

# Un detector multiderivacional de alternancias de onda T basado en el Análisis de Componentes Principales

V. Monasterio Bazán, J.P. Martínez Cortés

Grupo de Tecnologías de las Comunicaciones, Instituto de Investigación en Ingeniería de Aragón / CIBER-BBN  
Universidad de Zaragoza

## Resumen

Los diferentes métodos existentes para detectar y estimar automáticamente alternancias de onda T (TWA) en el ECG operan según un esquema monoderivacional. En este estudio se propone un esquema de detección multiderivacional en el que se combina el Análisis de Componentes Principales (PCA) con el método del Cociente de Verosimilitudes para ruido Laplaciano (LLR). Para evaluar los resultados del esquema propuesto se realiza un estudio de simulación, donde se estudia la influencia de diferentes tipos de ruido, tanto simulado como fisiológico. Los resultados muestran una mejora notable en la sensibilidad a las TWA de baja amplitud, ya que el esquema multiderivacional propuesto permite detectar alternancias con un SNR 30 dB menor que el esquema monoderivacional.

## 1. Introducción

Las alternancias de onda T (TWA) se definen como una fluctuación consistente en la morfología de la repolarización repetida cada dos latidos. Las TWA se consideran un posible marcador del riesgo de muerte súbita cardíaca [1].

Existen diferentes métodos para detectar y estimar las alternancias. Una revisión de estos métodos se puede consultar en [2]. En todos ellos, las alternancias se detectan en cada derivación de manera independiente. Los principales problemas que presentan son, por un lado, una alta sensibilidad a la presencia de componentes no alternantes de gran amplitud, y por el otro, la baja sensibilidad a las alternancias de muy baja amplitud [1,2].

En este trabajo proponemos un esquema multiderivacional que combina el análisis de componentes principales (PCA) con el método del cociente de verosimilitudes para ruido Laplaciano (LLR) propuesto en [3,4]. Con este esquema, el contenido alternante presente en las diferentes derivaciones se concentra en un subconjunto de señales, separándose del ruido y los artefactos. Posteriormente, el análisis de TWA se aplica considerando únicamente este subconjunto de señales.

En este trabajo evaluamos el esquema multiderivacional propuesto, y lo comparamos con un esquema monoderivacional. En las secciones 2 y 3 se describen el método de análisis de TWA y el estudio de simulación respectivamente. Los resultados de la simulación se presentan en la sección 4, y las conclusiones del trabajo se exponen en la sección 5.

## 2. Análisis de TWA

### 2.1. Preprocesado

En la etapa de preprocesado, la señal de entrada multiderivacional se filtra paso bajo con una frecuencia de corte de 60 Hz, y se diezma para conseguir una frecuencia de muestreo final de 125 Hz. En la figura 2.a se muestra un ejemplo. Sea  $L$  el número de latidos de la señal de entrada,  $N$  el número de muestras de un complejo ST-T, y  $K$  el número de derivaciones. Para el latido  $i$ -ésimo se extrae el complejo ST-T,  $x_{i,k}(n)$ , en las derivaciones  $k = 0 \dots K - 1$ , y después se apilan los complejos de las diferentes derivaciones para formar la matriz  $\mathbf{X}_i$

$$\mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{i,0}^T \\ \dots \\ \mathbf{x}_{i,K-1}^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{i,0}(0) & \dots & x_{i,0}(N-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{i,K-1}(0) & \dots & x_{i,K-1}(N-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

La columna  $n$ -ésima de  $\mathbf{X}_i$  está formada por las amplitudes de las  $K$  derivaciones en un instante determinado. Las matrices  $\mathbf{X}_i$  se concatenan para formar la matriz de datos  $\mathbf{X}$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_0 \quad \mathbf{X}_1 \quad \dots \quad \mathbf{X}_{L-1}] \quad (2)$$

