

DETECCIÓN ROBUSTA DE ALTERNANCIAS DE ONDA T BASADA EN EL GLRT PARA RUIDO LAPLACIANO

Juan Pablo Martínez Cortés, Salvador Olmos Gassó

Grupo de Tecnologías de las Comunicaciones. Universidad de Zaragoza
María de Luna, 3. 50018 Zaragoza. e-mail: jpmart@posta.unizar.es

RESUMEN

La presencia de alternancias de onda T (AOT) en el ECG se considera un marcador de inestabilidad cardiaca y de alto riesgo de sufrir arritmias ventriculares malignas y muerte súbita cardiaca. Existen diversos algoritmos para detectar y estimar las AOT, como el método espectral (SM), la demodulación compleja (CD), o el método de la correlación. En este trabajo, mostramos que los métodos SM y CD se pueden ver como un test de razón de verosimilitudes generalizado (GLRT) para episodios de AOT en ruido gaussiano. Sin embargo, la distribución del ruido en registros ECG tiene colas más pesadas que la gaussiana debido a la presencia de valores extremos u outliers (p.ej. latidos ectópicos, artefactos, variaciones de la línea de base, etc). En este trabajo se derivan un detector GLRT y un estimador de AOT en ruido laplaciano. Los resultados del estudio de simulación sugieren que esta nueva técnica es mucho más robusta que SM o CD en presencia de ruido fisiológico. El efecto es más claro cuanto más pesadas sean las colas de la distribución de ruido, como, p. ej. en el caso del ruido muscular.

1. INTRODUCCIÓN

Las Alternancias de onda T (AOT), definidas como una fluctuación consistente de la morfología de la repolarización repetida cada dos latidos, han sido documentadas en distintas situaciones clínicas y experimentales, como el síndrome de QT largo, la isquemia e infarto de miocardio, oclusión de arterias coronarias, angina de Prinzmetal y otras condiciones patológicas.

Aunque no es frecuente encontrar AOT visibles, el análisis informatizado de registros ECG digitales ha permitido en los últimos años identificar AOT con amplitudes de microvoltios (no visibles), que son mucho más comunes que las visibles. Recientemente, algunos estudios han relacionado la presencia de AOT con inestabilidad eléctrica del corazón y alto riesgo de arritmias ventriculares malignas y muerte súbita cardiaca [1]. De ahí la importancia de desarrollar algoritmos robustos y sensibles para detectar AOT en el ECG.

Este trabajo ha sido subvencionado por los proyectos TIC2001-2167-C02-02 del MCyT y FEDER y P075/2001 de la DGA.

Existen varios métodos para detectar AOT, todos ellos basados en el conocido problema de la estimación espectral. El método espectral (SM) [1] emplea la FFT para encontrar la componente frecuencial a 0.5 ciclos por latido en la matriz de complejos ST-T alineados. Otra técnica es la demodulación compleja (CD) [2], donde la componente alternante se demodula y se filtra paso bajo para obtener una medida de la alternancia latido a latido. Otros métodos, más recientes, tratan la repolarización como un todo, como p. ej., las basadas en la transformada de Karhunen-Loève [3] o en la correlación con el latido mediano [4].

En esta comunicación, se propone y evalúa un detector robusto de AOT, derivado como el GLRT para ruido laplaciano (Sección 2). En esa misma sección se muestra que los métodos SM y CD pueden considerarse como detectores GLRT para ruido gaussiano, y se describe el estudio de simulación. En la Sección 3 se muestran algunos resultados de la simulación y finalmente, se exponen las conclusiones del trabajo en la Sección 4.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. GLRT para AOT en ruido gaussiano

En todos los métodos publicados, la señal ECG se reduce a un número de series latido a latido relacionadas con el complejo ST-T del ECG (normalmente, la amplitud de una muestra dada del complejo), a las cuales se aplican los métodos de detección de alternancias.

Cada una de estas series, se puede modelar como:

$$x[n] = a \cdot e[n] \cdot (-1)^n + C + w[n] \quad n = 0 \dots N-1, \quad (1)$$

donde $e[n]$ es la forma del episodio alternante latido a latido; a y C son constantes desconocidas que representan la amplitud de AOT y la componente que periódica de cada latido; por su parte, $w[n]$ representa el ruido aditivo, y se asume que es blanco y gaussiano, con una fdp $\sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$. Si $\sum_{n=0}^{N-1} a \cdot e[n] \cdot (-1)^n = 0$ (p. ej., si la forma del episodio es simétrica y N es par), el término C puede ser cancelado fácilmente substrayendo la media de los valores observados. El modelo para la serie resultante es $y[n] = x[n] - C = a e[n] (-1)^n + w[n]$, $n = 0 \dots N-1$.

