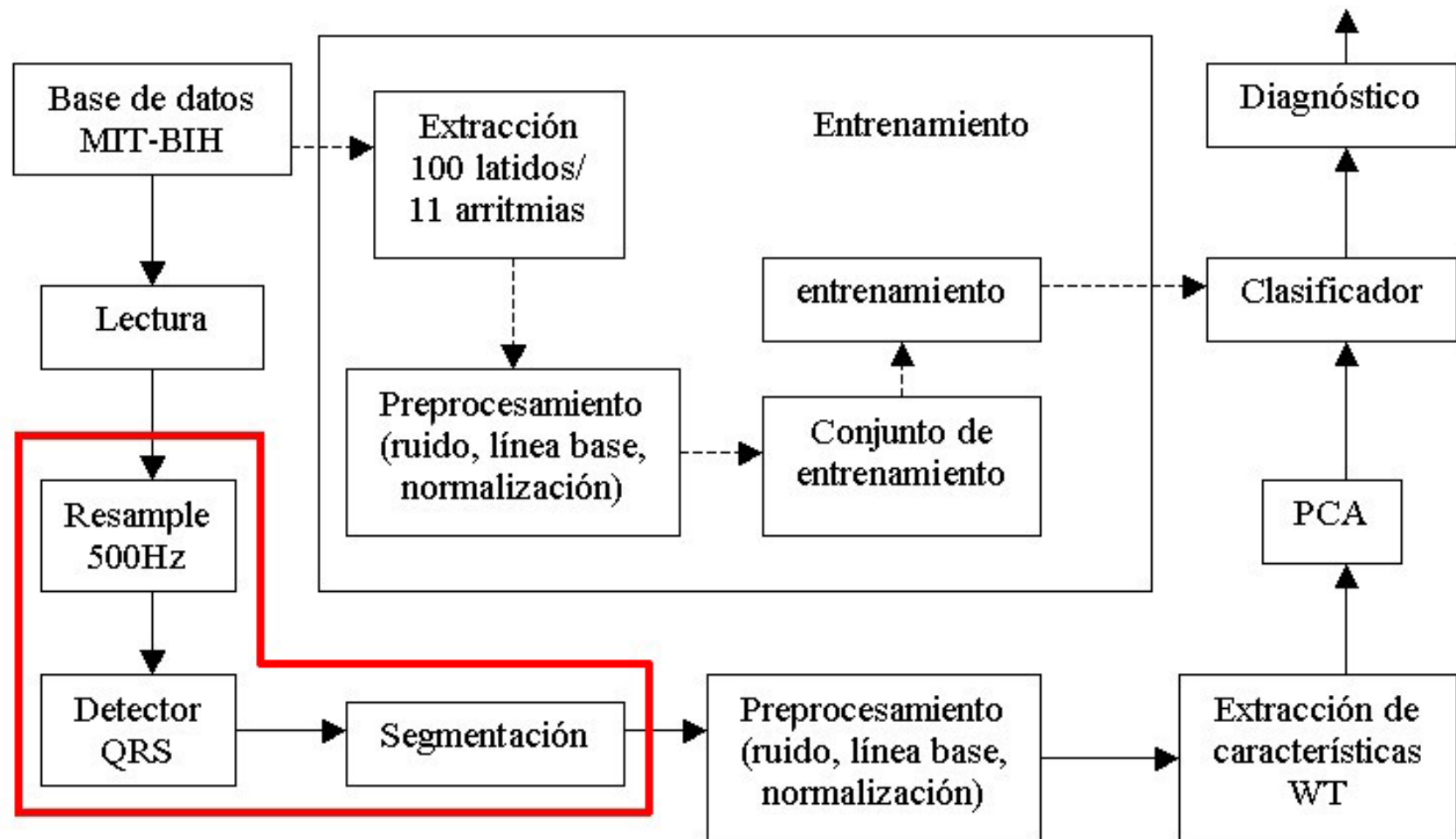


Etapa generalizada $j, j+1$ de la *DWT*

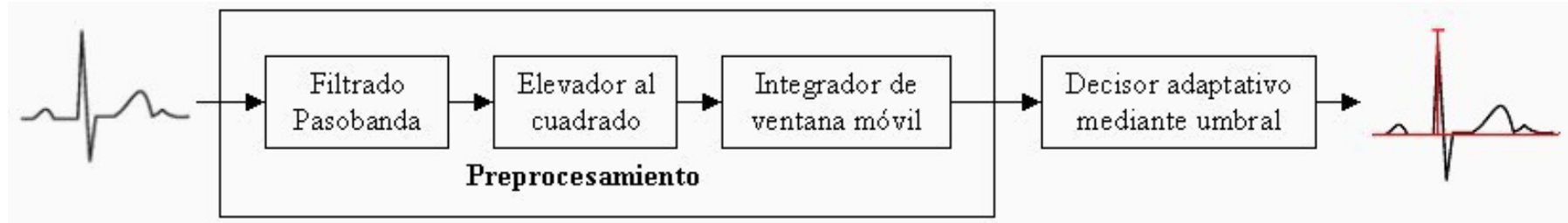
SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DESARROLLADO



Detección de QRS y segmentación



Detección del complejo QRS



Patente 22521. Oficina Cubana de la Propiedad Industrial

Algoritmo de detección: modificación Tompkins. Prescinde del bloque derivador, más dinámico y eficiente el decisor adaptativo mediante umbral.

Se añade un paso para el establecimiento de las marcas fiduciales.

Algoritmo

1. $y_1[n] = x[n] * h[n]$ //Filtrado pasa banda
2. $y_2[n] = (y_1[n])^2$ //Elevador al cuadrado
3. $y_3[n] = 1/N (y_2[n] - y_2[n-N]) + y_3[n-1]$ //Integrador de ventana móvil (N=76)
4. hacer //Decisor adaptativo mediante umbral
5. $s[n] \leftarrow$ segmento de $y_3[n]$ correspondiente al intervalo de búsqueda
6. $\varepsilon = \max(s[n])$
7. si $\varepsilon \geq \delta_1$ entonces posible QRS, actualizar $\delta_1 \wedge \delta_2$, guardar posición máximo
si terminó intervalo de búsqueda entonces
ajustar intervalo de búsqueda e ir al p. 6
si no ir al paso 6
si no actualizar $\delta_1 \wedge \delta_2$
si terminó intervalo de búsqueda entonces
búsqueda retroactiva, cambiar condición 7 a
 $\varepsilon \geq \delta_2$, ajustar el intervalo de búsqueda e ir a paso 6
si no ir al paso 6
8. mientras exista señal integrada ($y_3[n]$) sin analizar
donde δ_1, δ_2 son los umbrales de decisión.



Filtrado pasa banda

Aísla componentes espectrales correspondientes al complejo *QRS* de las demás componentes de la señal de ECG (artefactos, ruido, ondas P y T)

Maximiza la SNR en la detección del *QRS*.
 $f_c = 17$ Hz y $Q \approx 3$

Elevador al cuadrado

Acentúa ondulaciones en el filtrado pasa banda en las posiciones de los *QRS*

Integrador de ventana móvil

Promedia las grandes transiciones en la señal elevada al cuadrado ante la presencia de un QRS. Se emplea ventana deslizante con apertura de 150 ms sin traslape.

Decisor Adaptativo mediante umbral

Produce un pulso en la posición del pico de la señal integrada en caso de QRS verdadero. El intervalo de búsqueda es del 92% del intervalo R-R.

