

# Identificación de Artefactos en Registros Multidimensionales de Parámetros Hemodinámicos mediante Análisis de Componentes Independientes

J. Requena Carrión<sup>1</sup>, F. González Serrano<sup>1</sup>, E. Everss<sup>1</sup>,  
F. Alonso Atienza<sup>1</sup>, A. García Alberola<sup>2</sup>, J.L. Rojo Álvarez<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones, Universidad Carlos III de Madrid, Madrid, España,  
{jesus,fran,everss,falonso,jlrojo}@tsc.uc3m.es

<sup>2</sup> Unidad de Electrofisiología y Arritmias, Hospital Universitario Virgen de la Arrixaca, Murcia, España,  
arcadi@secardiologia.es

## Resumen

*Los parámetros hemodinámicos monitorizados durante la Prueba de Basculación (PB) sufren perturbaciones que pueden degradar considerablemente los resultados de su análisis. Asumiendo independencia estadística entre las fuentes de interés y los artefactos, en este artículo se propone un procedimiento de identificación de artefactos basado en la teoría del Análisis de Componentes Independientes (ACI). Registros de Frecuencia Cardíaca, Presión Arterial Sistólica, Presión Arterial Diastólica y Volumen de Expulsión Cardíaco monitorizados en pacientes sometidos a la PB, se procesaron mediante el método de ACI. Este procedimiento permitió identificar satisfactoriamente artefactos debidos a extrasístoles cuando no existían perturbaciones de otra naturaleza, si bien su capacidad de identificación resultó ser menor en presencia de artefactos debidos a errores en la estimación de intervalos RR. La identificación de artefactos en registros hemodinámicos multidimensionales es potencialmente abordable mediante esquemas de ACI.*

## 1. Introducción

El síncope vasovagal consiste en una pérdida temporal de la consciencia como consecuencia de una vasodilatación periférica y de un incremento del tono vagal. Estos fenómenos son regulados mediante mecanismos adscritos al Sistema Nervioso Autónomo (SNA) [1]. En los últimos años, se ha extendido la inclusión de la Prueba de Basculación (PB) como herramienta diagnóstica para aquellos pacientes que han sufrido un síncope de causa desconocida [2]. Durante la PB se registran varios parámetros hemodinámicos, tales como la Frecuencia Cardíaca (FC), la Presión Arterial Sistólica (PAS), la Presión Arterial Diastólica (PAD) y el Volumen de Expulsión Cardíaco (VEC), obteniéndose así una medida cuantitativa de la acción reguladora del SNA.

Actualmente, existen diferentes métodos para el análisis de registros de parámetros hemodinámicos. Entre ellos están, de un lado, los que aplican técnicas de análisis espectral [3] [4] y, de otro, y más recientemente, los que

se basan en separación ciega de fuentes [5] [6]. Todos ellos deben considerar la aparición de artefactos de distinta naturaleza en las señales registradas, puesto que constituyen una fuente de error en las medidas sobre ellas realizadas. Las perturbaciones que suelen considerarse son las provocadas por extrasístoles o por errores en la estimación de la duración del intervalo entre latidos (intervalo RR). En general, las propuestas encaminadas a minimizar sus efectos constan de dos fases [7]. En la primera fase, se localizan latidos anómalos, bien a partir de diferencias en intervalos RR consecutivos, bien a partir de estimaciones de la derivada de la frecuencia cardíaca instantánea. En la segunda fase, se corrige el efecto de la extrasístole, ya sea interpolando directamente la serie de intervalos RR, o reconstruyendo el proceso continuo subyacente.

En el presente artículo se propone un esquema de identificación de artefactos basado en la teoría del Análisis de Componentes Independientes (ACI), partiendo de la asunción de que los procesos que generan las señales de interés y las perturbaciones son estadísticamente independientes. El ACI, aplicado sobre registros multidimensionales, permite realizar separación ciega de fuentes [8] [9] y ya ha sido aplicado con éxito en otros problemas que requieren una representación adecuada de datos multidimensionales [10]-[13]. En este trabajo se propone aplicar el ACI sobre registros multidimensionales que recogen cuatro parámetros cardiovasculares (FC, PAS, PAD y VEC) monitorizados durante la PB. El objetivo es identificar, para su posterior tratamiento, artefactos provocados por extrasístoles y por errores en la estimación del intervalo RR. La organización del artículo es la siguiente. En la Sección 2 se expone brevemente la teoría del ACI y el algoritmo implementado para su aplicación. En la Sección 3, se describen el protocolo de la PB, los parámetros hemodinámicos adquiridos y el procedimiento de identificación de artefactos mediante ACI. En la Sección 4 se presentan los resultados obtenidos. Por último, en la Sección 5 se recogen las conclusiones y se plantean las líneas futuras.