Si se conoce la forma del episodio $e[n]$, se puede emplear esta información para estimar y detectar mejor los episodios de AOT.

Para detectar AOT, se plantea el siguiente test de hipótesis:

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_0 : a &= 0 \\ \mathcal{H}_1 : a &\neq 0. \end{aligned} \quad (2)$$

Este problema encaja en el modelo lineal clásico. Para obtener el detector GLRT [5, Teorema 7.1], es necesario calcular el estimador de máxima verosimilitud (MLE) de a bajo la hipótesis \mathcal{H}_1 :

$$\hat{a} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y[n]e[n](-1)^n. \quad (3)$$

y el correspondiente GLRT consiste en decidir \mathcal{H}_1 si

$$T(\mathbf{y}) = \frac{1}{N} \left(\sum_{n=0}^{N-1} y[n]e[n](-1)^n \right)^2 > \gamma, \quad (4)$$

que es el periodograma de la serie $y[n]$ enventanada por $e[n]$, evaluado en $f = 0.5$ ciclos por latido. La varianza del ruido en el denominador se supone conocida. Si no, puede estimarse, o simplemente incluirse en un umbral adaptativo.

Para detectar episodios transitorios que comienzan en una instante desconocido dentro del intervalo de observación, el GLRT consiste en aplicar (4) a cada grupo de N muestras correlativas y buscar el máximo. Esta implementación en forma de ventana deslizante también puede verse como la salida de un filtro adaptado a la forma del episodio.

Para detectar episodios con una forma dada $e[n]$, el GLRT (4) es básicamente el periodograma modificado de los datos enventanados con $e[n]$. En la versión que utiliza una ventana deslizante, el test es el cuadrado de la salida del filtro con respuesta impulsional $h[n] = e[-n](-1)^n$ a la entrada $y[n]$, o lo que es lo mismo, el resultado de aplicar la demodulación compleja a $y[n]$ usando un filtro pasabajo con respuesta impulsional $g[n] = e[-n]$.

Si no se sabe de la forma del episodio, puede considerarse estacionario a intervalos de N muestras. En ese caso, $e[n] = 1$, $n = 0 \dots N - 1$ (una ventana rectangular) y $T(\mathbf{y})$ es el periodograma de la serie dividido por la potencia de ruido. Este GLRT para episodios de forma rectangular coincide en esencia con el método SM.

El modelo de ruido gaussiano usado en esta Sección se asume muy a menudo debido a su simplicidad matemática y se justifica por el teorema central del límite, pero no caracteriza bien algunos tipos de ruido, debido a la presencia de valores extremos. Por ejemplo, en registros ECG, la presencia de latidos ectópicos, artefactos, variaciones de línea de base, etc, suele hacer que la distribución de ruido en las series de amplitud tenga colas más pesadas que la distribución gaussiana. La distribución laplaciana, con una kurtosis de Pearson $\alpha_4=6$ es un ejemplo de estadística leptocúrtica (con colas más pesadas). Por eso, puede modelar el ruido en las series de alternancias mejor que la gaussiana, y su tratamiento matemático es todavía relativamente simple.

2.2. GLRT para AOT en ruido laplaciano

Ahora, el modelo sigue siendo el mismo de (1), pero asumiendo el ruido blanco y con fdp laplaciana:

$$p(w[n]) = \frac{1}{\sqrt{2\sigma^2}} \exp \left(-\sqrt{\frac{2}{\sigma^2}} |w[n]| \right), \quad (5)$$

El término constante C en (1) puede cancelarse también de manera sencilla. Asumiendo una forma del episodio constante dentro de la ventana de análisis, nos queda el siguiente modelo para la señal: $y[n] = x[n] - C = a \cdot (-1)^n + w[n]$ $n = 0 \dots N - 1$.

