

Waveform Selection for Electrical Impedance Tomography

M. F. Corazza, L. Beltrachini, N. von Ellenrieder, *Member, IEEE* and C. H. Muravchik, *Senior Member, IEEE*

Abstract— Electrical Impedance Tomography (EIT) is a non-invasive method that can be used to estimate the electrical conductivity of the head tissues. It is based on the measurement of electric potential on the scalp generated by the injection of a small electric current. If the generated electric potential distribution is measured with an Electroencephalography (EEG) equipment, the neural activity of the brain will produce signals that may affect the EIT measurements. In the present work we propose a method to reduce the effect of these signals and show a procedure to obtain the minimum number of samples that is needed to neglect the effect of the brain activity. The method requires the obtention of the optimum waveform for the applied current to minimize the variance of the electric potential estimation. As an example, the method is applied to two sets of EEG measurements of two patients, and we determine the optimum waveform and minimum number of samples for each measurement set. We also show that the replacement of the optimum waveform by a sinusoid with arbitrary phase does not significantly affect the estimations, but a previous spectral analysis of the brain activity must be performed in order to determine convenient frequencies.

Keywords— Electrical Impedance Tomography (EIT), waveform estimation, number of samples, electroencephalography (EEG).

I. INTRODUCCIÓN

LA TOMOGRAFÍA de Impedancia Eléctrica (TIE) o Tomografía de Bioimpedancia es una técnica que permite estimar la conductividad eléctrica de un cuerpo u objeto. Consiste en aplicar una corriente eléctrica conocida sobre el cuerpo y medir el potencial eléctrico resultante sobre su superficie. Aplicada a la medicina, es una técnica mínimamente invasiva y de bajo costo que permite la detección de tumores de mama, el monitoreo del funcionamiento pulmonar, el estudio del ciclo cardíaco y la obtención de imágenes de actividad cerebral, entre otras aplicaciones [1]. En neurociencias, puede ser empleada para estimar el mapa de conductividad eléctrica del cerebro, ya que en zonas con mayor actividad cerebral se genera un incremento en la concentración de sangre que hace variar ligeramente la conductividad en esas regiones [2]. Si bien la TIE permite detectar estos pequeños cambios, el método

presenta problemas numéricos y una baja resolución espacial [1]. Otra forma de aplicación es suponer que cada tejido de la cabeza posee un único valor de conductividad equivalente. Si se conocen o estiman las superficies que delimitan cada tejido es posible plantear un modelo eléctrico de la cabeza y aplicar una aproximación paramétrica del problema, en donde se busca estimar una cantidad finita de parámetros: la conductividad equivalente de cada tejido [3]. Una buena estimación de los valores de conductividad permite mejorar, por ejemplo, la localización de fuentes de actividad neuronal mediante Electroencefalografía (EEG) [4], [5].

En aplicaciones de TIE sobre la cabeza humana es posible utilizar el mismo equipamiento de EEG para medir los potenciales eléctricos debidos al paso de la corriente aplicada. La EEG es una técnica no-invasiva que permite estudiar la actividad neuronal del cerebro, basándose en registros de potencial eléctrico medidos mediante electrodos aplicados sobre el cuero cabelludo. El equipamiento de medición de EEG filtra las señales, dejando pasar solamente las bajas frecuencias (generalmente menores a los 100 Hz), que es el rango en donde se concentra mayoritariamente la energía de la actividad cerebral. En consecuencia, para TIE, toda actividad cerebral debe ser tratada como ruido de fondo, que se suma al ruido electrónico debido al contacto electrodo-piel y a los amplificadores. Como la forma de onda a inyectar es conocida y su propagación por el medio (a bajas frecuencias) es lineal, el potencial eléctrico debido al paso de corriente tiene la misma forma de onda pero afectada, en cada electrodo, por un coeficiente de atenuación. Esto hace que sea posible desafectar la actividad cerebral en la estimación de los coeficientes, los cuales son necesarios para luego estimar la conductividad eléctrica de la cabeza. Diversos estudios destacan la importancia de realizar un post-procesamiento de las señales de TIE para eliminar este ruido de fondo [6], [7].

