

Comparación de Técnicas Multiderivacionales para Detectar Alternancias de Onda T en el ECG

V. Monasterio Bazán, 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

Las alternancias de onda T (TWA) son un fenómeno cardíaco asociado con los mecanismos causantes de arritmias ventriculares malignas. En este trabajo se propone un esquema multiderivacional para mejorar la detección de TWA en el ECG. El esquema propuesto se basa en el análisis de componentes periódicos (π CA), una técnica basada en la descomposición en valores propios de la señal cuyo objetivo es encontrar una transformación lineal de los canales de entrada que maximice la periodicidad de la señal transformada. El esquema propuesto se evalúa mediante un estudio de simulación donde se añaden TWA conocidas a señales ECG reales, y se compara con otro esquema multiderivacional basado en análisis de componentes principales, y con un esquema monoderivacional. Los resultados del estudio de simulación muestran que el esquema basado en π CA ofrece la mayor capacidad de detección, siendo capaz de detectar alternancias con amplitudes menores de $5 \mu\text{V}$.

1. Introducción

Las alternancias de onda T se definen como una fluctuación en la morfología de la repolarización repetida cada dos latidos. Actualmente, las TWA se consideran un marcador de riesgo elevado de sufrir arritmias ventriculares malignas, que pueden conducir incluso a la muerte súbita cardíaca [1, 2]. La amplitud de las TWA es del rango de microvolts, y puede estar por debajo del nivel de ruido del ECG, lo que dificulta enormemente su detección. Los métodos existentes para detectar TWA [3] se aplican habitualmente a cada derivación del ECG de manera independiente, es decir, siguiendo un esquema monoderivacional. El principal problema que presentan es una baja sensibilidad a las alternancias de muy baja amplitud [2, 3].

En trabajos previos [4, 5], propusimos un esquema multiderivacional basado en la combinación del análisis de componentes principales (PCA) con un método monoderivacional para el análisis de TWA, el método del cociente de verosimilitudes para ruido Laplaciano (método LLR) [6]. En este trabajo, presentamos un nuevo esquema multiderivacional que combina el método LLR con el análisis de componentes periódicos (π CA), que es una técnica basada en la descomposición en valores y vectores propios de la señal para analizar su estructura periódica. El π CA fue

inicialmente propuesto en [7], y aplicado posteriormente a señales ECG en [8]. El objetivo de este trabajo es comparar la capacidad de detección de los esquemas multiderivacionales basados en PCA y π CA y del esquema monoderivacional habitual.

2. Análisis de TWA

En este trabajo se comparan tres esquemas de análisis diferentes, todos ellos basados en el método LLR: un esquema multiderivacional basado en π CA (*multi- π CA*), un esquema multiderivacional basado en PCA (*multi-PCA*), y un esquema monoderivacional (*mono*).

2.1. Esquema multiderivacional general

Los esquemas *multi-PCA* y *multi- π CA* siguen un mismo esquema general que consta de cinco etapas: preprocesado, transformación de la señal, detección de TWA, reconstrucción de la señal y estimación de las TWA. La diferencia entre *multi-PCA* y *multi- π CA* es la técnica utilizada en la etapa de transformación de la señal.

Preprocesado

En la etapa de 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 15 Hz, y se elimina la línea de base usando interpolación con splines cúbicos. Sea K el número de latidos de la ventana de análisis, 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}

