

Estimación Multiderivacional de Alternancias de Onda T con Análisis de Componentes Principales

V. Monasterio Bazán, P. Laguna Lasaosa, J.P. Martínez Cortés

CIBER-BBN, Grupo de Tecnologías de las Comunicaciones, Instituto de Investigación en Ingeniería de Aragón
Universidad de Zaragoza, violeta.monasterio@unizar.es

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 trabajo se evalúa la estimación obtenida con un esquema multiderivacional que 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. Los resultados muestran que el esquema multiderivacional permite la estimación de TWA con un SNR 25 dB menor que un esquema monoderivacional para un mismo nivel de precisión.

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, 2]. Existen diferentes métodos para detectar y estimar TWA en el ECG [3]. En todos ellos, las TWA se detectan en cada derivación de manera independiente. El principal problema que presentan es una baja sensibilidad a las alternancias de muy baja amplitud [2, 3].

En un trabajo previo [4], nuestro grupo presentó un esquema de análisis multiderivacional que combina el análisis de componentes principales (PCA) con un método de análisis de TWA basado en el test del cociente de verosimilitudes generalizado (GLRT) para ruido Laplaciano (método LLR propuesto en [5, 6]). En dicho trabajo se evaluó la capacidad de detección del esquema propuesto, y se comparó con la de un esquema monoderivacional. En este estudio se completa la caracterización del esquema multiderivacional, evaluándose la exactitud de la estimación, y comparándola con un esquema monoderivacional mediante un estudio de simulación.

2. Análisis de TWA

2.1. Esquema multiderivacional

El esquema multiderivacional se muestra en la figura 1. Consta de cinco etapas: preprocesado, transformación de la señal con PCA, detección de TWA, reconstrucción de la señal y estimación de TWA.

2.1.1. Preprocesado

La señal de entrada se diezma para conseguir una frecuencia de muestreo de 125 Hz, se filtra paso bajo con una frecuencia de corte de 20 Hz, y se elimina la línea de base usando interpolación con splines cúbicos. Sea K el número de latidos de la señal de entrada, N el número de muestras de cada complejo ST-T, y L el número de derivaciones. Para el latido k -ésimo se extrae el complejo ST-T, $x_{k,l}(n)$, en las derivaciones $l = 1 \dots L$, y después se apilan los complejos de todas las derivaciones para formar la matriz $\mathbf{X}_k$

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

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

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

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

2.1.2. Transformación de la señal con PCA

Tras la etapa de preprocesado, los datos originales se filtran para eliminar el complejo ST-T de fondo

$$\mathbf{x}'_{k,l} = 0,5 (\mathbf{x}_{k,l} - \mathbf{x}_{k-1,l}), \quad k = 1 \dots K - 1$$

y los segmentos obtenidos $\mathbf{x}'_{k,l}$ se apilan y se concatenan como en (1) y (2) para obtener una nueva matriz $\mathbf{X}'$.

A continuación se estima la matriz de correlación espacial de $\mathbf{X}'$ como

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}'} = \frac{1}{(K-1)N} \mathbf{X}' \mathbf{X}'^T \quad (3)$$

y se resuelve la ecuación de los vectores propios de $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}'}$ para obtener la matriz de vectores propios Ψ . Las componentes principales de $\mathbf{X}$ se calculan aplicando la transformación

$$\mathbf{Y} = \Psi^T \mathbf{X}$$

obteniéndose la matriz de datos transformados $\mathbf{Y}$. La fila l -ésima de $\mathbf{Y}$ contiene los datos transformados correspondientes a la l -ésima componente principal, y nos referiremos a ella como la derivación transformada l -ésima.

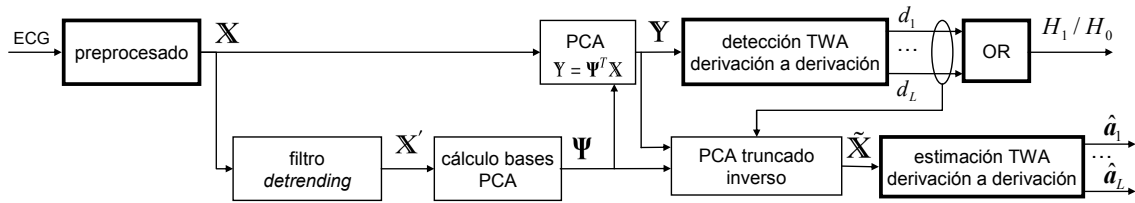


Figura 1. Diagrama de bloques del esquema multiderivacional. Los bloques en negrita son los que se usan en el esquema monoderivacional, en el que $\mathbf{Y} = \mathbf{X} = \tilde{\mathbf{X}}$.