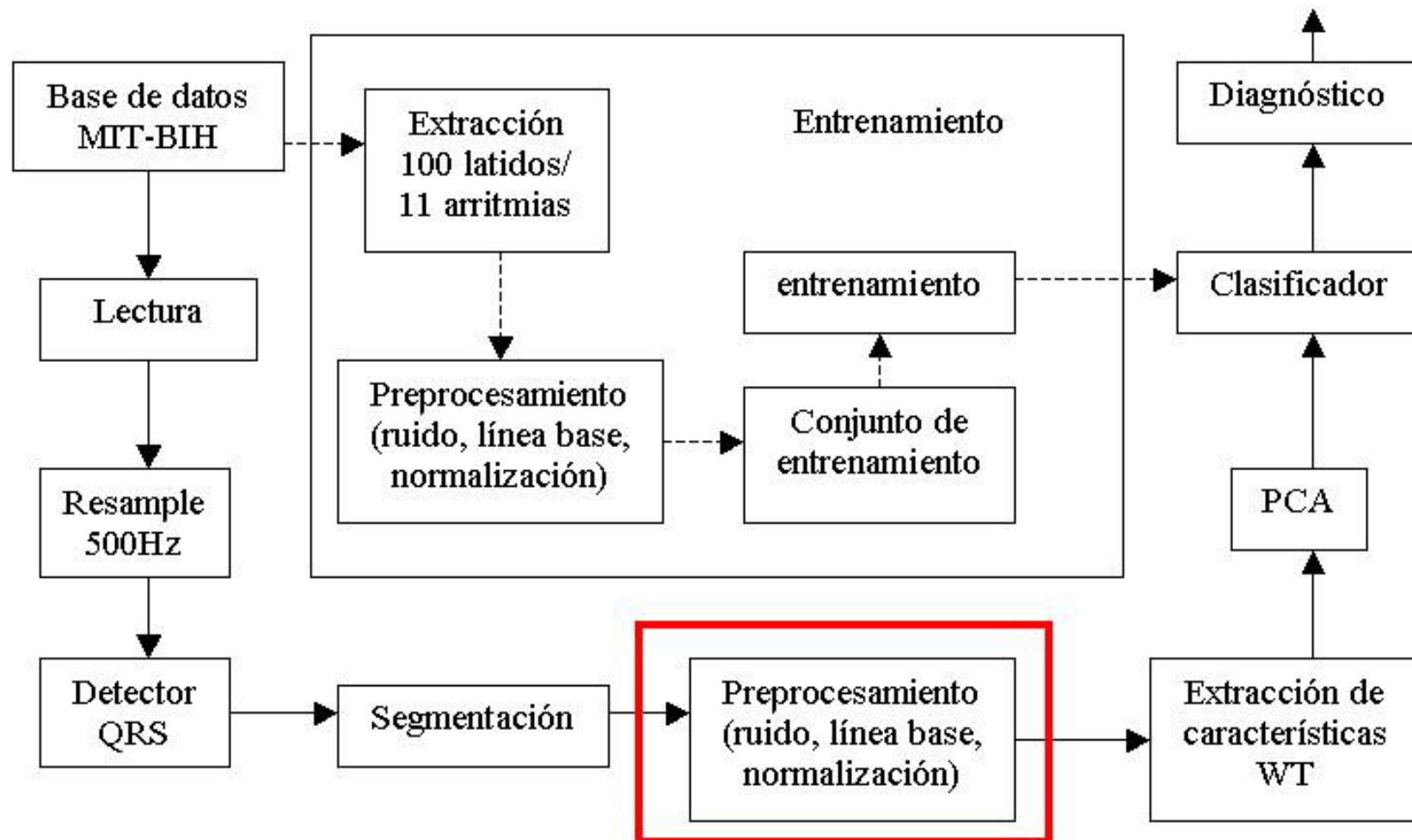
Período refractario de 240 ms entre 2 posibles QRS.

Segmentación

Los latidos se han extraído con una ventana de 700 ms alrededor de cada una de las marcas fiduciales producidas por el decisor adaptativo.



Preprocesamiento



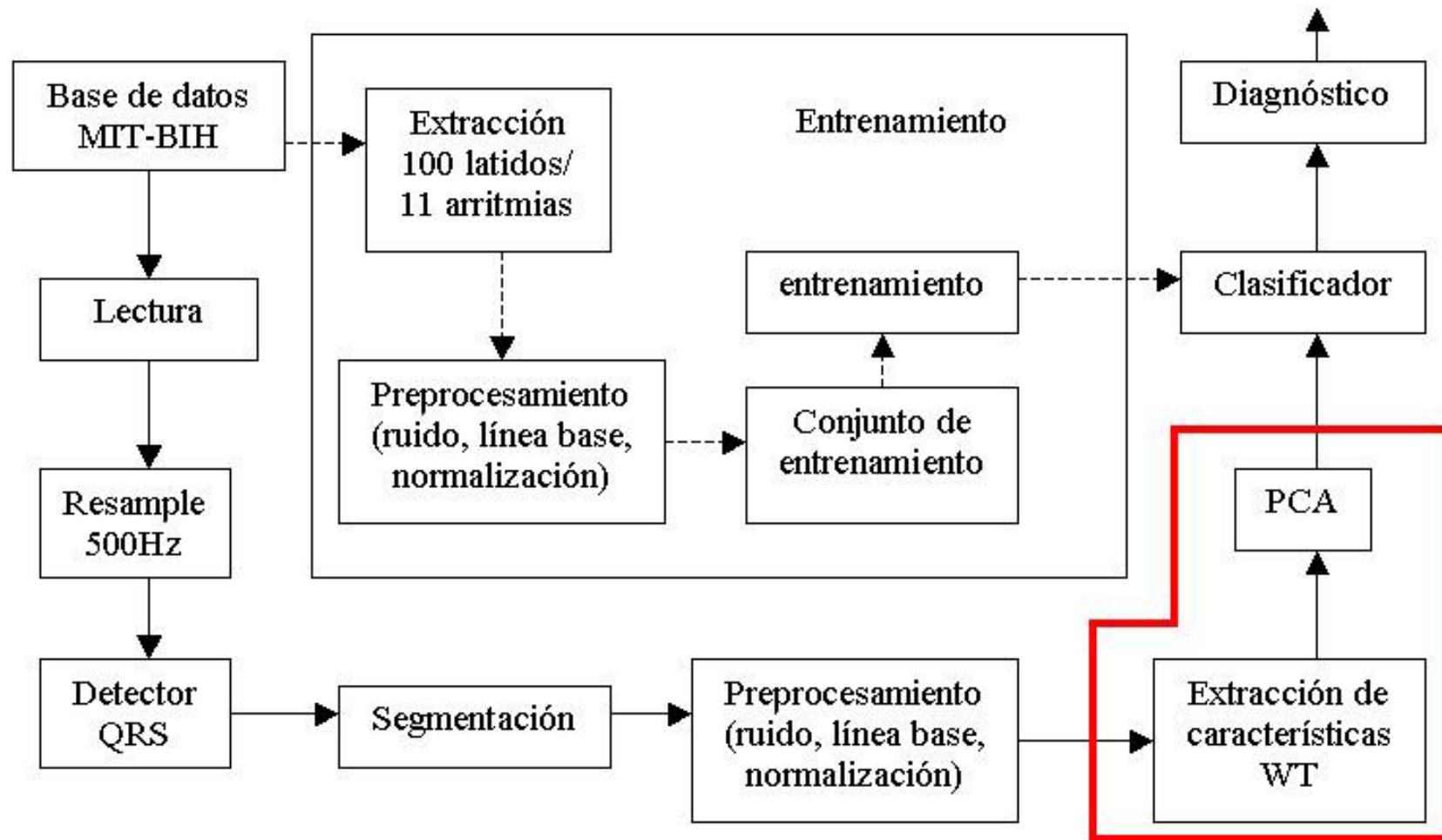
Ruido, línea base y normalización

Remoción de componentes no producidas por la actividad cardiaca mediante filtros lineales:

Interferencias: (electromiográfico, respiración, artefactos, electroquirúrgico, línea de potencia), variaciones de línea base.

Normalización → remoción de media y rango unitario para evitar su influencia en la clasificación.