En el presente trabajo se obtiene el Estimador de Máxima Verosimilitud (EMV) para los coeficientes de atenuación y se propone una metodología para encontrar el mínimo número de muestras necesarias para desafectar el ruido debido a la actividad cerebral, cuando la matriz de covarianza del ruido total es conocida. Como la forma de onda para la corriente aplicada es arbitraria, el método implica elegir la forma de onda óptima que minimiza la varianza del estimador. En el trabajo se describe también cómo obtener esta forma de onda óptima. El método se aplica sobre dos ejemplos de pacientes reales analizando también el impacto de reemplazar la forma de onda óptima por sinusoides de distintas fases y frecuencias.

M. F. Corazza, Universidad Nacional de La Plata, Buenos Aires, Argentina, CONICET, marianof.corazza@ing.unlp.edu.ar

L. Beltrachini, Universidad Nacional de La Plata, Buenos Aires, Argentina, CONICET, lbeltra@ing.unlp.edu.ar

N. V. Ellenrieder, Universidad Nacional de La Plata, Buenos Aires, Argentina, CONICET, ellenrie@ing.unlp.edu.ar

C. H. Muravchik, Universidad Nacional de La Plata, Buenos Aires, Argentina, CIC-PBA, carlosm@ing.unlp.edu.ar

II. MÉTODOS

A. Modelo de medición

En TIE, se inyecta una señal $x(t)$ por un par de electrodos, y se mide el potencial eléctrico resultante en los restantes. Las mediciones son muestreadas, y pueden ordenarse formando una matriz de mediciones Y de n filas y m columnas. Cada fila corresponde a las mediciones realizadas por un canal o electrodo, y cada columna corresponde a una muestra en un distinto instante de tiempo. En ausencia de ruido, la señal medida tendrá la misma variación temporal o forma de onda que la señal inyectada, pero cada canal se verá afectado por un coeficiente de atenuación diferente. Es posible definir un vector de coeficientes de atenuación a , de n elementos, que es el necesario para estimar los valores de conductividad eléctrica de los tejidos de la cabeza [3]. En estas condiciones el modelo de las mediciones será

$$Y = (a \otimes x^T) + Q, \quad (1)$$

donde x es un vector de m elementos formado por las muestras de la señal de corriente aplicada, la operación \otimes es el producto de Kronecker, y Q es una matriz de tamaño $n \times m$ que corresponde al ruido en las mediciones.

El término de ruido Q incluye tanto al ruido asociado al sistema de adquisición, debido a los amplificadores y a la impedancia de contacto entre los electrodos y la piel, como a la actividad eléctrica del cerebro. El primero puede modelizarse como ruido blanco independiente entre canales, mientras que el segundo corresponde al EEG y está correlacionado temporal y espacialmente. En el rango de frecuencias de interés la amplitud del EEG es sustancialmente mayor que el ruido electrónico, y un modelo apropiado para el ruido total Q es considerarlo normal matricial [8], [9], es decir $Q \sim N_{n \times m}(0, \Omega, \Sigma)$ con covarianza temporal $\Sigma = E\{Q^T Q\}$ y covarianza espacial $\Omega = E\{c Q Q^T\}$, siendo c una constante que permite una adecuada normalización de la potencia. La distribución normal matricial es un caso particular de una distribución normal multivariada; se dice que una matriz Z tiene distribución normal matricial $Z \sim N_{n \times m}(M, \Omega, \Sigma)$ cuando el vector $z = \text{vec}\{Z\}$ tiene distribución normal $z \sim N(\text{vec}\{M\}, \Omega \otimes \Sigma)$. La operación $\text{vec}\{\}$ forma un vector a partir de reacomodar las columnas de una matriz una debajo de otra. En consecuencia el modelo de medición establece que

$$Y \sim N_{n \times m}(a \otimes x^T, \Omega, \Sigma), \quad (2)$$

o bien, definiendo $y = \text{vec}\{Y^T\}$,

$$y \sim N(a \otimes x, \Omega \otimes \Sigma). \quad (3)$$

B. Estimación de los coeficientes de atenuación

Se sabe que para un vector aleatorio con distribución normal $z \sim N(\mu(\theta), C)$, el estimador de máxima verosimilitud de un vector de parámetros θ que afecta la

media μ de la distribución, pero no su varianza C , se obtiene al minimizar la función de verosimilitud $L(\theta) = -\ln f_z(z; \theta)$ [10], es decir

$$\begin{aligned} \left. \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta} \right|_{\theta=\hat{\theta}} &= \left(\frac{\partial \mu}{\partial \theta} \right)^T \left. \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta} \right|_{\theta=\hat{\theta}} \\ &= \left(\frac{\partial \mu}{\partial \theta} \right)^T C^{-1} (\mu(\theta) - z) \Big|_{\theta=\hat{\theta}} = 0. \end{aligned} \quad (4)$$