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

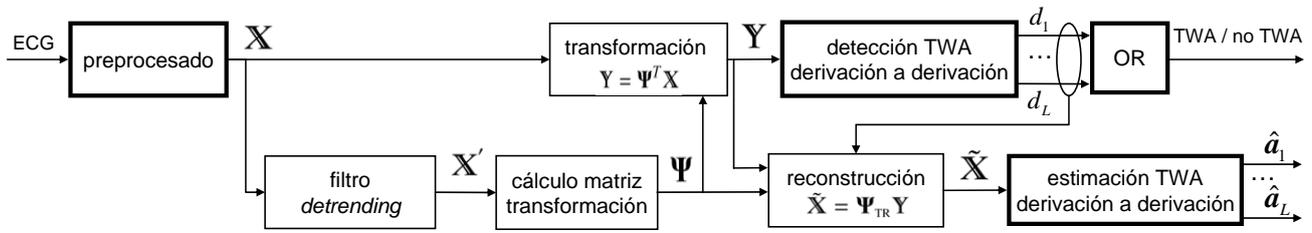


Figura 1. Diagrama de bloques del esquema multiderivacional general. Los bloques en negrita son los que se usan en el esquema monoderivacional, en el que $\mathbf{Y} = \mathbf{X} = \tilde{\mathbf{X}}$.

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

2.1.1. Transformación de la señal

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

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

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 calcula la matriz de transformación Ψ a partir de \mathbf{X}' usando PCA o π CA. El objetivo es encontrar una transformación lineal $\mathbf{Y} = \Psi^T \mathbf{X}$ que mejore la relación señal a ruido de las TWA, aprovechando la información espacial y temporal contenida en el ECG.

Análisis de Componentes Principales

La señal \mathbf{X}' puede considerarse un proceso de media nula con una matriz de correlación espacial $\mathbf{R}_{\mathbf{X}'} = E\{\mathbf{X}'\mathbf{X}'^T\}$. Para obtener la matriz de transformación, se resuelve la ecuación de valores y vectores propios de $\mathbf{R}_{\mathbf{X}'}$

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}'} \Psi = \Psi \Lambda \quad (3)$$

donde Λ denota la matriz de valores propios, y Ψ es la matriz de vectores propios. La matriz Ψ define una transformación ortonormal, que se aplica a la señal original \mathbf{X}

$$\mathbf{Y} = \Psi^T \mathbf{X} \quad (4)$$

para obtener la matriz transformada \mathbf{Y} , cuya fila l -ésima contiene la l -ésima componente principal de \mathbf{X} . De aquí en adelante, nos referiremos a ella como la derivación transformada l -ésima (TI).

Análisis de Componentes Periódicos

El objetivo de esta técnica es encontrar la transformación $\mathbf{y}(t) = \mathbf{w}^T \mathbf{X}'(t)$ que maximice la estructura periódica de la señal transformada a la frecuencia $f_0 = 0,5$ ciclos por latido (cpl), o lo que es lo mismo, con un periodo $\tau = 1/f_0 = 2N$ muestras. Para calcularla se busca minimizar la siguiente medida de periodicidad

$$\epsilon(\mathbf{w}, \tau) = \frac{\sum_t |\mathbf{y}(t + \tau) - \mathbf{y}(t)|^2}{\sum_t |\mathbf{y}(t)|^2}. \quad (5)$$

Tal y como se muestra en [8], (5) se puede expresar como

$$\epsilon(\mathbf{w}, \tau) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{A}_{\mathbf{X}'}(\tau) \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{\mathbf{X}'} \mathbf{w}} \quad (6)$$

donde

$$\mathbf{A}_{\mathbf{X}'}(\tau) = E_t \left\{ \left[\mathbf{X}'(t + \tau) - \mathbf{X}'(t) \right] \left[\mathbf{X}'(t + \tau) - \mathbf{X}'(t) \right]^T \right\}. \quad (7)$$

El peso \mathbf{w} que minimiza (6) viene dado por el vector propio generalizado correspondiente al menor valor propio generalizado del par de matrices $(\mathbf{A}_{\mathbf{X}'}(\tau), \mathbf{R}_{\mathbf{X}'})$ [7, 8]. La matriz de transformación Ψ se calcula como la matriz de vectores propios generalizados de $(\mathbf{A}_{\mathbf{X}'}(\tau), \mathbf{R}_{\mathbf{X}'})$, con los vectores propios (columnas) colocados en orden ascendente. De esta manera, con la transformación $\mathbf{Y} = \Psi^T \mathbf{X}$ se obtienen las componentes de \mathbf{X} en orden ascendente de periodicidad, es decir, la componente con periodicidad 0,5 cpl (la correspondiente a las TWA) se proyectará en la primera derivación transformada (primera fila de \mathbf{Y}).