Selección efectiva de características



Extracción de características

Los coeficientes de aproximación de la descomposición *wavelet* multinivel unidimensional contienen información acerca de características importantes de ECG obtenidos mediante un filtrado pasa bajas asociado a cada *wavelet* particular.

Wavelets - parámetros analizados

- ✓ *niveles de descomposición* : 3 y 4
- ✓ *Clases*: ortogonales (*daubechies*, *symlets*, *coiflets*) y pares de *wavelets* biortogonales en con el fin de observar su influencia en la clasificación.
- ✓ *Criterio de selección*: Consistencia en análisis de multiresolución

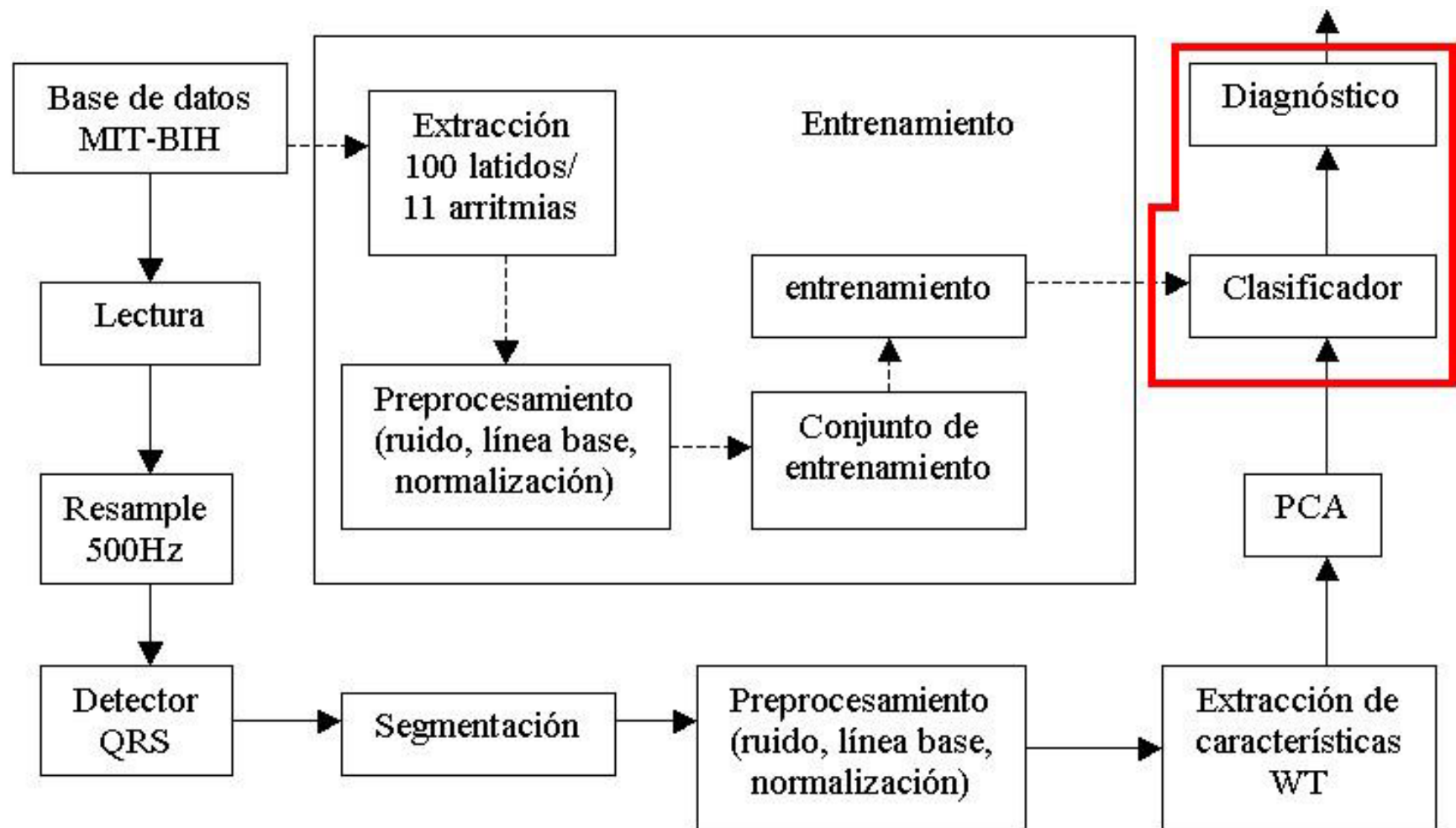


Análisis de Componentes Principales (PCA)

Proyección de los datos a un espacio donde la correlación es menor, lográndose una reducción dimensional del espacio de características:

- Ortogonalización de la componentes del los vectores de entrada.
- Ordena las componentes ortogonales resultantes
- Elimina las componentes que contribuyen menos en la variación de los datos

Clasificadores



Clasificador Bayesiano

Minimizar la probabilidad de error en un problema de clasificación.

X_i : matriz de los hiperpuntos de cada clase, de tamaño NC (muestras por clase) $\times D$ (# de características) $\times C$ (# de clases).

1. Cálculo del vector de medias μ_i de X_i
2. Cálculo de la matriz de covarianza Σ_i de X_i
3. Cálculo de los coeficientes de la función discriminante

$$W_i = -\frac{1}{2}\Sigma_i^{-1} \quad w_i = \mu_i \Sigma_i^{-1}$$

$$w_{i0} = -\frac{1}{2}\mu_i \Sigma_i^{-1} \mu_i^T - \frac{1}{2} \ln(|\Sigma_i|) + \ln(P)$$

4. Función discriminante para cada clase i

$$g_i(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{W}_i + \mathbf{w}_i \mathbf{x} + w_{i0}$$

5. $\max (g_i(\mathbf{x})) \rightarrow \mathbf{x} \in \text{clase } i$

Red Neuronal Artificial

Modelo de la neurona $a = f(wp + b)$

Ajuste de los parámetros w y b para que la red exhiba un comportamiento deseado.

Para una red de varias capas existe una matriz de pesos W , un vector de polarización b y un vector de salida a .

$$\mathbf{a}^{k+1} = \mathbf{f}^{k+1} (\mathbf{W}^{k+1} \mathbf{a}^k + \mathbf{b}^{k+1})$$

$$k = 0, 1, \dots, M - 1$$

Entrenamiento con función de desempeño de gradiente descendente para ajustar pesos (*backpropagation*).