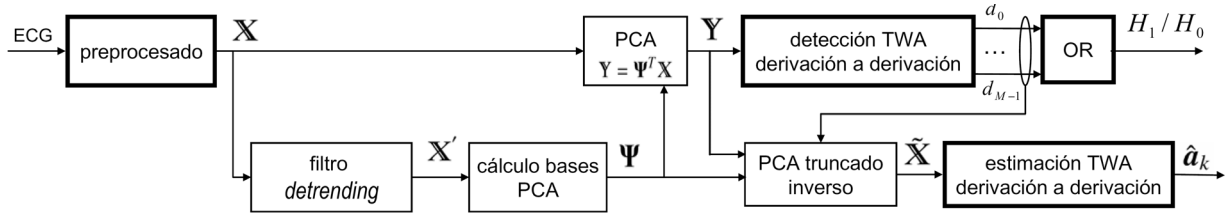
La fila  $k$ -ésima de  $\mathbf{X}$  contiene la concatenación de los complejos ST-T correspondientes a la derivación  $k$ -ésima.

### 2.2. Esquema monoderivacional

Con este esquema, cada derivación se procesa de manera independiente después de la etapa de preprocesado.

En primer lugar, se realiza la detección de TWA en cada derivación utilizando el Test del Cociente de Verosimilitudes Generalizado para ruido Laplaciano (GLRT Laplaciano) [3,4]. Para decidir si hay alternancias o no, el valor obtenido con el test se compara con un umbral, que se ha calculado previamente para obtener una determinada probabilidad de falsa alarma ( $P_{FA}$ ). El resultado final de la detección será positivo si se detectan alternancias al menos en una derivación.

Posteriormente, se estima la forma de onda de las alternancias en cada derivación calculando el Estimador de Máxima Verosimilitud (MLE) para ruido Laplaciano [3,4].



**Figura 1.** Diagrama de bloques del esquema multiderivacional. Los bloques en negrita son los que se usan en el esquema monoderivacional. Nótese que en el esquema monoderivacional  $\mathbf{Y} = \mathbf{X} = \tilde{\mathbf{X}}$ .

### 2.3. Esquema multiderivacional

El diagrama de bloques del esquema multiderivacional propuesto se muestra en la figura 1. Tras la etapa de preprocesado, los datos originales se filtran para eliminar el complejo ST-T de fondo

$$\mathbf{x}'_{i,k} = 0.5(\mathbf{x}_{i,k} - \mathbf{x}_{i-1,k}), \quad i = 1 \dots L-1 \quad (3)$$

Se define la matriz  $\mathbf{X}'$  concatenando los segmentos obtenidos en (3), y apilando las diferentes derivaciones como en (1) y (2). A continuación, se aplica PCA sobre  $\mathbf{X}'$ . La matriz de correlación inter-derivación se puede estimar como

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}'} = \frac{1}{LN} \mathbf{X}' \mathbf{X}'^T \quad (4)$$

Para obtener el conjunto de las  $K$  componentes principales de  $\mathbf{X}'$ , se resuelve la ecuación de los autovectores de  $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}'}$ ,

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}'} \boldsymbol{\Psi} = \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\Lambda} \quad (5)$$

obteniéndose la matriz de autovectores  $\boldsymbol{\Psi}$ . A continuación, se aplica una transformación lineal ortonormal basada en  $\boldsymbol{\Psi}$

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\Psi}^T \mathbf{X} \quad (6)$$

para obtener la matriz de datos transformados  $\mathbf{Y}$ . La fila  $k$ -ésima de  $\mathbf{Y}$  contiene los datos transformados correspondientes a la  $k$ -ésima componente principal, y de aquí en adelante nos referiremos a ella como la derivación transformada  $k$ -ésima por simplicidad. La figura 2.b muestra la señal transformada.

El principal objetivo del PCA es proyectar la información de las alternancias presente en  $\mathbf{X}$  en un subconjunto de componentes  $M < K$ , mientras que el ruido se proyecta en el subconjunto complementario. Para elegir este subconjunto, en cada derivación se aplica el GLRT Laplaciano [3,4], con el que se calcula un estadístico  $Z$  a partir de los datos y se compara con un umbral. El resultado en la derivación  $k$ -ésima se denota por  $d_k = 1$  si se detectan TWA, y por  $d_k = 0$  si no se detectan. El resultado final de la detección será positivo si se detectan alternancias al menos en una derivación.