## 2. Análisis de Componentes Independientes

### 2.1. Modelo

El objetivo del ACI es encontrar aquellas proyecciones lineales de las observaciones de máxima independencia mutua o Componentes Independientes (CI) [8] [9]. Esta técnica ya ha sido aplicada a problemas de extracción de características [10] y separación ciega de fuentes, especialmente en problemas con registros de datos fisiológicos [11] [12] [13].

Al igual que en otras técnicas de separación ciega de fuentes, en el ACI el vector  $n$ -dimensional de observaciones en el instante  $k$ ,  $\mathbf{x}(k)=[x_1(k), \dots, x_n(k)]$ , se modela como una mezcla instantánea del vector  $m$ -dimensional de señales fuente  $\mathbf{s}(k)=[s_1(k), \dots, s_m(k)]$  desconocido

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{s}(k) \quad (1.1)$$

donde  $\mathbf{A}$  es la matriz de mezcla, cuyos coeficientes se desconocen. A partir de aquí, se supondrá  $n=m$ .

Mediante el ACI se obtiene una estimación de la matriz de combinación  $\mathbf{A}$  y del vector de fuentes  $\mathbf{s}$ , a partir del vector de observaciones  $\mathbf{x}$ , asumiendo que las fuentes son estacionarias e independientes y, además, algún tipo de información adicional sobre la distribución de probabilidad de las fuentes cuando ésta esté disponible. La solución proporcionada por este método adoptará la forma

$$\mathbf{s}'(k) = \mathbf{B}\mathbf{x}(k) \quad (1.2)$$

donde  $\mathbf{s}'(k)$  es la estimación instantánea de las fuentes y  $\mathbf{B}$  se conoce con el nombre de matriz separadora.

### 2.2. Algoritmo

Los distintos algoritmos basados en los principios de ACI se diferencian en la medida de independencia (*funciones contraste*) que emplean y en la estrategia seguida para optimizar dicha medida, a partir de la cual se estima la matriz separadora  $\mathbf{B}$  [14]. Dicha matriz puede descomponerse en el producto de una matriz blanqueadora  $\mathbf{W}$  por una matriz de rotación  $\mathbf{V}$  [15],

$$\mathbf{B} = \mathbf{W}\mathbf{V} \quad (1.3)$$

El algoritmo aquí implementado sigue el principio de minimización de la Entropía Marginal (EM) y se conoce con el nombre de *Sinusoidal ICA* (SICA) [15]. En él, el contraste entrópico se aproxima mediante estadísticos de cuarto orden, y se acude al método de diagonalización de Jacobi en la fase de minimización de la función de contraste definida.

El primer paso del algoritmo consiste en blanquear las observaciones, obteniéndose como resultado la matriz blanqueadora  $\mathbf{W}$  y un vector de mezclas blanqueadas  $\mathbf{z}(k)=[z_1(k), \dots, z_n(k)]$ . A continuación, a partir del vector de mezclas blanqueadas  $\mathbf{z}(k)$ , se calcula la función de

contraste SICA sobre cada par de dimensiones  $ij$  y se obtiene la submatriz de rotación  $\mathbf{V}_{ij}$  que minimiza dicho contraste. Este procedimiento se itera hasta que se cumple el criterio de independencia de fuentes, resolviéndose  $\mathbf{B}$  según (1.3). Los detalles del algoritmo pueden consultarse en [16].

## 3. Protocolo experimental, adquisición de datos y análisis de registros

Los registros de parámetros hemodinámicos que fueron analizados proceden de una base de datos que reúne a pacientes con antecedentes de síncope de causa desconocida a los que se les realizó la PB.