2.1.3. Detección de TWA

Para detectar TWA, se aplica el GLRT en cada derivación transformada [5, 6]. El resultado de la detección se denota por d_l : si se detectan TWA en la derivación transformada l -ésima, $d_l = 1$, y en caso contrario $d_l = 0$. El resultado final de la detección será positivo si se detectan TWA al menos en una derivación (bloque 'OR' en la figura 1).

2.1.4. Reconstrucción de la señal con PCA inversa

La estimación de TWA debe realizarse en las derivaciones originales para que tenga utilidad clínica. Por lo tanto, después de la detección es necesario reconstruir la señal en el dominio original a partir de los datos transformados. Para ello, las derivaciones transformadas en las que $d_l = 0$ (filas de $\mathbf{Y}$) y sus correspondientes vectores propios (columnas de Ψ) se eliminan, obteniéndose las matrices truncadas $\mathbf{Y}_{TR}$ y Ψ_{TR} , y se obtiene la señal reconstruida como

$$\tilde{\mathbf{X}} = \Psi_{TR} \mathbf{Y}_{TR}$$

2.1.5. Estimación de TWA

Para estimar la forma de onda de las TWA, se aplica la estimación de máxima verosimilitud (MLE) para ruido Laplaciano [5, 6] sobre cada derivación reconstruida. La estimación de TWA sólo es posible cuando se dispone de la señal reconstruida, es decir, cuando la detección ha sido positiva.

2.2. Esquema monoderivacional

El esquema monoderivacional procesa cada derivación de manera completamente independiente. Consta de las mismas etapas de preprocesado, estimación y detección que el esquema multiderivacional (en negrita en la figura 1), pero sin las etapas intermedias de transformación y reconstrucción de la señal ($\mathbf{Y} = \mathbf{X} = \tilde{\mathbf{X}}$). En este caso es posible calcular una estimación de las TWA independientemente del resultado de la detección (en los casos de ausencia de TWA la estimación contendrá únicamente ruido).

3. Estudio de simulación

Para evaluar y comparar los dos esquemas de análisis, se simuló señales ECG multiderivacionales añadiendo ruido y TWA a un ECG de fondo (figura 2). Para el ECG de fondo, se seleccionó un latido estándar de un registro de 12 derivaciones y se repitió K veces. La forma de onda de las TWA se estimó y se extrajo de otro registro perteneciente a la base de datos STAFF-III utilizando el método

LLR [6]. En ambos casos se seleccionaron únicamente las derivaciones independientes V1-V6, I y II ($L = 8$). A la suma del ECG y las TWA se añadió ruido Gaussiano. Para cada realización, se simuló L segmentos de ruido de $K \times N$ muestras, y se normalizaron de manera que su valor RMS fuera $1 \mu V$. Sea $\mathbf{W}$ la matriz de ruido formada por los segmentos de ruido $\mathbf{w}_l$,

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{w}_L^T \end{bmatrix} \quad (4)$$

Los segmentos $\mathbf{w}_l$ están incorrelados espacialmente ($\mathbf{R}_W = \mathbf{I}$). Sin embargo, en los ECG reales el ruido de las diferentes derivaciones está correlado. 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 [7] 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 resultantes se concatenaron y apilaron como en (4) para formar una matriz multiderivacional de ruido $\mathbf{N}$. La correlación entre derivaciones de $\mathbf{N}$ se estimó como en (3), y aplicando la descomposición de Cholesky a su inversa se obtuvo

$$\hat{\mathbf{R}}_N^{-1} = \mathbf{D}\mathbf{D}^T$$

donde $\mathbf{D}$ es una matriz triangular superior que actúa como filtro blanqueador. La inversa de $\mathbf{D}$ se usó para correlar espacialmente el ruido generado

$$\mathbf{W}' = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{W}$$

obteniéndose una matriz $\mathbf{W}'$ cuya correlación espacial es igual a $\hat{\mathbf{R}}_N$. Después, el ruido se escaló de manera que el valor RMS de la derivación menos ruidosa fuera $200 \mu V$.