$$w_{k+1} = w_k - \alpha_k g_k$$

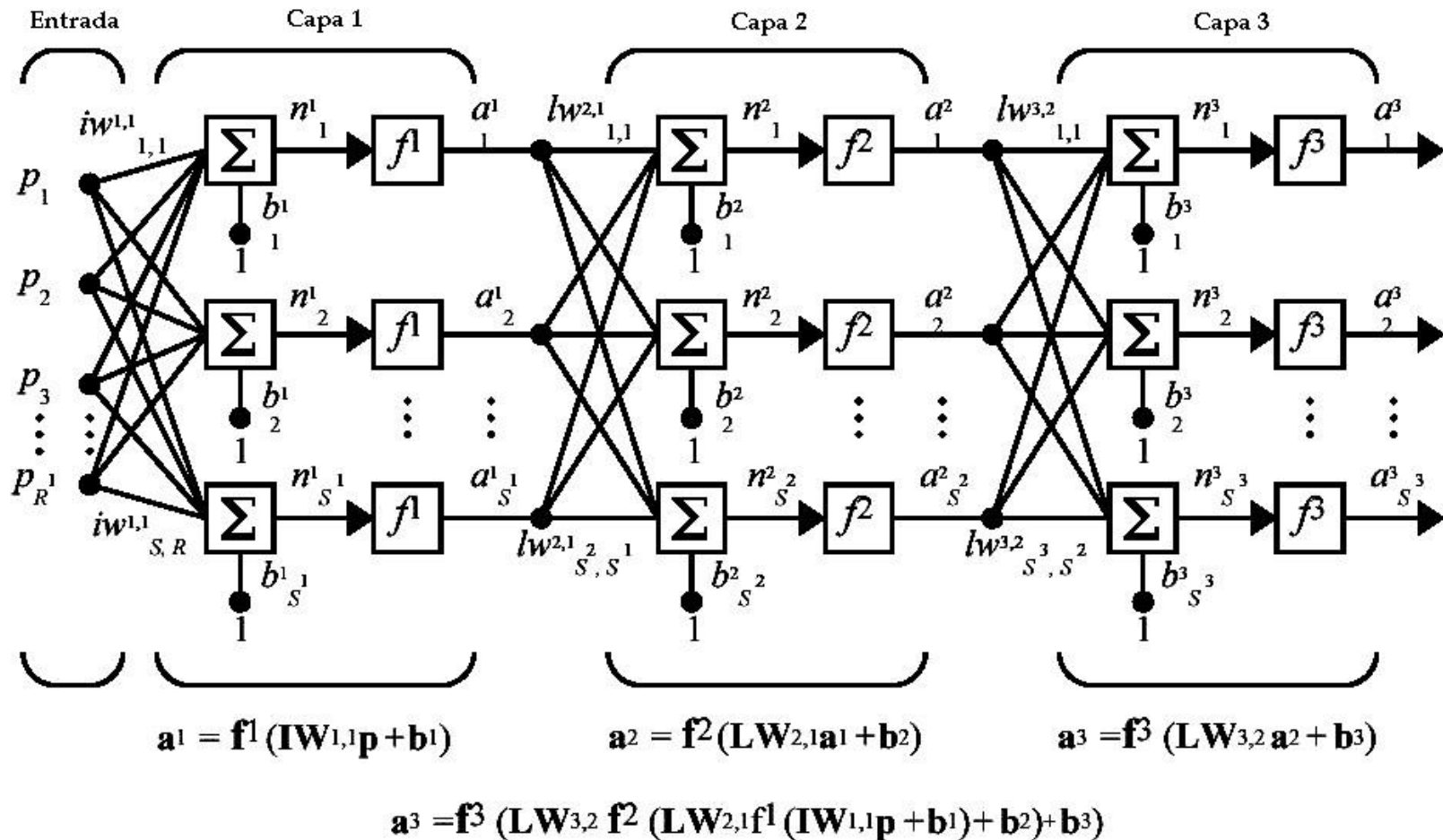
Comparación con *Levenberg-Marquardt*.

Topología de la Red

-Red neuronal artificial de alimentación hacia adelante.

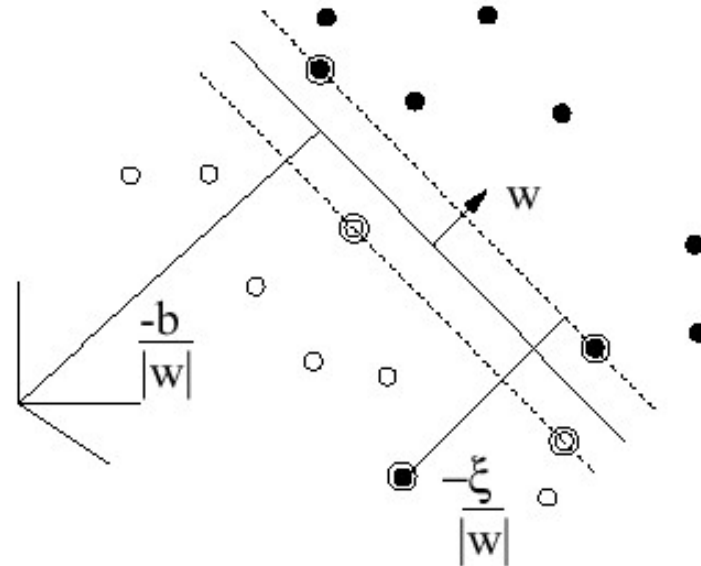
-Número de entradas dependiente de la dimensión dada por la combinación *coeficientes wavelet – mapeo PCA*.

- Nodos en la capa oculta 14 y 11 nodos de salida, uno para cada clase (10 arritmias y latidos normales).



Máquinas de Soporte Vectorial (SVMs)

Sistema (Cont.)
Clasificadores



Algoritmo de aprendizaje supervisado que opera por mapeo del conjunto de entrenamiento en un hiperespacio de características. El resultado de la SVM es un hiperplano que discrimina los datos haciendo lo más grande posible la distancia entre los dos datos más cercanos pertenecientes a dos clases diferentes.

Minimizar:

$$R(\alpha) \leq R_{emp}(\alpha) + \sqrt{\frac{h(\log(2l/h) + 1) - \log(\eta/4)}{l}}$$

Donde,

h : dimensión Vapnik-Chervonenkis (VC)

$$R_{emp}(\alpha) = \frac{1}{2l} \sum |y_i - f(x_i, \alpha)|$$

x_i : Patrón i

y_i : Etiqueta del patrón i



CONDICIONES DE PRUEBA

Base de Datos MIT-BIH:

Estándar para evaluación de detectores de arritmias:
48 fragmentos de ½ hora - dos canales de registros
ECG ambulatorios de 47 pacientes.

Especificaciones:

- ✓ $f_s = 360$ Hz
- ✓ resolución = 11 bits
- ✓ rango = 10 mV
- ✓ derivaciones: MLII (46), V1(40), V5(5), V2(4), V4(1)

RESULTADOS

Detección de *QRS*

Cuantificación de la sensibilidad relativa al ruido de 11 diferentes algoritmos de 5 esquemas de detección.

Esquemas

AF: Algoritmos basados en la amplitud y la primera derivada.

FD: Algoritmos basados en la primera derivada.

FS: Algoritmos basados en la primera y la segunda derivadas.

DF: Algoritmos basados en filtros digitales.

NT: Algoritmos basados en transformadas no lineales.



Algoritmos

AF1: Algoritmo de Moriet-Mahoudeaux.

AF2: Algoritmo de Fraden y Neuman.

AF3: Algoritmo de Gustafson.

FD1: Algoritmo de Menrad.

FD2: Algoritmo de Holsinger.

FS1: Algoritmo de Balda.

FS2: Algoritmo de Ahlstrom y Tompkins.

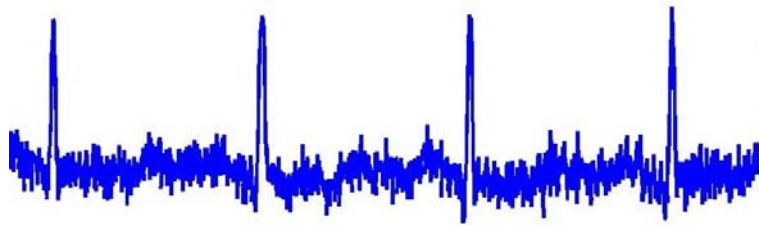
DF1: Algoritmo de Engelese y Zeelenberg.

NT1: Algoritmo MOBD.

NT2: Algoritmo de Okada.

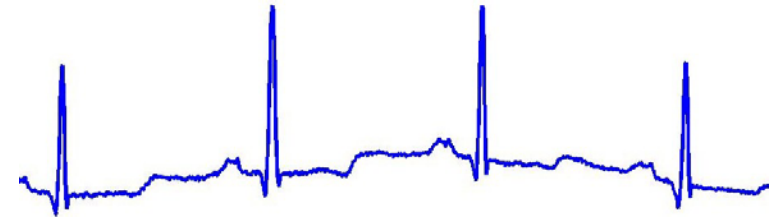
NT3: Algoritmo de Hamilton y Tompkins modificado.