### 3.1. Protocolo experimental

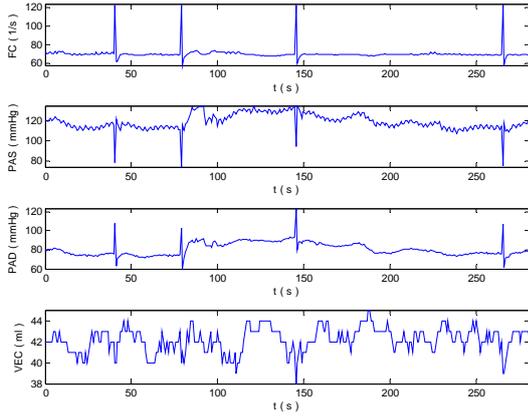
El protocolo seguido ya ha sido descrito previamente [2] y se expone brevemente a continuación. Tras permanecer en reposo 10 minutos en posición de decúbito, se inició la basculación del paciente con un ángulo de  $60^\circ$  durante 20 minutos. En ausencia de síncope durante este periodo, se provocó vasodilatación mediante la administración de nitroglicerina sublingual en aerosol, manteniéndose la inclinación durante 15 minutos adicionales. La prueba era interrumpida si el paciente sufría síncope o presíncope con asistolia, bradicardia extrema y/o hipotensión con una PAS < 70 mmHg.

### 3.2. Adquisición de datos

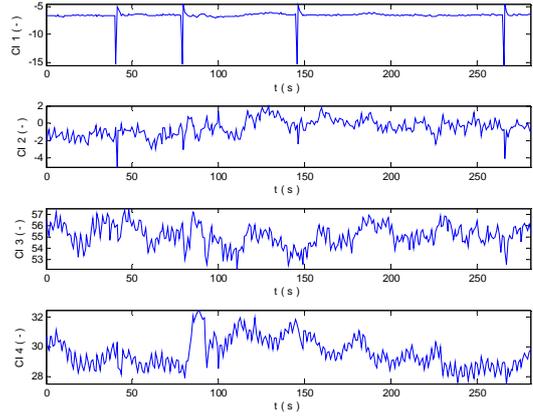
Las señales de FC, PAS, PAD y VEC fueron registradas durante la realización de la PB mediante el sistema de monitorización Task-Force Monitor 3040 (CNSystems, Graz, Austria). Dicho sistema proporciona un ECG superficial de dos canales, del cual se deriva la FC a partir de la medida de intervalos RR. Los valores de la PAS y la PAD son, respectivamente, el máximo y el mínimo de la curva de presión continua proporcionada por un pletismógrafo, cuyos valores son ajustados periódicamente mediante un medidor oscilométrico de presión arterial. Por último, el VEC es estimado a partir de la medida de impedancia torácica proporcionada por los electrodos del cardiograma de impedancia.

### 3.3. Selección y análisis de registros

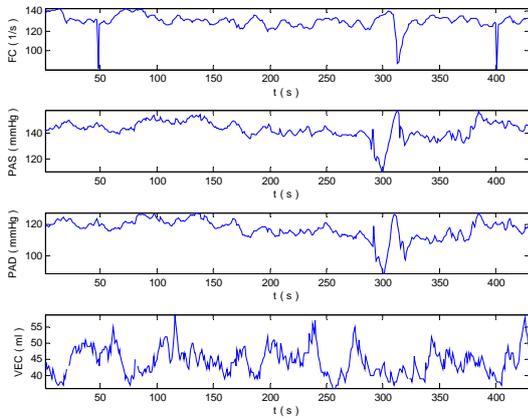
Los registros obtenidos mediante la PB fueron clasificados por el tipo de artefactos observados. Las muestras de ruido impulsivo presentes únicamente en la señal de FC fueron etiquetado como artefactos debido a errores en la estimación del intervalo RR, mientras que las observadas en las señales FC, PAS y PAD fueron etiquetadas como extrasístoles. Un total de 11 segmentos en los que se podían apreciar uno o ambos tipos de artefactos fueron seleccionados para su posterior análisis. Con el fin de cumplir el requisito de estacionariedad, sólo fueron escogidos aquellos segmentos durante los cuales no tenía lugar ningún tipo de evento (basculación del paciente o administración de nitroglicerina).