Para el caso bajo estudio, la distribución del vector de mediciones y es la dada en (3). Dado que $(\partial(a \otimes x) / \partial a)^T = I_n \otimes x^T$, donde I_n es la matriz identidad de tamaño $n \times n$, reemplazando en (4) se obtiene

$$\frac{\partial L(a)}{\partial a} = (I_n \otimes x^T) (\Omega^{-1} \otimes \Sigma^{-1}) (a \otimes x - y), \quad (5)$$

donde se hizo uso de la propiedad del producto de Kronecker $(A \otimes B)^{-1} = A^{-1} \otimes B^{-1}$. Igualando la ecuación anterior a cero se debe despejar el estimador de máxima verosimilitud \hat{a} de

$$(I_n \otimes x^T) (\Omega^{-1} \otimes \Sigma^{-1}) (\hat{a} \otimes x) = (I_n \otimes x^T) (\Omega^{-1} \otimes \Sigma^{-1}) y. \quad (6)$$

Para lograrlo se utiliza la siguiente propiedad del producto de Kronecker

$$(A \otimes B)(C \otimes D) = AC \otimes BD, \quad (7)$$

válida si los tamaños de las matrices permiten realizar los productos matriciales del lado derecho. Aplicando esta propiedad dos veces en el término de la izquierda de (6), y una vez en el término de la derecha, se obtiene

$$\Omega^{-1} \hat{a} \otimes x^T \Sigma^{-1} x = (x^T \Sigma^{-1} x) \Omega^{-1} \hat{a} = (\Omega^{-1} \otimes x^T \Sigma^{-1}) y, \quad (8)$$

donde la primera igualdad se debe a que $x^T \Sigma^{-1} x$ es escalar. En consecuencia

$$\hat{a} = \frac{\Omega}{x^T \Sigma^{-1} x} (\Omega^{-1} \otimes x^T \Sigma^{-1}) y, \quad (9)$$

como $\Omega / (x^T \Sigma^{-1} x) = \Omega \otimes (x^T \Sigma^{-1} x)^{-1}$, reemplazando en (9) y aplicando nuevamente la propiedad (7) se obtiene

$$\hat{a} = \left(I_n \otimes \frac{x^T \Sigma^{-1}}{x^T \Sigma^{-1} x} \right) y. \quad (10)$$

Esta última expresión puede reacomodarse re-ensamblando la matriz de datos Y , resultando el estimador de máxima verosimilitud de los parámetros

$$\hat{a} = \frac{Y \Sigma^{-1} x}{x^T \Sigma^{-1} x}. \quad (11)$$

Se observa que el estimador no depende de la matriz de covarianza espacial del ruido, sólo depende de la matriz de covarianza temporal y de la señal inyectada. Dado que esta última puede elegirse arbitrariamente, en la próxima sección se describe cómo hacerlo de manera óptima.

C. Elección óptima de la forma de onda

Para elegir de manera óptima la forma de onda observemos que el estimador de máxima verosimilitud \hat{a} se puede escribir como

$$\hat{a} = (a \otimes x^T + Q) \frac{\Sigma^{-1}x}{x^T \Sigma^{-1}x} = a + \frac{Q \Sigma^{-1}x}{x^T \Sigma^{-1}x}. \quad (12)$$

Dado que la esperanza del ruido Q es nula, es evidente que el estimador \hat{a} es insesgado. Definimos la *varianza total* del estimador ($\text{VarT}\{\hat{a}\}$) como la suma de las varianzas de cada electrodo, es decir

$$\text{VarT}\{\hat{a}\} = \sum_{i=1}^m \text{Var}\{a_i\}, \quad (13)$$

y puede calcularse de mediante

$$\text{VarT}\{\hat{a}\} = E\{(\hat{a} - a)^T (\hat{a} - a)\} = \frac{x^T \Sigma^{-1} E\{Q^T Q\} \Sigma^{-1} x}{(x^T \Sigma^{-1} x)^2}, \quad (14)$$