Interferencias analizadas



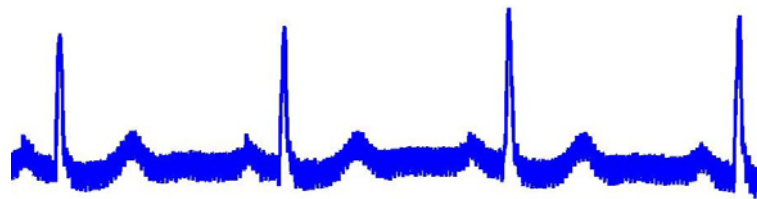
Electromiográfico

SNR = 18 dB



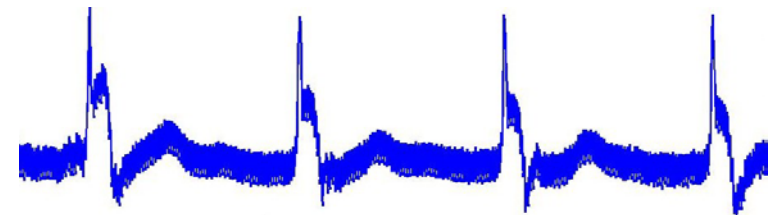
Respiración

$f = 0.3$ Hz, SNAR = 32 dB



Línea de potencia

$f = 60$ Hz, SNR = 3 dB

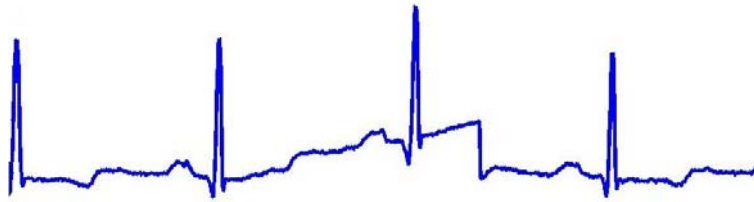


Electroquirúrgico

SNR = -12 dB

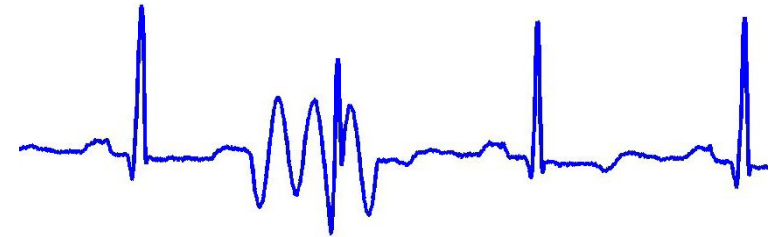


Resultados (Cont.) Detección QRS



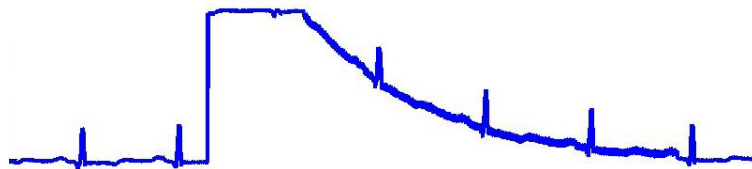
Artefactos de baja frecuencia

$t = 0.16$ s, $f = 0.07$ Hz



Artefactos de alta frecuencia

$t = 0.04$ s, $f = 6$ Hz



Desconexión de electrodos

Ruido Compuesto	SNR_{EMG}	$SNRA$ (resp.)	$SNR_{linea\ base}$ (resp.)
Alternativa 1	18 dB	12 dB	32 dB
Alternativa 2	10 dB	6 dB	10 dB
Alternativa 3	0 dB	12 dB	32 dB
Alternativa 4	10 dB	6 dB	32 dB
Alternativa 5	18 dB	12 dB	10 dB

Alternativas de ruido compuesto



Mediciones

- Detecciones verdaderas (Verdaderos Positivos VP)
- Detecciones falsas (Falsos Positivos FP)
- Detecciones perdidas (Falsos Negativos FN)
- Retardo de detección (desplazamiento de la marca fiducial)

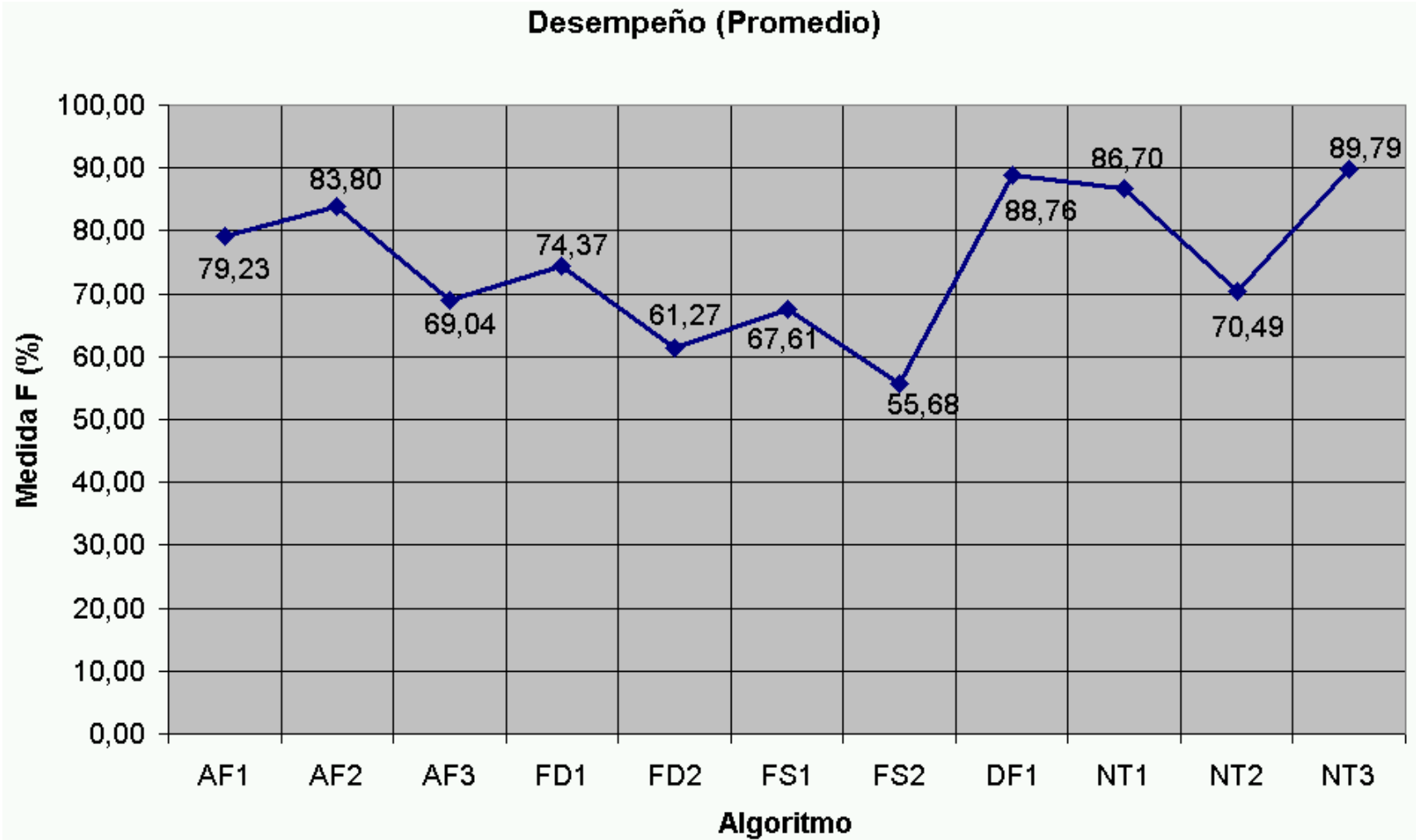
13 interferencias + 11 algoritmos + 833 latidos en 51 segmentos de 12 segundos = 119119 latidos