2.1.2. Detección de TWA

Después de la etapa de transformación, la detección de TWA se realiza sobre la señal transformada. Para decidir si existen alternancias o no, se aplica el test del cociente de verosimilitudes generalizado (GLRT) como se describe en [9, 6]; en cada derivación transformada se calcula el estadístico de detección del GLRT, que denotaremos por Z , y se compara con un umbral γ . La detección será positiva si $Z > \gamma$, y negativa en caso contrario. El valor de γ se puede fijar en función de una probabilidad de falsa alarma (P_{FA}) determinada. 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 Fig.1).

2.1.3. Reconstrucción de la señal

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

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

2.1.4. Estimación de TWA

Para estimar la forma de onda de las TWA $\hat{a}_j(n)$ y su amplitud V_{alt} , se aplica la estimación de máxima verosimilitud (MLE) para ruido Laplaciano sobre cada derivación reconstruida [9, 6].

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 Fig.1), pero sin las etapas intermedias de transformación y reconstrucción de la señal, es decir, con este esquema $\mathbf{Y} = \mathbf{X} = \hat{\mathbf{X}}$.

3. Estudio de simulación y resultados

Los tres esquemas de análisis se compararon mediante un estudio de simulación. Para que las condiciones de ruido y variabilidad de los ECG fueran reales, se utilizaron ECGs de 12 derivaciones pertenecientes a 277 sujetos sanos (prueba de esfuerzo negativa tanto clínica como eléctricamente) de la base de datos de pruebas de esfuerzo descrita en [10]. En cada registro, se seleccionó un fragmento inicial de la prueba de esfuerzo con ritmo cardíaco ≤ 100 latidos/minuto. A las señales ECG reales se les añadieron alternancias con amplitudes conocidas de 0 a 200 μV . Las señales se analizaron utilizando diferentes ventanas de análisis ($K = 32$ y $K = 128$ latidos) y considerando diferentes valores para la probabilidad de falsa alarma (0,05 y 0,01). El umbral de detección γ se estableció procesando las señales sin alternancias, y eligiendo un determinado percentil de los valores del estadístico Z calculados en dichas señales (percentiles 95 y 99 para $P_{FA} = 0,01$ y 0,05 respectivamente).

Una vez fijada una misma P_{FA} para los tres esquemas, se comparó la probabilidad de detección P_D obtenida con cada uno de ellos. Para una $P_{FA} = 0,01$, el esquema *multi- πCA* es capaz de detectar TWA de 5 μV con una probabilidad del 98 %, mientras que la P_D obtenida con el esquema *multi-PCA* es tan solo del 60 % (Fig. 2).

Para entender mejor los efectos de PCA y πCA , se analizó la evolución del estadístico de detección Z en las derivaciones transformadas en función de la amplitud de las TWA para todas las señales. En la Fig.3 se muestra un ejemplo donde la misma señal se analiza utilizando los esquemas *multi-PCA* *multi- πCA* y *mono*.

4. Discusión

La mejor capacidad de detección se obtiene con el esquema *multi- πCA* en todos los casos (Fig.2). Habitualmente, las señales ECG no contienen ninguna componente a 0,5 ciclos por latido a excepción de las TWA, siempre y cuando se elimine correctamente la línea de base, por lo que el contenido proyectado en la primera derivación transformada (T1) es principalmente el de las alternancias; por lo tanto, incluso TWA con amplitudes tan bajas como 5 μV resultan detectables en la señal transformada. Este efecto

se observa claramente en la Fig.3, donde el estadístico de detección con un esquema *multi- πCA* sobrepasa el umbral en $V_{alt} = 3,5\mu\text{V}$.