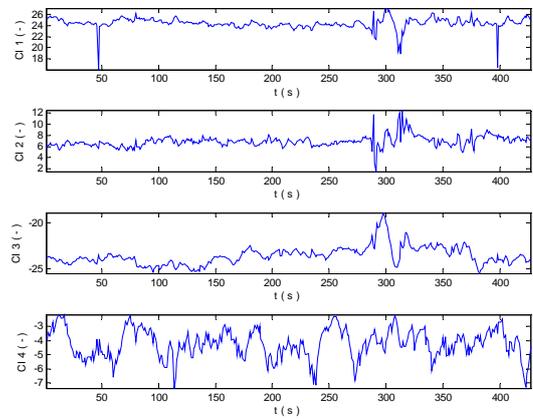
**Figura 1.** Primer ejemplo: registro con artefactos debidos a extrasístoles.



**Figura 2.** Componentes Independientes extraídas del registro del primer ejemplo.



**Figura 3.** Segundo ejemplo: registro con artefactos debidos a extrasístoles y errores en la estimación del intervalo RR.



**Figura 4.** Componentes Independientes extraídas del registro del segundo ejemplo

Tipo de registro	Número de segmentos	Número total de artefactos	Artefactos identificados
Extrasístole	6	16	16
Extrasístole + Error RR	5	15	5

**Tabla 1.** Capacidad de identificación de artefactos mediante el método de ACI.

Para cada segmento de observaciones, el algoritmo SICA calculó cuatro CI. Se analizó cuál era la contribución de cada CI en los parámetros registrados y se estudió la presencia de perturbaciones en las CI. Se decidió que los artefactos habían sido identificados cuando los artefactos de la misma naturaleza eran agrupados en una misma CI. Para comprobar que las perturbaciones agrupadas en una CI habían sido correctamente asociadas a los artefactos de las observaciones, se reconstruyó la señal sin dicha componente, con lo que tales artefactos dejaron de manifestarse en el registro de observaciones.

## 4. Resultados

De los 11 segmentos seleccionados, 6 presentaban exclusivamente artefactos debidos a extrasístoles, y 5 artefactos provocados por extrasístoles y por errores de estimación del intervalo RR

En la Figura 1 se muestra uno de los segmentos con artefactos únicamente debidos a extrasístoles, ya que se manifiestan en las señales de FC, PAS y PAD. Tras aplicar el método de ACI sobre estos datos, se obtuvieron las CI representadas en la Figura 2, de las cuales CI1 es la componente que más contribuye a la señal de FC, CI2 a la señal de VEC, y CI4 a las señales de PAS y PAD. En la señal CI1 se pueden reconocer los artefactos causados por extrasístoles, mientras que en CI2, CI3 y CI4 la contribución de los mismos es prácticamente nula. La independencia estadística del proceso que genera estos artefactos frente a las señales de interés hizo posible que el método aquí propuesto agrupara estos artefactos en una misma componente, dejando el resto libre de ellos.

El registro de la Figura 3 contiene un artefacto originado por una extrasístole y dos artefactos debidos a errores en la estimación del intervalo RR. Las CI obtenidas se muestran en la Figura 4, pudiéndose apreciar en CI1 todos los artefactos. Además el único artefacto causado por la extrasístole también se observa en CI2 y CI3. Presumiblemente, el principal motivo por el cual el algoritmo fue incapaz de agrupar en distintas CI los artefactos de distinta naturaleza fue la baja dimensionalidad del vector de observaciones, comparada con el número de fuentes que se pretendía extraer.

En la Tabla 1 se muestran los resultados. En ausencia de perturbaciones de otra naturaleza, el método de ACI fue capaz de extraer en una misma componente todos los artefactos originados por extrasístoles. Sin embargo, en aquellos segmentos que presentaban ambos tipos de artefactos, su capacidad de identificación y separación de las perturbaciones en distintas componentes resultó ser menor, consiguiéndose aislar solamente cinco artefactos de un total de quince.

## 5. Discusión

En el presente trabajo se ha presentado un procedimiento basado en la teoría del ACI, para la identificación de artefactos en registros multidimensionales de parámetros hemodinámicos. El propósito es agrupar artefactos de la misma naturaleza en una misma componente que representa el proceso que los origina. Con esta estrategia, si se eliminan los artefactos de dicha componente, se eliminan simultáneamente los artefactos que aparecen en las observaciones.