$$\text{Sensitividad}(S) = \frac{TP}{TP + FN}$$

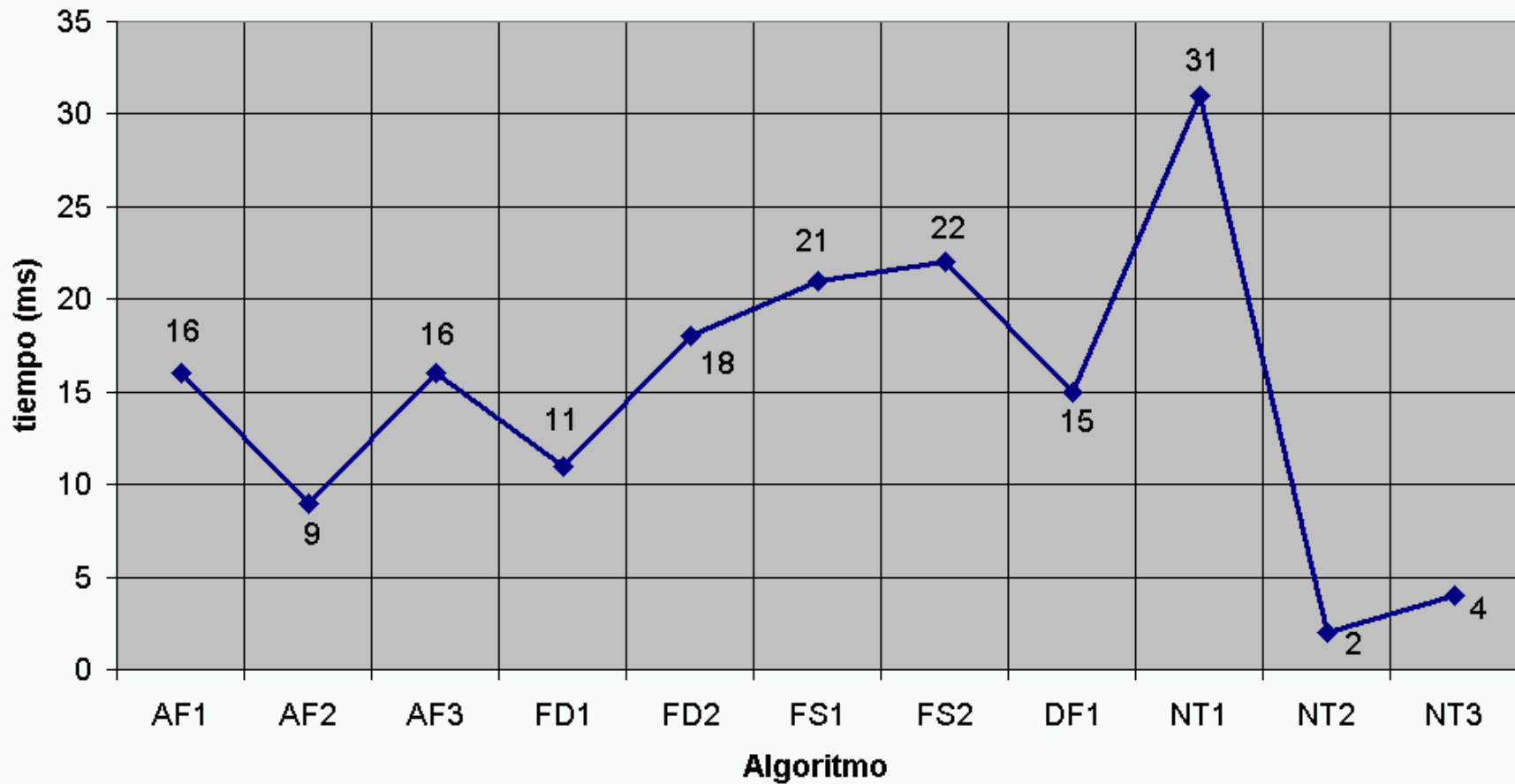
$$\text{Precisión}(P) = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Medida } F = \frac{1}{\alpha \cdot \frac{1}{P} + \alpha \cdot \frac{1}{S}}, \quad \alpha = 0.5$$





Desplazamiento de la marca fiducial
(promedio)



Clasificación de latidos

Condiciones de prueba

Se llevó a cabo un conjunto de 624 experimentos para cada clasificador utilizando diferentes combinaciones de *wavelet*, nivel de descomposición (3 y 4) y mapeo *PCA* (%5, 2%, 0.8%, 0.2% y 0.1% en variación de datos) con 50 latidos por clase para el entrenamiento y 50 latidos por clase para la validación.

Conjunto de Entrenamiento y Validación

Reconocimiento de 10 arritmias cardíacas y latidos normales extraídos de la base de datos MIT-BIH.

El conjunto de entrenamiento y validación está formado por 100 latidos para cada una de las 10 arritmias y 100 latidos normales.

$$\mathcal{T} = \{x_1^a; x_2^a; \dots; x_{100}^a; x_1^E; x_2^E; \dots; x_{100}^E; \dots; x_{100}^{VF}\}$$