La fdp multivariante bajo la hipótesis \mathcal{H}_1 para un cierto valor de a es:

$$\begin{aligned} p(y[0], y[1] \dots y[N-1]; a, \mathcal{H}_1) \\ = \left(\frac{1}{2\sigma^2} \right)^{\frac{N}{2}} \exp \left(-\sqrt{\frac{2}{\sigma^2}} \sum_{i=0}^{N-1} |y[i] - a \cdot (-1)^i| \right) \end{aligned} \quad (6)$$

Por tanto, el estimador ML de a , \hat{a} , es el valor que minimiza $J(a) = \sum_{i=0}^{N-1} |y[i] - a \cdot (-1)^i|$, que equivale a $\sum_{i=0}^{N-1} |y[i](-1)^i - a|$. Se puede demostrar [5] que

$$\hat{a} = \text{median}_{n=0}^{N-1} (y[n](-1)^n) = z_{\text{med}}. \quad (7)$$

El MLE es la mediana de la serie demodulada $z[n] = y[n](-1)^n$. Esta ecuación es similar a (3), pero reemplazando la media por la mediana. Si sustituimos este valor en el logaritmo del GLRT, obtenemos el siguiente test:

$$T(\mathbf{y}) = 2 \ln L_G(\mathbf{y}) = \sqrt{\frac{8}{\sigma^2}} \sum_{n=0}^{N-1} (|z[n]| - |z[n] - z_{\text{med}}|), \quad (8)$$

que puede simplificarse [5] a

$$T'(\mathbf{y}) = \begin{cases} \sqrt{\frac{32}{\sigma^2}} \sum_{\{n: 0 < z[n] < z_{\text{med}}\}} z[n] & \text{si } z_{\text{med}} \geq 0 \\ -\sqrt{\frac{32}{\sigma^2}} \sum_{\{n: z_{\text{med}} < z[n] < 0\}} z[n] & \text{si } z_{\text{med}} < 0 \end{cases}, \quad (9)$$

proporcional a la suma de los valores absolutos de todas las muestras de la serie demodulada con valores entre cero y la mediana. De nuevo, si la varianza del ruido es desconocida, puede ser absorbida por el umbral. También es posible una implementación como "ventana deslizante" cuando la posición del episodio se desconoce. A partir de las ecuaciones (7) y (9) queda claro que tanto el detector GLRT como el estimador MLE (la salida de un filtro de mediana) son robustos ante la presencia de valores extremos en las series de datos.

2.3. Detectores y estimadores

En este trabajo, se han implementado 4 detectores de AOT: demodulación compleja (CD), método espectral (en su variante de "ventana deslizante") (SM), la demodulación compleja con un filtro de mediana (MCD) y el detector GLRT para ruido laplaciano. Todos comparten el mismo preprocesado, que incluye detección de QRS, eliminación

de línea de base, filtrado lineal (Filtro FIR pasabajo de fase lineal y rizado constante de orden 20, con una banda de transición entre 15 y 30 Hz), segmentación y alineamiento de ST-T y diezmado. La señal ECG se convierte en 17 series de amplitud latido a latido correspondientes a muestras del complejo ST-T. Los test empleados para detección y los estimadores de amplitud pueden verse en la Tabla 1. Los valores RMS de cada test a lo largo de todo el complejo ST-T se comparan con un umbral para decidir la presencia o no de AOT.

Tabla 1. Test de detección y estimadores de amplitud implementados.

	Test	Estimador
CD	$\sum_{n=0}^{N-1} y[n]h[-n](-1)^n$	$\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y[n]e[n](-1)^n$
SM	$\sum_{n=0}^{N-1} y[n](-1)^n$	$\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y[n](-1)^n$
MCD	$ \text{median}(y[n](-1)^n) $	$\text{median}(y[n](-1)^n)$
GLRT	eq. (9)	-

2.4. Estudio de simulación

Para evaluar detectores de AOT en diferentes condiciones de ruido, se ha realizado un estudio de simulación mostrado en la Figura 1. Se simularon segmentos de ECG mediante la repetición de un latido y la adición de ruido y de alternancias.

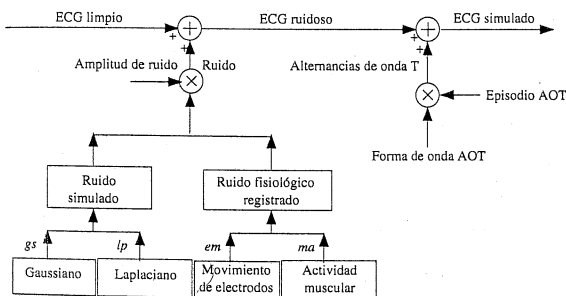


Figura 1. Simulación de señales ECG con episodios de alternancias de onda T y cuatro fuentes de ruido.