Con el esquema *multi-PCA*, la P_D para $P_{FA} = 0,01$ aumenta rápidamente para $V_{alt} \leq 5\mu\text{V}$, y entonces disminuye súbitamente (Fig.2). Esto ocurre porque PCA proyecta las componentes de la señal con mayor varianza en las primeras derivaciones transformadas (T1- T3); por lo tanto, cuando la amplitud de las TWA es baja, lo que se concentra en esas derivaciones es principalmente el ruido, mientras que el contenido de las TWA continúa repartido en todas las derivaciones, y por lo tanto se hace más visible en las últimas derivaciones transformadas (esto ocurre siempre y cuando la correlación espacial de las TWA y del ruido sea diferente). Conforme V_{alt} va aumentando, las TWA se empiezan a proyectar en las derivaciones transformadas más altas, quedando de nuevo enmascaradas por el ruido, y por lo tanto la P_D disminuye. Finalmente, cuando V_{alt} es lo suficientemente grande, PCA proyecta principalmente las TWA en las primeras derivaciones transformadas, pero en este caso ya no se obtiene una mejora en la capacidad de detección porque las TWA ya son detectables incluso con el esquema monoderivacional. En el ejemplo de la Fig.3, con el esquema *multi-PCA* las TWA se detectan en T8 para $V_{alt} < 5\mu\text{V}$, dejan de detectarse para $5 < V_{alt} < 50\mu\text{V}$, y vuelven a detectarse en T2 para $V_{alt} \geq 50\mu\text{V}$.

En la Fig.2 se puede observar que si se elige un umbral de detección suficientemente bajo (o lo que es lo mismo, se permite una P_{FA} suficientemente alta), el efecto de “valle” descrito anteriormente puede llegar a desaparecer, ya que no habrá ningún valor de V_{alt} intermedio para el que no se detecten TWA en al menos una derivación. En ese caso las prestaciones de los esquemas *multi- πCA* y *multi-PCA* tenderían a igualarse. En la parte derecha de la Fig.2 puede observarse este efecto. En la misma gráfica también se observa que el uso de una ventana de análisis más larga tiende a igualar las prestaciones del esquema monoderivacional con las de los esquemas multiderivacionales, ya que una ventana más larga proporciona una mayor robustez frente al ruido, a costa de perder sensibilidad frente a cambios rápidos en la amplitud de las alternancias [3].

5. Conclusiones

Según los resultados de simulación, con el esquema multiderivacional basado en análisis de componentes periódicos se obtiene una mayor capacidad de detección, y se mantiene a la vez una baja probabilidad de falsas alarmas y una alta capacidad de adaptación a cambios rápidos en la amplitud de las TWA. Aunque es necesario validarlo con señales reales, el esquema propuesto puede resultar de gran utilidad para analizar señales multiderivacionales ruidosas, tales como ECG de pruebas de esfuerzo, que es uno de los principales escenarios clínicos donde se aplica el análisis de TWA.

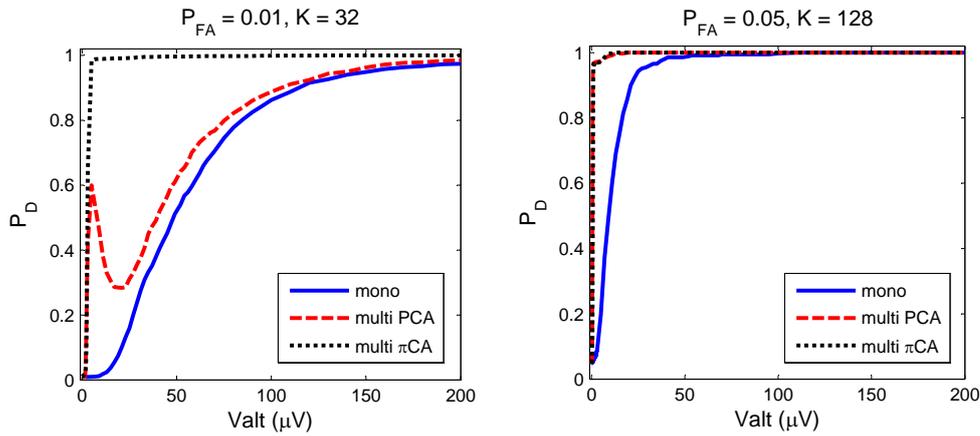


Figura 2. P_D de los esquemas multi-PCA, multi- π CA y mono vs. amplitud de las TWA, para $P_{FA} = 0,01$ y una ventana de análisis de 32 latidos (izquierda), y para $P_{FA} = 0,05$ y una ventana de análisis de 128 latidos (derecha).