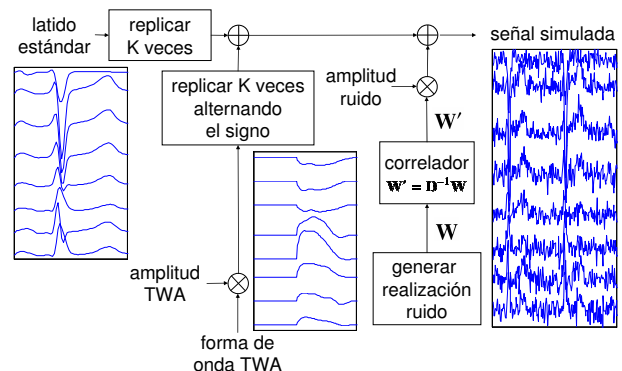


Figura 2. Simulación de señales ECG con TWA y ruido. Las escalas son diferentes para visualizar mejor las señales

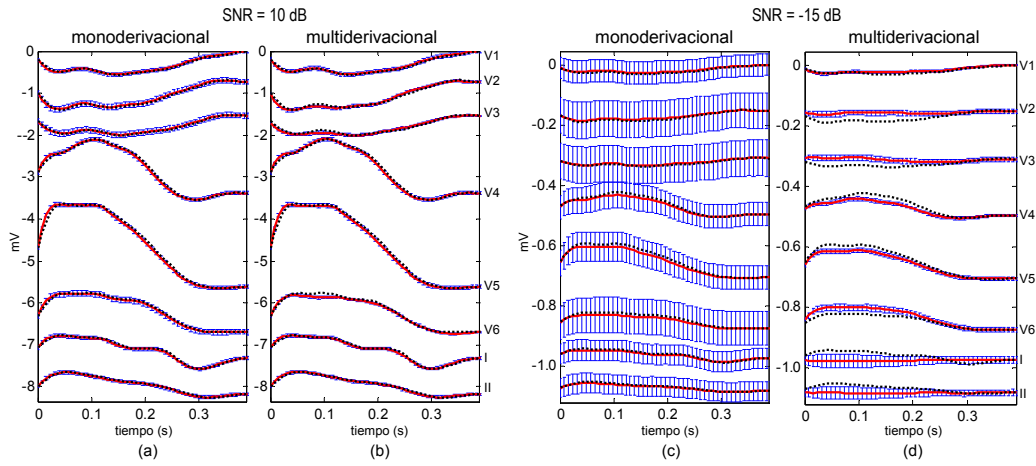


Figura 3. Valor esperado (línea roja) y desviación estándar (barras azules) de la estimación de TWA, obtenida con los esquemas monoderivacional (a) y multiderivacional (b) para $SNR = 10$ dB, y con los esquemas monoderivacional (c) y multiderivacional (d) para $SNR = -15$ dB. La TWA verdadera se muestra en línea discontinua.

Finalmente, se escalaron las TWA para obtener el valor de SNR deseado, definido como el cociente entre la potencia de TWA y la potencia de ruido. Se simularon señales de 32 latidos, con valores de SNR desde -60 hasta 10 dB y también sin TWA. Para cada caso se generaron 10^4 realizaciones de ruido.

4. Resultados

Las señales simuladas se procesaron con los dos esquemas. La capacidad de detección se evaluó en un trabajo previo [4], en el que se comparaba la probabilidad de detección P_D de los dos esquemas para una probabilidad de falsa alarma $P_{FA} = 0,01$ (figura 4).

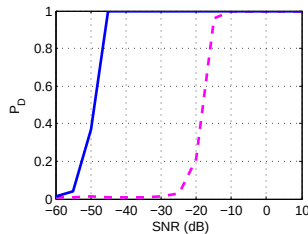


Figura 4. P_D para $P_{FA} = 0,01$ del esquema multiderivacional (línea continua) y del monoderivacional (línea discontinua) vs. SNR

En este estudio el objetivo era evaluar la exactitud de la estimación independientemente de la detección. La comparación de los dos esquemas no es directa, ya que con el esquema monoderivacional siempre se obtiene una estimación, y con el esquema multiderivacional sólo se obtiene cuando la detección es positiva. Por lo tanto, los resultados de las 10^4 realizaciones se consideraron como sigue: en caso de detección positiva, la salida de la etapa de estimación se tomaba directamente, y si la detección era negativa se tomaba una señal nula ($0 \mu V$) para las ocho derivaciones.