resultando

$$\text{VarT}\{\hat{a}\} = (x^T \Sigma^{-1} x)^{-1}. \quad (15)$$

En este trabajo se propone elegir la forma de onda de la señal de corriente a inyectar de manera de minimizar la varianza total del estimador de los coeficientes de atenuación. Es decir que debemos encontrar el vector x que minimice (15), para una dada energía de la señal. Es decir que para encontrar la forma de onda óptima se deberá encontrar el máximo del funcional

$$J(x) = x^T \Sigma^{-1} x + \lambda (E_x - x^T x), \quad (16)$$

Donde λ es un multiplicador de Lagrange, y E_x es la energía de la señal x . El resultado se obtiene con

$$\left. \frac{\partial J(x)}{\partial x} \right|_{x=x_{opt}} = (2\Sigma^{-1}x - 2\lambda x) \Big|_{x=x_{opt}} = 0. \quad (17)$$

De donde se desprende que

$$\Sigma^{-1} x_{opt} = \lambda x_{opt}. \quad (18)$$

Para que cumpla (18), x_{opt} debe ser un autovector de Σ^{-1} , en particular al reemplazar (18) en (16) se obtiene $J(x_{opt}) = \lambda E_x$, es decir que x_{opt} es el autovector asociado al máximo autovalor de Σ^{-1} , o lo que es lo mismo, el autovector asociado al mínimo autovalor de Σ . Este autovector x_{opt} puede obtenerse también como el autovector asociado al mínimo valor singular de la descomposición en valores singulares de Q^T , lo que resulta conveniente desde el punto de vista de la implementación dado que el rango dinámico involucrado será menor [11].

En consecuencia, para obtener una estimación de los parámetros de atenuación del problema de TIE con mínima varianza, las muestras de la forma de onda de la corriente inyectada se deben obtener a partir del ruido o actividad de fondo de EEG. La forma de onda queda determinada por el autovector asociado al mínimo autovalor de la matriz de covarianza temporal del ruido. De esta forma se maximiza la diferencia entre la forma de onda inyectada y las realizaciones de ruido más probables.

D. Aplicación en datos reales.

La expresión (15) permite comparar el desempeño al utilizar sinusoides de distintas frecuencias y fase en lugar de la forma de onda óptima. La matriz de covarianza temporal Σ puede ser diferente, de acuerdo a la actividad cerebral en cada individuo y en distintas situaciones, por lo que la forma de onda óptima también es relativa a cada individuo y cada conjunto de mediciones. Dos matrices de covarianza fueron estimadas a partir de un conjunto de mediciones existente sobre dos pacientes con epilepsia durante sueño no REM. Las mediciones de EEG fueron tomadas sobre 29 canales, filtradas a 100 Hz y muestreadas a 200 Hz. Para ambos pacientes el tiempo de medición fue de aproximadamente 30 minutos.

Si la señal x es una senoide de una determinada frecuencia y fase, la varianza del estimador esperada para esa señal se puede determinar a partir de (15) y compararla con el valor que toma cuando x es la forma de onda óptima. Es posible entonces barrer rangos de frecuencia y fase para determinar si el uso de sinusoides empeora significativamente la estimación, y en caso de que eso no ocurra, determinar las frecuencias más favorables.

Para determinar el mínimo número de muestras necesario para desafectar el ruido del cerebro se puede comparar la varianza total para distintos números de muestras con la varianza total esperada en el caso de que sólo haya ruido blanco. A menor cantidad de muestras, será menor el tiempo que el paciente esté expuesto a la aplicación de la corriente y la duración del estudio de TIE.

III. RESULTADOS

En base a las matrices de covarianza temporal de ambos pacientes se computaron las formas de onda óptima para cada uno de ellos. Las Figs. 1 y 2 muestran las formas de onda óptimas obtenidas para el paciente 1 y el paciente 2 respectivamente. La amplitud de la señal óptima se adaptó de manera que su valor cuadrático medio sea de $100 \mu A$, que es el valor máximo permitido según la norma IEC60601 [12].