Se han considerado cuatro tipos de ruido: gaussiano, laplaciano, y dos registros de ruido fisiológico de la base de datos MIT-BIH Noise Stress Test [6]: *electrode motion* ('em') y *muscular activity* ('ma'). Para comparar los efectos de los diferentes tipos de ruido, se ha escalado éste de manera que el nivel de ruido después del filtrado lineal del preprocesado (aproximadamente la banda DC-20 Hz) fuera el deseado.

Las AOT se han simulado sumando y restando alternativamente una ventana de hanning al complejo ST-T de los latidos simulados. La amplitud de esta forma de onda está modulada latido a latido por la forma del episodio (en este caso un trapecio de 40 latidos de duración, manteniéndose en su amplitud máxima durante 18 latidos).

El tipo y nivel del ruido y la amplitud de la AOT son los parámetros de la simulación propuesta.

3. RESULTADOS

3.1. Estadística del ruido

El grado de desviación de la gaussianidad de una variable aleatoria se mide comúnmente por su kurtosis relativa a la de la distribución gaussiana. Hemos calculado la kurtosis α_4 de los registros de ruido *em* y *ma* utilizados, después de filtrar la línea de base y de aplicar el filtro pasabajo utilizado para preprocesar la señal. Cada registro consta de dos canales de 30 minutos. Los coeficientes de kurtosis de cada canal son $\alpha_4^{em,0} = 7.7$, $\alpha_4^{em,1} = 3.5$, $\alpha_4^{ma,0} = 16.8$, $\alpha_4^{ma,1} = 10.0$. Dividiendo cada registro en 15 fragmentos de 2 minutos (del mismo orden que la longitud que cada ECG simulado), se obtiene una kurtosis media de 4.4 para *em* y 9.4 para *ma* noise, lo que muestra que ambos tipos de ruido tienen colas más pesadas que la distribución gaussiana ($\alpha_4 = 3$), especialmente el ruido muscular. Por tanto, sería esperable que un detector de AOT derivado a partir del modelo de ruido Laplaciano ($\alpha_4 = 6$) tenga mejores prestaciones en ECGs reales.

3.2. Resultados de la simulación

En este estudio se han simulado fragmentos ECG con los tipos de ruido descritos y con niveles desde 0 μV (sin ruido) hasta 100 μV , con AOT de 20 μV en el pico del episodio y también sin AOT. Para cada conjunto de parámetros se analizaron 100 realizaciones con los cuatro detectores, y barriendo los valores de los umbrales se calcularon las curvas ROC (*receiver operating characteristic*) que relacionan la sensibilidad y especificidad en la detección. La Figura 2 muestra las ROC de los cuatro detectores con un nivel de ruido de 40 μV (es decir, con una relación alternancia a ruido, ANR, de -6 dB).

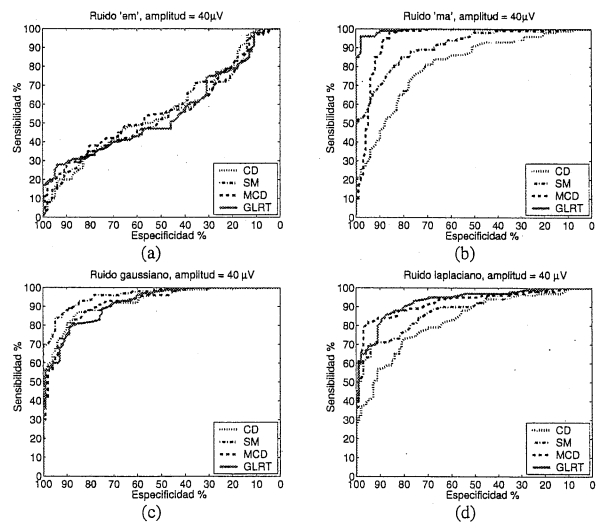


Figura 2. Curvas ROC para ruido de 40 μV .

Con el fin de comparar de manera sencilla las prestaciones de los detectores ante diferentes niveles de ruido, hemos reducido la información que proporciona la ROC

en un único parámetro $S95$ definido como la sensibilidad (%) del detector usando un umbral tal que la especificidad sea del 95%. En la Figura 3 se representa $S95$ en función de la ANR para diferentes tipos de ruido y detectores.