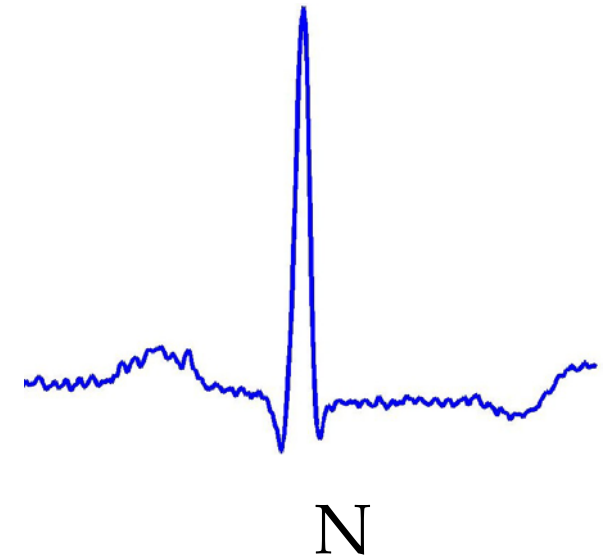
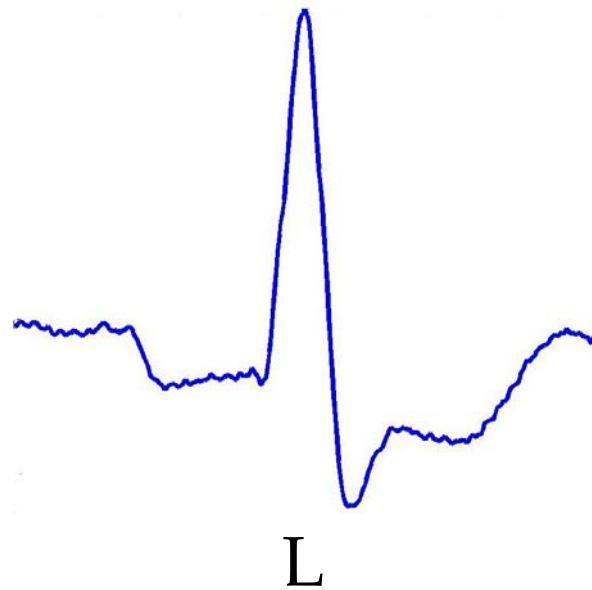
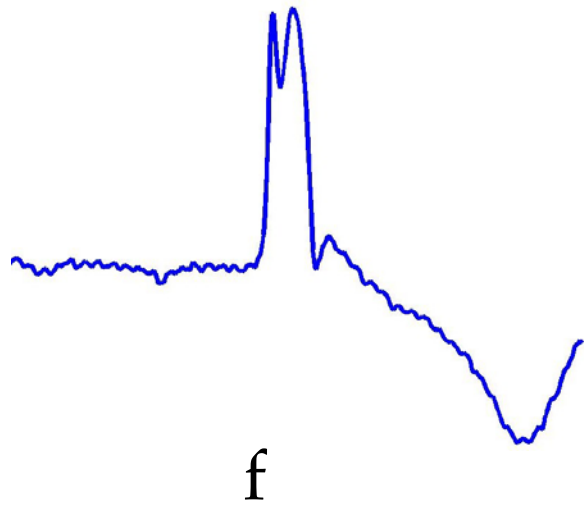
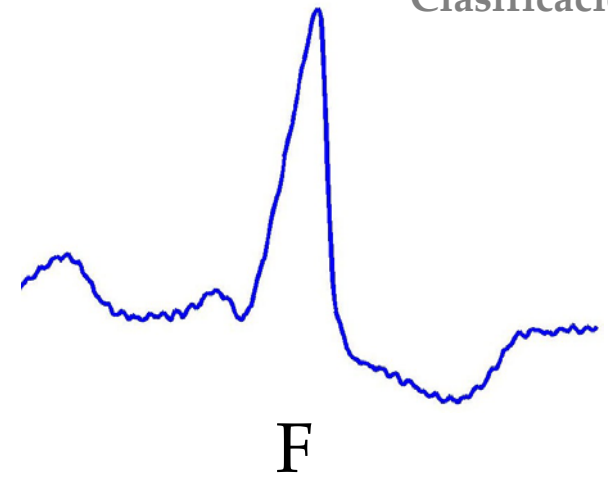
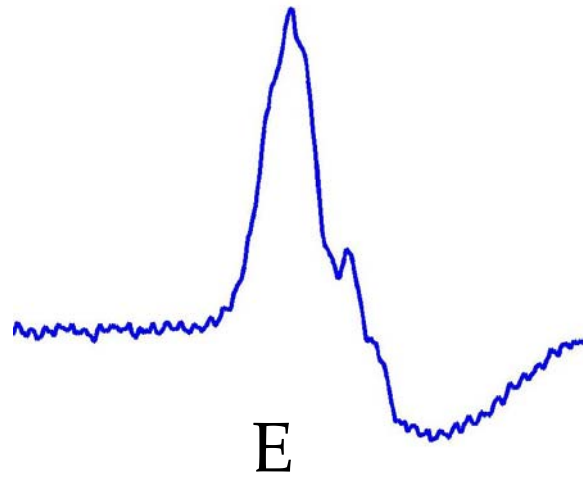
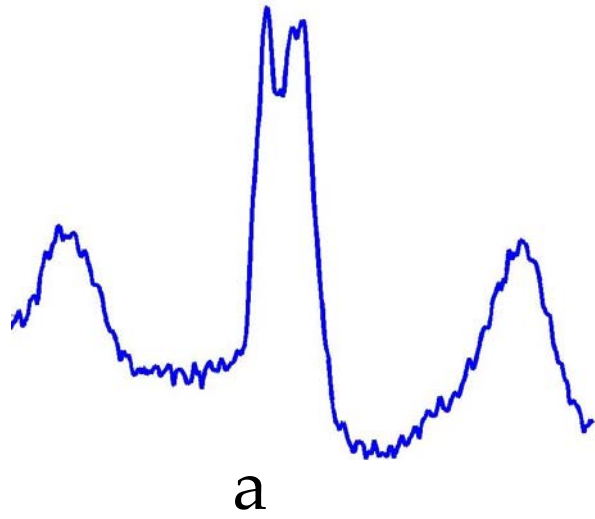
El conjunto es preprocesado, sujeto a la extracción de características por medio del análisis *wavelet* y a la reducción dimensional con *PCA*.

Formas de Onda

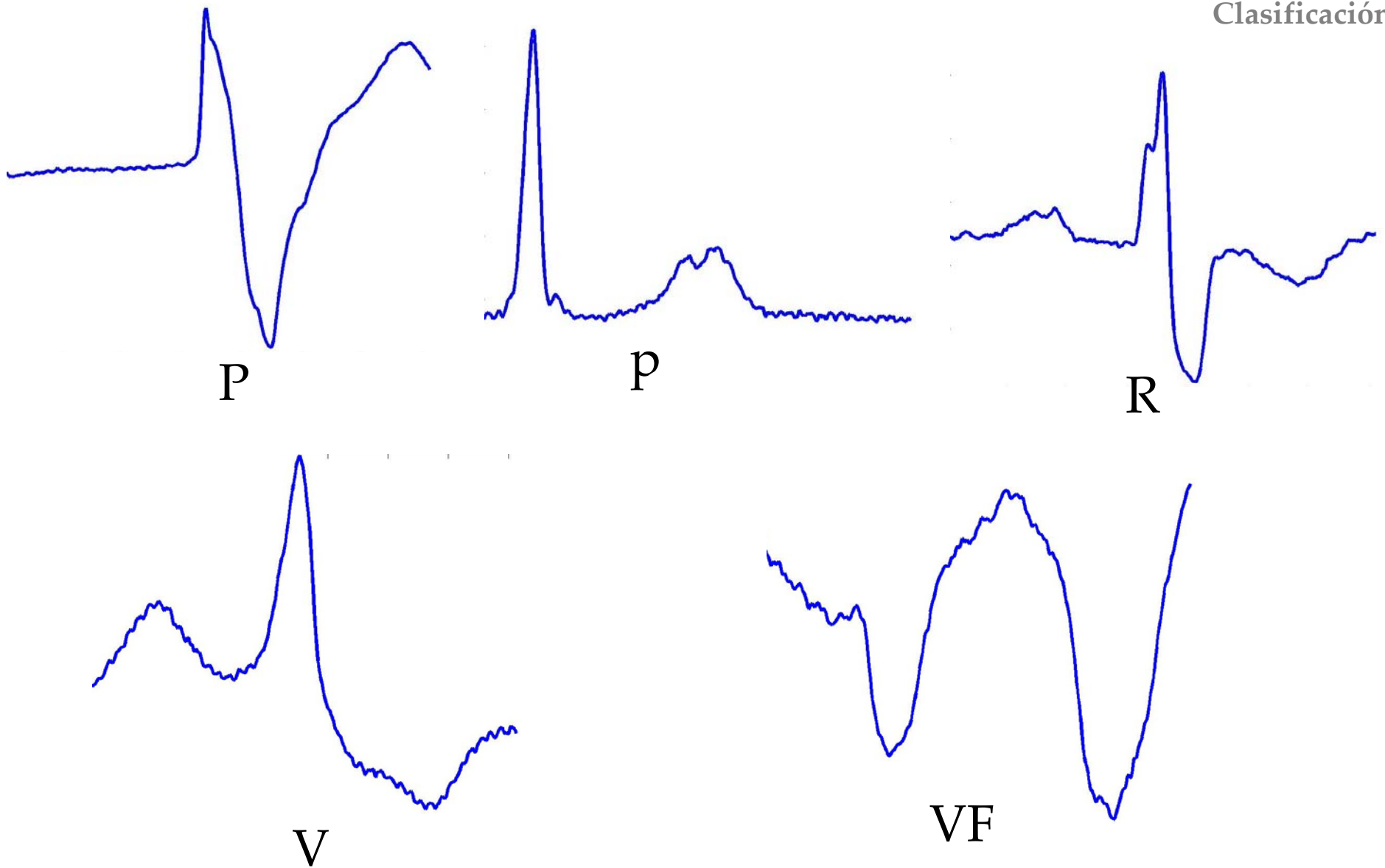
- Latido auricular prematuro desviado (a)
- Latido de escape ventricular (E)
- Fusión de latido ventricular y normal (F)
- Fusión de latido acelerado y normal (f)
- Bloqueo rama izquierda (L)
- Normal (N)
- Acelerado (P)
- Onda P no conducida (p)
- Bloqueo rama derecha (R)
- Contracción ventricular prematura (V)
- Fibrilación ventricular (VF)