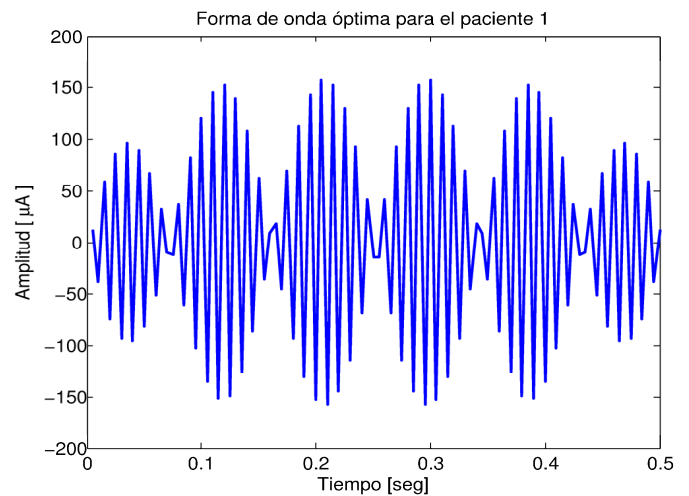


Figura 1. Forma de onda óptima para el paciente 1.

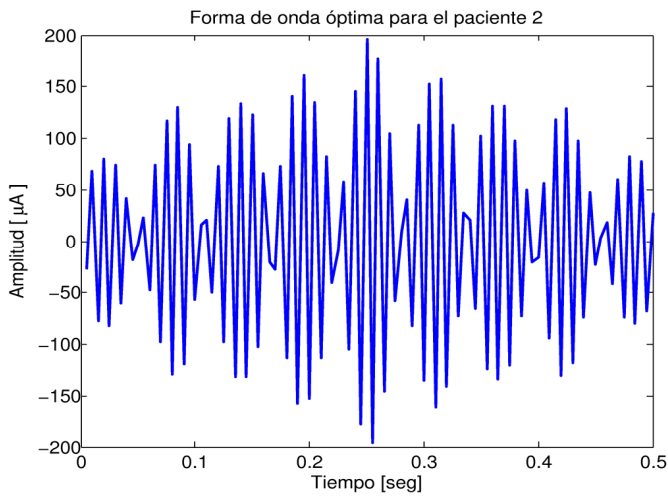


Figura 2. Forma de onda óptima para el paciente 2.

Para obtener el número mínimo de muestras se calculó el valor de la varianza total para cada paciente en función del número de muestras. La Fig. 3 muestra los resultados para ambos pacientes cuando la cantidad de muestras varía entre 2 y 100. A modo de comparación también se grafica la varianza total esperada en el caso que sólo se estuviera midiendo ruido blanco.

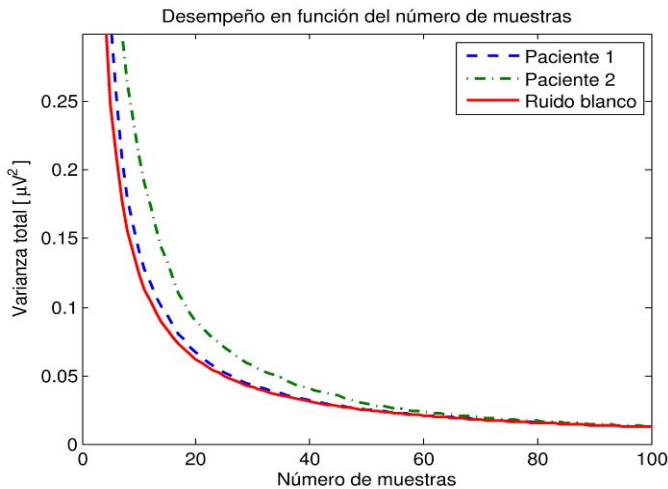


Figura 3. Varianza total utilizando la forma de onda óptima en función del número de muestras para ambos pacientes y varianza total esperada en el caso que sólo exista ruido blanco.

El resultado del uso de sinusoides en reemplazo de la forma de onda óptima se muestra en la Fig. 4 para el paciente 1 y en la Fig. 5 para el paciente 2. El barrido de frecuencias se realizó entre 10 y 100 Hz y el de la fase entre 0 y 2π . Para cada valor de frecuencia se realizó el barrido de la fase quedándose sólo con los valores máximo y mínimo de la varianza total. Las curvas se encuentran normalizadas respecto de la varianza total de \hat{a} al utilizar la forma de onda óptima, por lo que valores cercanos a 1 representan sinusoides que se comportan de manera similar a la forma de onda óptima.