Para la etapa de estimación de TWA, las derivaciones transformadas con  $d_k = 0$ , y sus correspondientes componentes principales, se eliminan de  $\mathbf{Y}$  y de  $\boldsymbol{\Psi}$  respectivamente. Se obtienen así la matriz de datos truncada  $\mathbf{Y}_{tr}$  y la matriz de bases truncada  $\boldsymbol{\Psi}_{tr}$ . Con estas matrices se reconstruye a continuación una nueva señal en el dominio original,

$$\tilde{\mathbf{X}} = \boldsymbol{\Psi}_{tr} \mathbf{Y}_{tr} \quad (7)$$

En la figura 2.c se muestra la señal reconstruida. Nótese que  $\tilde{\mathbf{X}}$  es equivalente a una señal filtrada espacialmente, donde el objetivo del filtro equivalente no es obtener una reconstrucción perfecta de la señal original, sino preservar el contenido alternante. La matriz de datos reconstruida  $\tilde{\mathbf{X}}$  consiste en la concatenación de las matrices multiderivacionales correspondientes a los diferentes latidos  $\tilde{\mathbf{X}}_i$ :

$$\tilde{\mathbf{X}} = [\tilde{\mathbf{X}}_0 \quad \tilde{\mathbf{X}}_1 \quad \dots \quad \tilde{\mathbf{X}}_{L-1}] \quad (8)$$

$$\tilde{\mathbf{X}}_i = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_{i,0}^T \\ \dots \\ \tilde{\mathbf{x}}_{i,K-1}^T \end{bmatrix} \quad (9)$$

donde  $\tilde{\mathbf{x}}_{i,k}$  corresponde al segmento ST-T reconstruido del latido  $i$ -ésimo en la derivación  $k$ -ésima. A continuación, se aplica el MLE Laplaciano sobre los datos reconstruidos de cada derivación para estimar la forma de onda y la amplitud de la alternancia. En la figura 2.d se muestra un ejemplo de estimación de TWA.

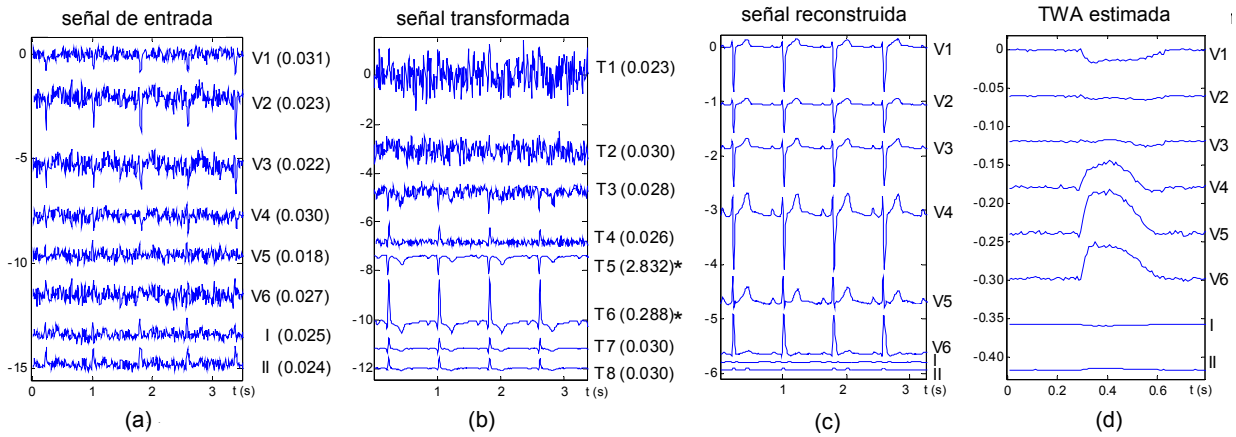
### 3. Estudio de simulación

En la figura 3 se muestra el estudio de simulación que se realizó para evaluar el esquema multiderivacional, y para compararlo con el esquema monoderivacional. Se simularon señales ECG multiderivacionales añadiendo ruido y TWA a un ECG limpio de fondo. Se consideraron únicamente las derivaciones independientes V1-V6, I y II ( $K = 8$ ). Para el ECG de fondo, se seleccionó un latido estándar de un registro de 12 derivaciones, y se repitió  $L=32$  veces. La forma de onda de las alternancias se estimó y se extrajo de otro registro de 12 derivaciones, usando el método LLR como se describe en [4]. Ambos registros pertenecen a la base de datos *STAFF-III* [4].