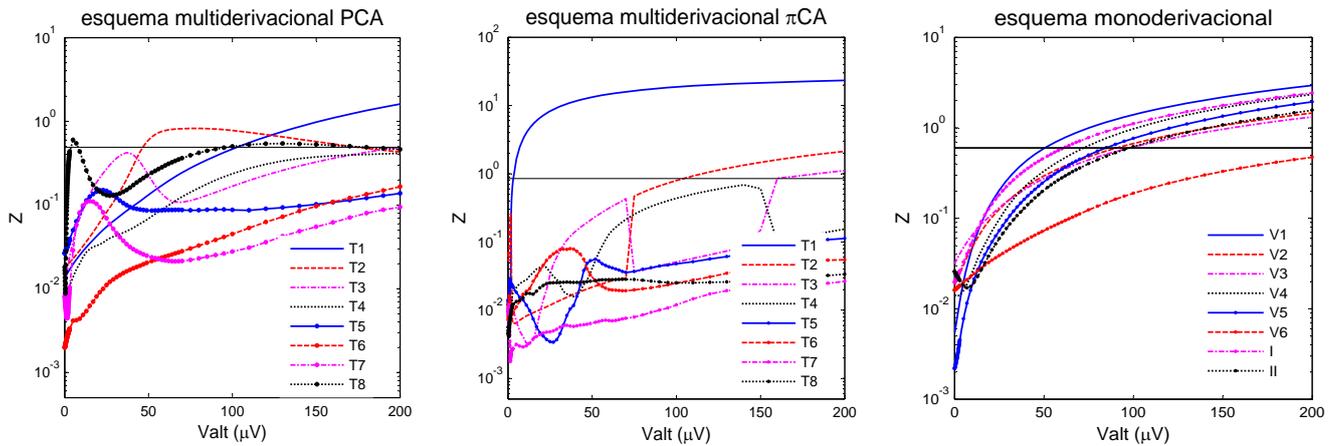


Figura 3. Comparación de los esquemas multi-PCA, multi- π CA y mono aplicados a la misma señal ECG con diferentes amplitudes de TWA. Las curvas muestran los valores del estadístico de detección en las ocho derivaciones transformadas (esquemas multi-PCA y multi- π CA) y en las derivaciones originales (esquema mono). La línea horizontal negra indica el umbral de detección para una $P_{FA} = 0,01$ en los tres esquemas.

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 Bazán V, Laguna Lasaosa P, Martínez Cortés J. Análisis multiderivacional de alternancias de onda T en prueba de esfuerzo. In XXVI Congreso Sociedad Española de Ingeniería Biomédica. 2008; 45–48.
 [5] Monasterio Bazán V, Martínez Cortés J. Estimación multiderivacional de alternancias de onda t con análisis de componentes principales. In XXVI Congreso Sociedad Española de Ingeniería Biomédica. 2008; 41–44.
 [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] Saul LK, Allen JB. Periodic component analysis: An eigenvalue method for representing periodic structure in speech. NIPS 2000;807–813.
 [8] Sameni R, Jutten C, Shamsollahi MB. Multichannel electrocardiogram decomposition using periodic component analysis. IEEE Trans Biomed Eng 2008;55(8):1935–1940.
 [9] 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.
 [10] Bailón R, Mateo J, Olmos S, Serrano P, García J, del Río A, Ferreira IJ, Laguna P. Coronary artery disease diagnosis based on exercise electrocardiogram indexes from repolarisation, depolarisation and heart rate variability. Med Biol Eng Comput 2003;41(5):561–571.