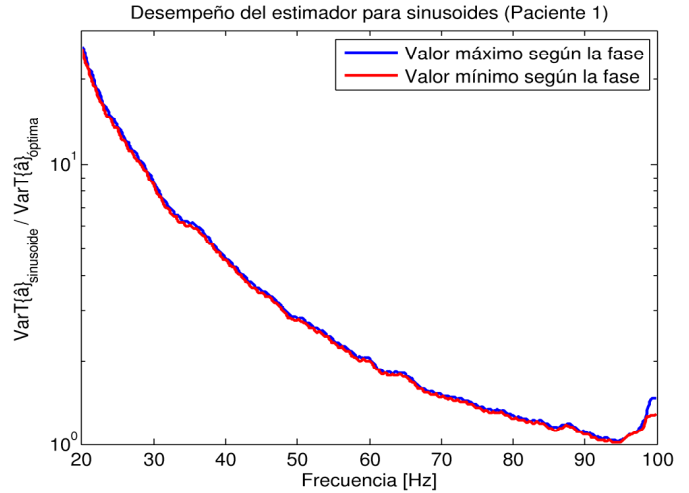


Figura 4. Varianza total del estimador en función de la frecuencia de la sinusoide para el paciente 1, normalizada por la varianza total obtenida con la forma de onda óptima. Las dos curvas representan los valores máximo y mínimo que para cada frecuencia se obtienen al variar la fase. El eje vertical se encuentra en escala logarítmica.

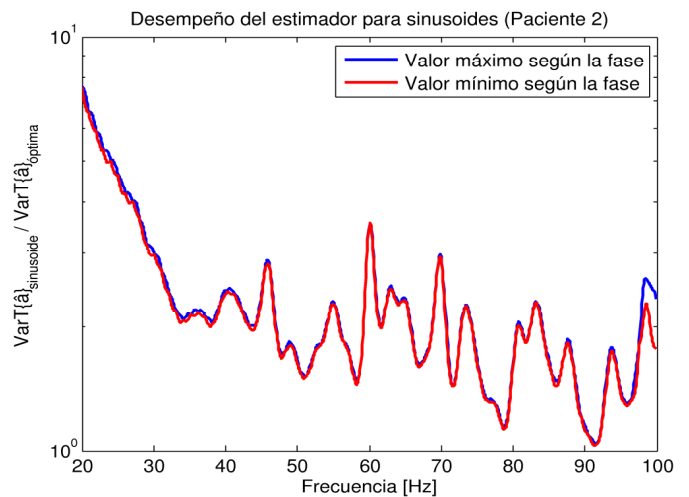


Figura 5. Varianza total del estimador en función de la frecuencia de la sinusoide para el paciente 2, normalizada por la varianza total obtenida con la forma de onda óptima. Las dos curvas representan los valores máximo y mínimo que para cada frecuencia se obtienen al variar la fase. El eje vertical se encuentra en escala logarítmica.

Para el paciente 2 se analizó además el barrido en frecuencia y fase para distinto número de muestras a fin de estudiar el desempeño de las sinusoides de acuerdo al número de muestras. En la Fig. 6 cada curva representa el valor máximo de la varianza total (peor elección de la fase) en función de la frecuencia para distintos números de muestras.

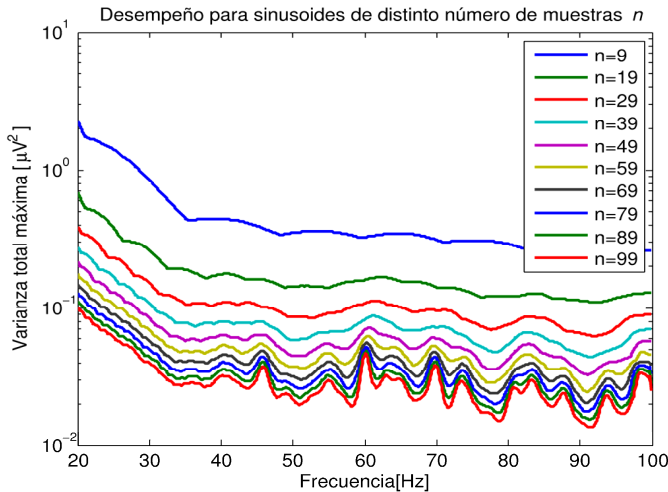


Figura 6. Varianza total máxima (peor elección de la fase) en función de la frecuencia de la senoide para el paciente 2. Las distintas curvas representan los valores obtenidos para distintos números de muestras. El eje vertical se encuentra en escala logarítmica.

IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

En el presente trabajo se mostró un procedimiento para obtener el mínimo número de muestras necesarias para desafectar el ruido del cerebro, que involucra la obtención de la forma de onda óptima. Esto implica una mejora para la comodidad del paciente ya que reduce la duración del estudio de TIE, que puede involucrar la medición del potencial generado por la inyección de corriente a través de un gran número de pares de electrodos. En el caso de los ejemplos de mediciones que se analizaron, se puede observar en la Fig. 3 que a mayor cantidad de muestras, la varianza total del estimador se acerca al caso de sólo ruido blanco. Para el paciente 1, considerando aproximadamente 15 muestras la diferencia entre las varianzas totales es de $0.01 \mu V^2$ por lo que se puede asumir que para mayor cantidad de muestras la actividad propia del cerebro ya fue desafectada. En tanto que para el paciente 2 esto ocurre con aproximadamente 40 muestras.

Muchos de los resultados del presente trabajo están relacionados con que la actividad del cerebro concentra su energía mayormente a bajas frecuencias, y la misma tiende a disminuir a medida que la frecuencia aumenta. Entonces se espera que las formas de onda óptima presenten oscilaciones de alta frecuencia, hecho que se puede verificar observando las formas de onda de las Figs. 1 y 2. También se puede observar que se asemejan a sinusoides de alta frecuencia. Es por eso que se buscó determinar la influencia de utilizar una u otra forma de onda.

En las Figs. 4 y 5 se puede observar que si se utiliza una senoide de alta frecuencia es posible alcanzar desempeños cercanos al de utilizar la forma de onda óptima, y que la fase prácticamente no afecta en la estimación. En el caso del paciente 1, se puede observar un decrecimiento de la varianza total relativa en función de la frecuencia. Sólo para

frecuencias mayores a 95 Hz la varianza al emplear sinusoides crece nuevamente y depende de la fase, debido a la poca cantidad de muestras por ciclo. Se puede observar que aproximadamente a 94 Hz se alcanza un desempeño muy similar al de utilizar la forma de onda óptima y que a aproximadamente 60 Hz lo duplica. El paciente 2, en cambio, presenta un comportamiento diferente. Se sabe que el conjunto de datos de este paciente tiene una importante actividad cerebral de alta frecuencia. Esto también se ve reflejado en las curvas de la Fig. 5, donde para frecuencias mayores a 30 Hz , la varianza no siempre decrece a medida que la frecuencia aumenta. En ciertos intervalos de frecuencia se pueden observar “picos” indicando que utilizar una senoide en dichos intervalos produciría un desempeño significativamente peor que al de utilizar la forma de onda óptima. Para este paciente los mejores desempeños se producirán al utilizar sinusoides de aproximadamente 79 ó 91 Hz . En la Fig. 6 se puede observar que la varianza total mantiene este comportamiento de frecuencias favorables y desfavorables sin importar la cantidad de muestras que se tomen para la estimación.

Los resultados del trabajo muestran cómo la actividad cerebral de cada paciente influye en la estimación de los coeficientes de atenuación necesarios para la estimación de conductividades usando TIE. La obtención de la forma de onda óptima resultó ser de importancia ya que permitió determinar para cada ejemplo el mínimo número de muestras necesario para desafectar el ruido propio del cerebro. Para las mediciones estudiadas, se mostró que el error introducido en la estimación de los coeficientes de atenuación al reemplazar dicha forma de onda por una senoide de una frecuencia adecuada es despreciable. Por otro lado, un análisis espectral permitió determinar qué frecuencias son convenientes para cada conjunto de datos. En general, las frecuencias altas presentaron menor varianza total del estimador, pero pueden existir frecuencias altas que afectan negativamente en la estimación, como en el caso del paciente 2. Además se mostró que este comportamiento espectral se mantiene si se disminuye el número de muestras para realizar la estimación.

Actualmente se encuentra en desarrollo un tomógrafo de impedancia eléctrica que permitirá obtener mediciones de TIE sobre pacientes reales. Se espera que el procedimiento utilizado en este trabajo permita reducir significativamente el tiempo que el paciente deba estar sometido al estudio.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue financiado a través de la Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica (ANPCyT) PICT 2011-0909, la Universidad Nacional de La Plata (UNLP) 11-1127, el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) y la Comisión de Investigaciones Científicas de la Provincia de Buenos Aires (CIC-PBA).