Se consideraron cuatro tipos de ruido: Gaussiano ( $gs$ ), Laplaciano ( $lp$ ), y dos registros de ruido fisiológico de la base de datos *MIT-BIH Noise Stress Test* [5]: *electrode motion* ( $em$ ) y *muscular activity* ( $ma$ ). La estadística de los ruidos los ruidos  $ma$  y  $em$  se describe en [3].

Para cada realización, se simularon  $K$  segmentos de  $N \times L$  muestras (ruidos  $gs$  o  $lp$ ), o se extrajeron de los registros a partir de un punto de inicio aleatorio (ruidos  $em$  y  $ma$ ). En los ruidos  $em$  y  $ma$  se eliminó la línea de base. Todos los segmentos se normalizaron de manera que su valor RMS fuera  $1 \mu\text{V}$ .

Sea  $\mathbf{W}$  la matriz de ruido multiderivacional formada por los segmentos de ruido  $\mathbf{w}_k$ ,



**Figura 2.** (a) Señal de entrada con  $SNR = -20$  dB. (b) Señal transformada después de PCA. (c) Señal reconstruida después de PCA truncado inverso. (d) Forma de onda estimada. Los valores del GLRT para el esquema monoderivacional y para el multiderivacional se muestran entre paréntesis en (a) y (b) respectivamente. Los asteriscos indican las derivaciones que superan el umbral de detección (T5 y T6). Nótese que las TWA son visibles en T5, T6, y en V4 - V6 de la señal reconstruida. Ordenadas en mV.

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_0^T \\ \dots \\ \mathbf{w}_{K-1}^T \end{bmatrix} \quad (10)$$

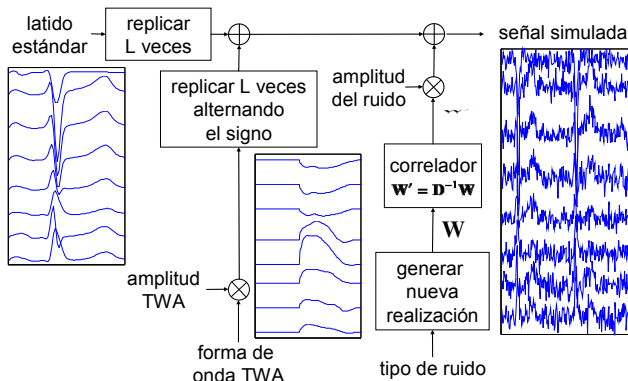
Se puede asumir que los segmentos están mutuamente incorrelados, es decir

$$\hat{\mathbf{R}}_W = \frac{1}{NL} \mathbf{W} \mathbf{W}^T = \mathbf{I} \quad (11)$$

Sin embargo, en los ECG reales el ruido de las diferentes derivaciones no está incorrelado. Para simular una correlación realista, se seleccionaron 2000 segmentos de ruido de 10 registros reales pertenecientes a la base de datos *PTB Diagnostic ECG Database* [6] para cada derivación. En cada segmento se seleccionaron 50 ms previos al inicio de una onda P, y se eliminó el nivel de continua. Los segmentos de cada derivación se concatenaron, y las derivaciones ruidosas resultantes se apilaron como en (10) para formar la matriz de ruido  $\mathbf{N}$ . La correlación entre derivaciones de  $\mathbf{N}$  se estimó como en (11). Su inversa se puede descomponer como

$$\hat{\mathbf{R}}_N^{-1} = \mathbf{D} \mathbf{D}^T \quad (12)$$

donde  $\mathbf{D}$  es una matriz triangular superior con valores estrictamente positivos en la diagonal.