Resultados (Cont.)
Clasificación



Resultados (Cont.)
Clasificación



<i>wavelet</i>	Nivel	Dim WT	PCA	Dim PCA	Error Train	Error Val
sym4	3	\mathcal{R}^{50}	2.0%	\mathcal{R}^8	2.545%	5.454%
bior2.4	3	\mathcal{R}^{52}	2.0%	\mathcal{R}^8	2.727%	5.818%
sym5	3	\mathcal{R}^{52}	2.0%	\mathcal{R}^8	2.545%	6.000%
rbio5.5	3	\mathcal{R}^{54}	2.0%	\mathcal{R}^8	2.723%	6.000%
sym8	3	\mathcal{R}^{57}	2.0%	\mathcal{R}^8	2.181%	6.181%

Clasificador Bayesiano

<i>wavelet</i>	Nivel	Dim WT	PCA	Dim PCA	Error Train	Error Val
rbio3.1	3	\mathcal{R}^{47}	2.0%	\mathcal{R}^8	4.182%	7.818%
db10	3	\mathcal{R}^{61}	0.8%	\mathcal{R}^{12}	1.091%	8.182%
db5	3	\mathcal{R}^{52}	0.5%	\mathcal{R}^{14}	2.363%	8.545%
coif3	3	\mathcal{R}^{59}	0.8%	\mathcal{R}^{11}	1.636%	8.545%
db9	4	\mathcal{R}^{38}	0.8%	\mathcal{R}^{12}	2.364%	8.909%

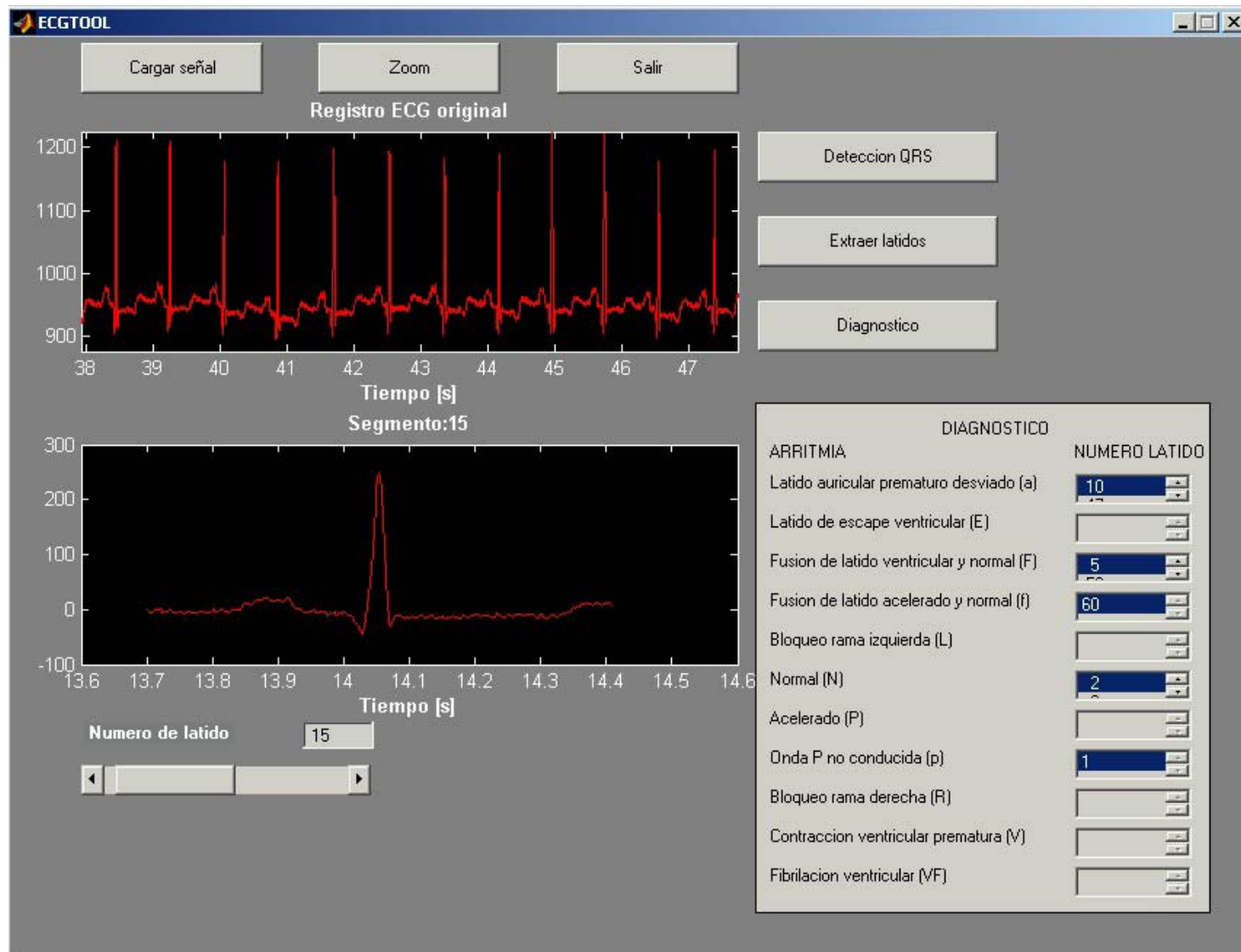
Red Neuronal



<i>wavelet</i>	Nivel	Dim WT	PCA	Dim PCA	Error Val	Error Cross-Val
sym4	3	\mathcal{R}^{50}	2.0%	\mathcal{R}^8	5.136%	5.182%
bior2.4	3	\mathcal{R}^{52}	2.0%	\mathcal{R}^8	5.421%	5.000%
sym5	3	\mathcal{R}^{52}	2.0%	\mathcal{R}^8	4.565%	3.637%
rbio5.5	3	\mathcal{R}^{54}	2.0%	\mathcal{R}^8	5.707%	3.728%
sym8	3	\mathcal{R}^{57}	2.0%	\mathcal{R}^8	4.993%	3.728%

Máquinas de Soporte Vectorial

Interfaz gráfica



CONCLUSIONES

- Se presentó un método para clasificación de arritmias cardíacas en señales de ECG basado en extracción de características con transformada *wavelet*.
- Las SVMs ofrecieron mejores resultados y más consistencia en comparación con las redes neuronales y el clasificador bayesiano.
- El tipo de *wavelet* usado influyó ligeramente en contraste con la influencia del nivel de descomposición.

- Una dimensión alta del vector de características es compensada con un mapeo *PCA* exigente sin afectar el desempeño de la clasificación.
- Los porcentajes de error obtenidos en este trabajo son inferiores a los presentados en otros trabajos donde se usan técnicas de clasificación no supervisadas (*clustering*).
- Se presentó una adaptación patentada del algoritmo de Tompkins y se comprobó su desempeño frente a 10 diferentes algoritmos. Se usó esta adaptación en la detección de complejos *QRS* del sistema desarrollado.

Aceptado y presentado en:

- ✓ Segundo Congreso Internacional de Ingenierías Eléctrica y Electrónica. Bogotá – Colombia, 2003

Aceptado en:

- ✓ V Congreso de la Sociedad Cubana de Bioingeniería. Habana – Cuba, 2003

Enviado para consideración:

- ✓ 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society *IEEE-EMBS*. Cancún – México, 2003



TRABAJO FUTURO

- Diseño e implementación del sistema de adquisición completo.
- Desarrollo de una base de datos propia en colaboración con las entidades de la salud asociadas al *GC&PDS* y el *CEETI*.
- Utilizar técnicas más sofisticadas para las etapas de preprocesamiento y clasificación.
- Ampliar el número de derivaciones y arritmias soportadas.
- Comparar los resultados con el análisis subjetivo del cardiólogo.

PREGUNTAS



Centro de Estudios de Electrónica y Tecnologías
de la Información

Grupo Control y Procesamiento Digital de
Señales