La exactitud de la estimación se evaluó en términos de sesgo, varianza y error cuadrático medio. Sea $\hat{a}_l(n)$ la muestra n -ésima de la forma de onda estimada en la l -ésima derivación, y $a_l(n)$ la misma muestra de la forma de onda verdadera. Para cada valor de SNR, se calculó $E\{\hat{a}_l(n)\}$ como el promedio de $\hat{a}_l(n)$ en las 10^4 realizaciones. En la figura 3

se muestran el valor esperado y la desviación estándar de la estimación obtenida con los dos esquemas para diferentes valores de SNR. Para cada valor de SNR y cada derivación l , el sesgo y el error de la estimación se calcularon como

$$b_l(n) = E\{\hat{a}_l(n)\} - a_l(n), \quad n = 0 \dots N-1 \quad (5)$$

$$e_l^2(n) = E\{(\hat{a}_l(n) - a_l(n))^2\}, \quad n = 0 \dots N-1 \quad (6)$$

De nuevo, los valores esperados se estimaron como el promedio de las 10^4 realizaciones. Se definieron dos parámetros de calidad:

$$\mathcal{R}_{b_l}(\%) = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} b_l^2(n)}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} a_l^2(n)}} \times 100$$

$$\mathcal{R}_{e_l}(\%) = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e_l^2(n)}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} a_l^2(n)}} \times 100$$

El parámetro $\mathcal{R}_{b_l}$ mide el sesgo relativo de la estimación en la derivación l -ésima. La figura 5 muestra $\mathcal{R}_{b_l}$ en función de SNR para los dos esquemas. El parámetro $\mathcal{R}_{e_l}$ mide el error relativo causado conjuntamente por el sesgo y por la varianza, y se muestra en la figura 6 en función de SNR.

5. Discusión y conclusiones

En la figura 3 se observa que el sesgo de la estimación multiderivacional es mayor que el de la estimación monoderivacional. Efectivamente, el sesgo de la estimación multiderivacional es mayor para $SNR \geq -15$ dB (figura 5), debido al truncamiento que se realiza en la etapa de reconstrucción. Como sólo se utiliza un subconjunto de derivaciones transformadas para reconstruir la señal, a la TWA reconstruida le falta el contenido de las derivaciones truncadas. Por otra parte, cuando $SNR < -15$ dB el sesgo relativo de la estimación monoderivacional tiende al 100 % en todas

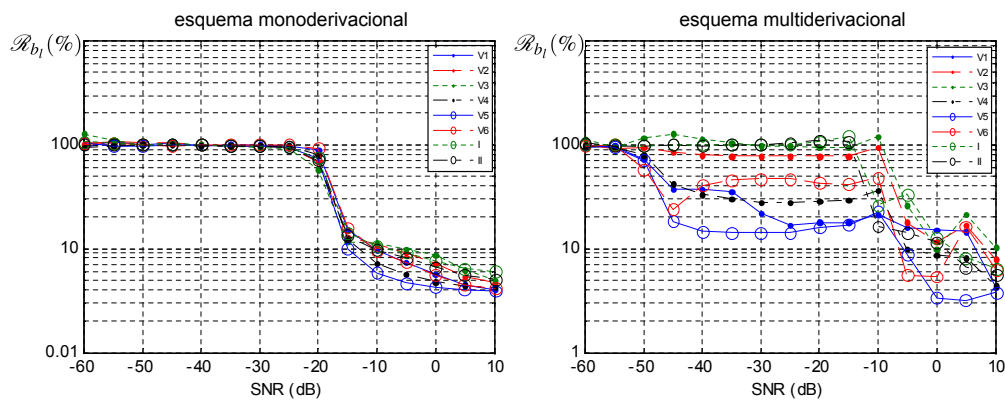


Figura 5. Sesgo relativo de la estimación de TWA con el esquema monoderivacional (izda.) y el multiderivacional (dcha.) vs. SNR