**Figura 3.** Simulación de señales ECG con TWA y ruido. Las escalas son diferentes para visualizar mejor las señales.

La inversa de  $\mathbf{D}$  se usó para correlar espacialmente el ruido generado

$$\mathbf{W}' = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{W} \quad (13)$$

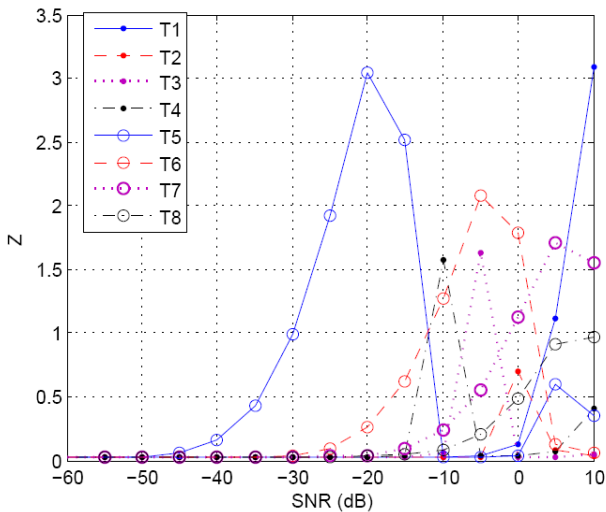
obteniéndose una nueva matriz de ruido  $\mathbf{W}'$  con una correlación entre derivaciones igual a  $\hat{\mathbf{R}}_N$ . Después, el ruido se escaló de tal manera que el valor RMS de la derivación menos ruidosa fuera  $200 \mu\text{V}$ . Finalmente, se escalaron las alternancias para obtener el SNR deseado, definido como el cociente entre la potencia de las alternancias y la potencia del ruido.

#### 4. Resultados

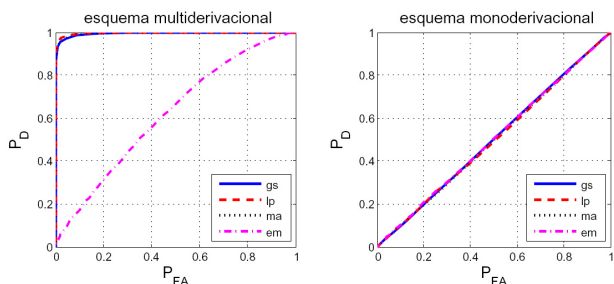
Se simularon señales ECG con los cuatro tipos de ruido descritos en la sección 3, con valores de SNR desde  $-60$  hasta  $10$  dB, y también sin TWA. Para cada combinación de parámetros se generaron  $10^4$  realizaciones, y se procesaron las señales con los dos esquemas de detección.

En la figura 4 se muestra la evolución del estadístico del GLRT,  $Z$ , en las ocho derivaciones en función del SNR. Cada punto representa el promedio de las  $10^4$  realizaciones. A partir de los resultados se observó que cuando  $SNR \leq -30$  dB, las alternancias se proyectan principalmente en la 5ª derivación transformada (T5); posteriormente, a medida que el SNR aumenta hasta  $-10$  dB, las alternancias aparecen también en T6, T7 y T8 sucesivamente. Cuando  $SNR \geq -5$  dB, las TWA aparecen principalmente en T1, T2 y T3. Estos resultados son similares para todos los tipos de ruido.

Se calcularon las curvas ROC (*receiver operator characteristic*) barriendo los valores de los umbrales. La figura 5 muestra las curvas de los dos métodos para  $SNR = -45$  dB. Para analizar el comportamiento de los métodos en función del SNR, se fijó el valor de los umbrales para conseguir una  $P_{FA} = 0.01$ , y se compararon los valores de  $P_D$  obtenidos. En la figura 6 se muestra la  $P_D$  para  $P_{FA} = 0.01$  en función del SNR para los diferentes tipos de ruido y para los dos esquemas de detección.