El estudio realizado indica que la capacidad de identificación del método de ACI es menor en aquellos registros que presentan artefactos de distinta naturaleza. Un aumento en dicha capacidad puede conseguirse, de una parte, incluyendo un mayor número de parámetros hemodinámicos observados, con lo que se dispone así de mayor evidencia sobre las fuentes, y, de otra, introduciendo modificaciones en el algoritmo de ACI que permitan añadir información sobre la distribución de probabilidad de las fuentes.

Además de la posibilidad de identificar artefactos, el método de separación ciega de fuentes aquí propuesto puede extenderse a otras aplicaciones, como la reducción de la dimensionalidad de los datos de entrada y la estimación de una componente que constituya un observador directo de la actividad del SNA, con lo que se pueden estudiar los mecanismos neurológicos y cardiovasculares subyacentes al síndrome vasovagal.

## Referencias

- [1] Brignole M, Alboni P, Benditt DG, Bergfeldt L, Blanc JJ, et al. Guidelines on management (diagnosis and treatment) of syncope—update 2004. *Task Force on Syncope, Europ. Soc. Card., Europace*, vol. 6, pp. 467-537, 2004.
- [2] Lacunza J, García Alberola A, Sánchez Muñoz JJ, Martínez Sánchez J, Llamas C, Barnés J, et al. Prueba de basculación potenciada con nitroglicerina: ¿cuánto debe durar la prueba tras la administración del fármaco? *Rev. Esp. Cardiol.*, vol. 55, pp. 713-717, 2002.
- [3] Akselrod S, Gordon D, Ubel FA, Shannon DC, Barger AC, Cohen RJ. Power spectrum analysis of heart rate fluctuations: A quantitative probe of beat-to-beat cardiovascular control". *Science.*, vol. 213, pp.220-222, 1981.
- [4] Malliani A, Pagani M, Lombardi F, Cerutti S. Cardiovascular neural regulation explored in the frequency domain. *Circulation*, vol. 84, pp. 482-492, 1991.
- [5] Emdin M, Taddei A, Varanini M, Marin Neto JA, Carpeggiani C, L'Abbate A, Marchesi C. Compact representation of autonomic stimulation on cardiorespiratory signals by principal component analysis. *Proc. Comp. in Card.* 1993.
- [6] Vetter R, Vesin JM, Celka P, Scherrer U. Observer of the human cardiac sympathetic nerve activity using noncausal blind source separation. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 46, no. 3, pp. 322-330, march 1999.
- [7] Mateo J, Laguna P. Analysis of Heart Rate Variability in the presence of ectopic beats using the Heart Timing Signal. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 50, no. 3, pp 334-343, march 2003.
- [8] Jutten C, Herault J. Blind separation of sources, part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. *Signal Processing*, vol. 24, pp 1-10, 1990.
- [9] Comon P. Independent component analysis – a new concept? *Signal Processing*, vol. 36, pp. 287-314, 1994.
- [10] Hurri J, Hyvärinen A, Karhunen J, Oja E. Image feature extraction using independent component analysis. *Proc. 1996 Nord. Sign.Proc. Symp. NORSIG'96*, pp.475-478.
- [11] Vigario R. Extraction of ocular artifacts from EEG using independent components analysis. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, vol 103, pp. 395-404, 1997.
- [12] McKeown MJ, Makeig S, Brown GG, Jung TP, kindermann SS, Bell AJ, Sejnowski TJ. Analysis of fMRI data by blind separation into independent spatial components. *Hum. Brain Map*, vol 6, pp 160-188, 1998.
- [13] Vigario R, Särelä J, Jousmäki V, Hämäläinen M, Oja E. Independent Component Approach to the Analysis of EEG and MEG Recordings. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol 47, no 5, pp. 589-593, may 2000.
- [14] Cardoso FJ. High-order contrast for independent component analysis. *Neur. Comp.*, vol 11, no 1, pp 157-192, Jan 1999.
- [15] Murillo Fuentes JJ, González Serrano FJ. Independent component análisis with sinusoidal fourth-order contrast. *Intern. Conf. in Aud. Speech and Sign. Proc.*, vol 5, pp 2785-2788, May 2001.
- [16] Murillo Fuentes JJ, Boloix Tortosa R, González Serrano FJ. Initialized jacobi optimization in independent component análisis. *Intern. Symp. on Indep. Comp. Anal. and Blind Sign. Separ.*, num 4, pp 1053-1058, 2003.