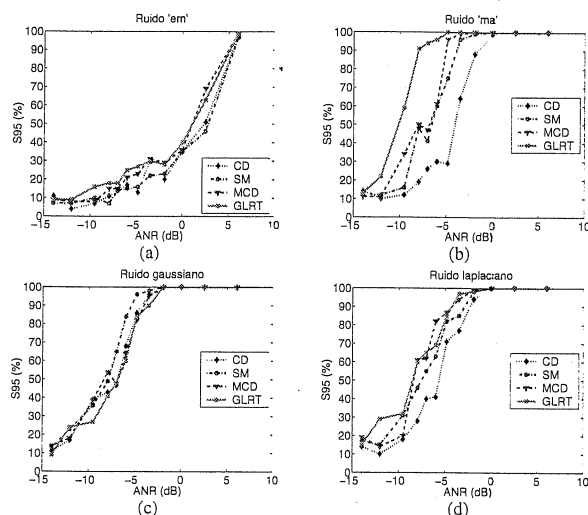


Figura 3. Prestaciones del detector ($S95$) en función del nivel de ruido.

El comportamiento observado cuando el ruido es gaussiano es similar para todos los detectores estudiados, como se puede ver en el panel (c). En el caso del ruido 'em' el comportamiento de todos los detectores es mucho peor que para un ruido gaussiano del mismo nivel. Cuando el ECG está contaminado por ruido laplaciano, los detectores GLRT y MCD funcionan ligeramente mejor que los clásicos CD y SM. Las mayores diferencias entre detectores se aprecian ante el ruido 'ma', que tiene una distribución con colas muy pesadas. En ese caso, las prestaciones del GLRT superan ampliamente las de los demás: mientras el detector GLRT laplaciano obtiene $S=95\%$, $Se=95\%$ con $ANR=-7\text{dB}$, el detector CD necesita ANR of -1 dB para obtener los mismos valores.

4. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Los métodos de detección de AOT clásicos, SM y CD, pueden verse como detectores GLRT (y también estimadores ML) adaptados a episodios de AOT de una determinada forma y duración (rectangular en el caso de SM y la respuesta impulsional del filtro pasobajo en el caso de CD) bajo la hipótesis de ruido Gaussiano incorrelado latido a latido.

Se ha propuesto una nueva técnica para detectar AOT, usando un modelo de señal que supone ruido laplaciano. Como la distribución laplaciana tiene colas más pesadas que la gaussiana, el detector GLRT y el estimador ML resultantes son intrínsecamente más insensibles a los valores extremos. Esta robustez viene expresada matemáticamente por el operador mediana que aparece en las ecuaciones (7) y (9). Queda claro que un cambio arbitrario

en una muestra de las series de amplitud tiene un escaso efecto en ambas ecuaciones.

Los resultados numéricos de las simulaciones muestran que todos los métodos se comportan de manera similar con ruido gaussiano. Con ruido laplaciano, los métodos robustos (GLRT y MCD) muestran mejores prestaciones que los métodos clásicos basados en una combinación lineal de los datos, aunque las diferencias no son tan grandes como se podría esperar. Por otra parte, cuando la kurtosis del ruido es incluso mayor (p.ej. con ruido muscular), las prestaciones de los métodos lineales decaen mientras el detector GLRT propuesto alcanza con diferencia las mejores prestaciones.

5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] D. S. Rosenbaum, L. E. Jackson, J. M. Smith, H. Garan, J. N. Ruskin y R. J. Cohen, "Electrical alternans and vulnerability to ventricular arrhythmias," *The New England Journal of Medicine*, vol. 330, no. 4, pp. 235-241, enero 1994.
- [2] B. D. Nearing, A. H. Huang y R. L. Verrier, "Dynamic tracking of cardiac vulnerability by complex demodulation of the T wave," *Science*, vol. 252, pp. 437-440, 1991.
- [3] P. Laguna, M. Ruiz, G. B. Moody y R. G. Mark, "Repolarization alternans detection using the KL transform and the beatquency spectrum.," en *Computers in Cardiology*. IEEE Computer Society Press, 1996, pp. 673-676.
- [4] L. Burattini, W. Zareba, J. P. Courdec, E. L. Titibaum y AJ Moss, "Computer detection of non-stationary T-wave alternans using a new correlation method," en *Computers in Cardiology*, 1997, vol. 24, pp. 657-660.
- [5] S.M. Kay, *Fundamentals of statistical signal processing*, vol. II-Detection theory, Prentice-Hall, 1998.
- [6] G. B. Moody y R. G. Mark, "The MIT-BIH arrhythmia database on CD-ROM and software for use with it," en *Computers in Cardiology*. IEEE Computer Society Press, 1990, pp. 185-188.