**Figura 4.** Evolución del estadístico en las derivaciones transformadas vs. SNR para ruido Gaussiano.



**Figura 5.** Curvas ROC para SNR = -45 dB.

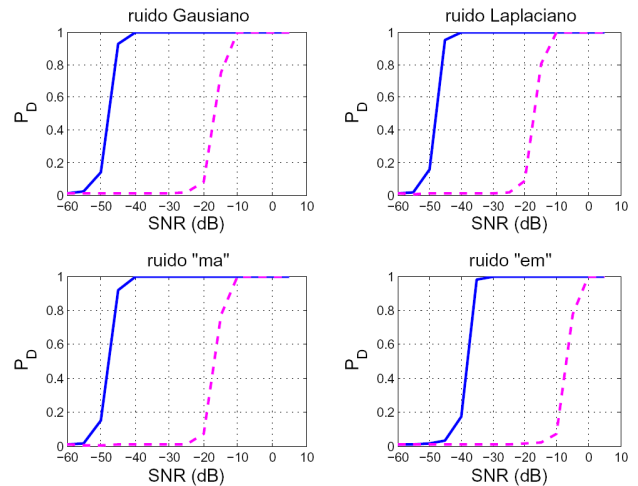
## 5. Discusión y conclusiones

Las altas prestaciones del esquema multiderivacional son similares para los ruidos *gs*, *lp* y *ma*. El esquema se comporta peor frente al ruido *me*, ya que su espectro está esencialmente solapado con el de las alternancias. Incluso en este caso, el esquema multiderivacional se comporta mejor que el monoderivacional. Nótese que en la figura 5 el esquema monoderivacional no es capaz de detectar nada, debido al bajo nivel de SNR.

Como se puede observar en la figura 6, las prestaciones del esquema multiderivacional son notablemente mejores que las del esquema monoderivacional. En el peor caso, para un valor fijo de  $P_D$ , el esquema multiderivacional es capaz de detectar alternancias con un SNR 30 dB menor que el esquema monoderivacional.

El esquema multiderivacional se comporta mejor, especialmente con niveles SNR bajos, porque el método es capaz de descartar la mayoría del ruido. Por ejemplo, con SNR = -20 dB, las alternancias se proyectan sólo en dos derivaciones (ver figura 2), y el ruido presente en el resto de las derivaciones se descarta totalmente, permitiendo una detección de alternancias más precisa.

Los resultados de la simulación sugieren que el esquema multiderivacional puede mejorar significativamente la sensibilidad a las TWA de baja amplitud en los casos en que se disponga del ECG de 12 derivaciones. El esquema propuesto podría aplicarse con señales ruidosas, como los ECG de prueba de esfuerzo.



**Figura 6.**  $P_D$  para  $P_{FA} = 0.01$  del esquema multiderivacional (línea continua) y del monoderivacional (discontinua) vs. SNR.

## Agradecimientos

Este trabajo ha recibido el apoyo de los proyectos CICYT TEC-2004-05263-C02, FIS PI04/0689 y GTC T-30 del Gobierno de Aragón (DGA).

## Referencias

- [1] Narayan SM. T-Wave Alternans and the Susceptibility to Ventricular Arrhythmias. *J Am Coll Cardiol* 2006; 47(2):269–281.
- [2] Martínez JP, Olmos S. Methodological principles of T wave alternans analysis: a unified framework. *IEEE Trans Biomed Eng* 2005; 52:599–613.
- [3] Martínez JP, Olmos S. A robust T-wave alternans detector based on the GLRT for Laplacian noise distribution. In *Computers in Cardiology 2002*, volume 29. IEEE Comp. Soc. Press, 2002; 677–680.
- [4] Martínez JP, Olmos S, Wagner G, Laguna P. Characterization of repolarization alternans during ischemia: time-course and spatial analysis. *IEEE Trans Biomed Eng* 2006; 53:701–711.
- [5] Moody GB, Mark RG. The MIT-BIH arrhythmia database on CD-ROM and software for use with it. In *Computers in Cardiology 1990*. IEEE Comp. Soc. Press, 1990; 185–188.
- [6] Boussejot R, Kreiseler D, Schnabel A. Nutzung der EKG-Signaldatenbank CARDIODAT der PTB über das internet. *Biomedizinische Technik* 1995; 40:317–318.