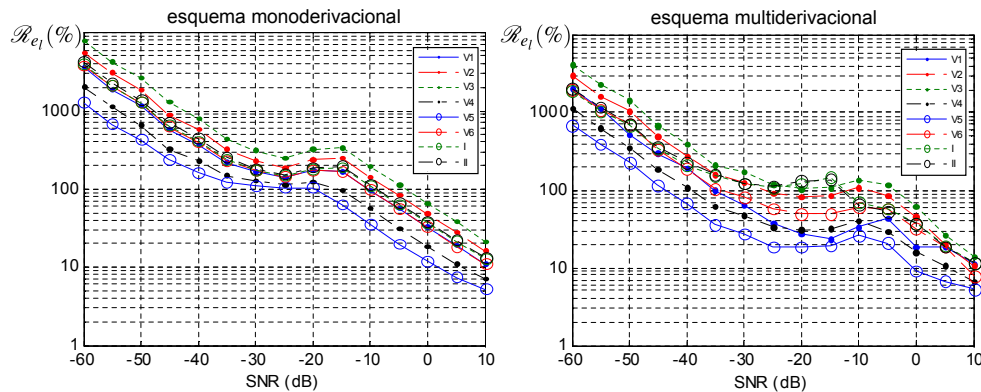


Figura 6. Error relativo de la estimación de TWA con el esquema monoderivacional (izda.) y el multiderivacional (dcha.) vs. SNR

las derivaciones, es decir, la estimación tiende a cero. Esto ocurre porque en $\text{SNR} = -15\text{dB}$, la P_D empieza a descender (figura 4), así que se consideran cada vez más señales nulas al promediar en (5) y (6). En este caso, el esquema multiderivacional se comporta mejor, ya que para SNR bajos el sesgo relativo varía de manera diferente en cada derivación, y en algunas derivaciones es $< 50\%$ hasta $\text{SNR} = -45\text{dB}$.

En la figura 3 también se observa que la varianza de la estimación multiderivacional es menor que la del esquema monoderivacional en todas las derivaciones. Esta menor varianza compensa el sesgo, de manera que el error relativo final es menor o igual que el del esquema monoderivacional para todos los valores de SNR (figura 6). Para SNR altos, R_{e1} es similar con los dos esquemas, y para SNR bajos R_{e1} es menor con el esquema multiderivacional. En concreto, cuando $\text{SNR} < -15\text{dB}$, con el esquema monoderivacional $R_{e1} > 100\%$ en todas las derivaciones, mientras que con el multiderivacional esto no ocurre hasta $\text{SNR} < -40\text{dB}$.

Según los resultados de la simulación, el esquema multiderivacional mejora significativamente la estimación de TWA, especialmente con niveles de SNR bajos. Este esquema permite la estimación de TWA con un SNR 25 dB menor que un esquema monoderivacional para un mismo nivel de precisión. Aunque es necesario validarlo con señales reales, el esquema propuesto puede resultar de gran utilidad para analizar señales ruidosas, tales como ECG de pruebas de esfuerzo, que es uno de los principales escenarios clínicos donde se aplica el análisis de TWA.

Agradecimientos

Este trabajo ha recibido el apoyo de CIBER-BBN a través de ISCIII, TEC-2007-68076-C02-02 de CICYT, y GTC T-30 de la DGA.

Referencias

- [1] Rosenbaum DS, Jackson LE, Smith JM, Garan H, Ruskin JN, Cohen RJ. Electrical Alternans and Vulnerability to Ventricular Arrhythmias. *N Engl J Med* 1994;330(4):235–241.
- [2] Narayan SM. “T-Wave Alternans and the Susceptibility to Ventricular Arrhythmias”. *J Am Coll Cardiol* 2006; 47(2):269–281.
- [3] Martínez JP, Olmos S. “Methodological principles of T wave alternans analysis: a unified framework”. *IEEE Trans Biomed Eng* 2005;52:599–613.
- [4] Monasterio V, Martínez JP. “A multilead approach to T-wave alternans detection combining Principal Component Analysis and the Laplacian Likelihood Ratio method”. In *Computers in Cardiology* 2007; 34:5–8.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Bousseljot R, Kreiseler D, Schnabel A. “Nutzung der EKG-Signaldatenbank CARDIODAT der PTB über das Internet”. *Biomedizinische Technik* 1995;40:317–318.