REFERENCIAS

- [1] R. Bayford, “Bioimpedance tomography (electrical impedance tomography),” *Annu. Rev. Biomed. Eng.*, vol. 8, pp. 63–91, 2006

- [2] D. Holder, "Electrical impedance tomography of brain function," in *World Automation Congress*, Hawaii, 2008.
- [3] M. Fernández-Corazza, L. Beltrachini, N. von Ellenrieder, and C. H. Muravchik, "Tomografía de impedancia eléctrica y resonancia magnética como herramientas conjuntas para la estimación paramétrica de la conductividad eléctrica del cráneo y del cuero cabelludo," in *XIV Reunión de Trabajo Procesamiento de la Información y Control RPIC 2011*, Oro Verde, 2011, pp. 845–850.
- [4] B. Vanrumste, G. Van Hoey, R. Van de Walle, M. D'Havé, I. Lemahieu, and P. Boon, "Dipole location errors in electroencephalogram source analysis due to volume conductor model errors," *Med Biol Eng Comput*, vol. 38, pp. 528–534, 2000.
- [5] C. Wolters, A. Anwander, X. Tricoche, D. Weinstein, M. Koch, and R. MacLeod, "Influence of tissue conductivity anisotropy on EEG/MEG field and return current computation in a realistic head model: A simulation and visualization study using high-resolution finite element modeling," *NeuroImage*, vol. 30, no. 3, pp. 813–826, 2006.
- [6] S. Gonçalves, J. de Munck, J. Verbunt, F. Bijma, R. Heethaar, and F. L. da Silva, "In vivo measurement of the brain and skull resistivities using an EIT-based method and realistic models for the head," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 50, no. 6, pp. 754–767, 2003.
- [7] M. Fernández-Corazza, N. von Ellenrieder, and C. H. Muravchik, "Estimation of electrical conductivity of a layered spherical head model using electrical impedance tomography," *J Phys Conf Ser*, vol. 332, no. 1, 2011, pp. 012022.
- [8] J. de Munck, H. Huizenga, L. Waldorp, and R. Heethaar, "Estimating stationary dipoles from MEG/EEG data contaminated with spatially and temporally correlated background noise," *Trans. IEEE Signal Process.*, vol. 50, no. 7, pp. 1565–1572, 2002.
- [9] L. Beltrachini, N. von Ellenrieder, and C. Muravchik, "Shrinkage approach for EEG covariance matrix estimation," in *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2010, pp. 1654–1657.
- [10] S. M. Kay, *Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1993.
- [11] H. Van Trees, *Detection, estimation, and modulation theory. Part IV: Optimum array processing*. Wiley, 2002.
- [12] IEC60601, "Medical electrical equipment. Part 1: general requirements for basic safety and essential performance," no. ed 3.0. Geneva: International Electrotechnical Commission, 2005.



Carlos H. Muravchik (S'81-M'83-SM'99) was born in Argentina, June 11, 1951. He graduated as an Electronics Engineer from the National University of La Plata, Argentina, in 1973. He received the M.Sc. in Statistics (1983) and the M.Sc. (1980) and Ph.D. (1983) degrees in Electrical Engineering, from Stanford University, Stanford, CA. He is a Professor at the Department of the Electrical Engineering of the National University of La Plata and chairman of its Industrial Electronics, Control and Instrumentation Laboratory (LEIC). He is also a member of the Comisión de Investigaciones Científicas de la Pcia. de Buenos Aires. He was a Visiting Professor to Yale University in 1983 and 1994, to the University of Illinois at Chicago in 1996, 1997, 1999 and 2003 and to Washington University in St Louis in 2006 and 2010. Since 1999 he is a member of the Advisory Board of the journal *Latin American Applied Research* and was an Associate Editor of the *IEEE Transactions on Signal Processing* (2003-2006). His research interests are in the area of statistical and array signal processing with biomedical, communications and control applications and in nonlinear control systems.



Mariano Fernández-Corazza is a Professor at the Universidad Nacional de La Plata, Argentina, where he received his Engineering degree in Electronics (2007). He holds a doctoral fellowship of the Argentinian Research Council (CONICET). His research interests include statistical and signal processing applied to the fields of biomedicine, with particular focus on

Electrical Impedance Tomography and Spatial Filtering applied to the study of brain function.



Leandro Beltrachini is a Professor at the Universidad Nacional de La Plata, where he received his Eng. (2007) and Ph.D. (2012) degrees. He holds a postdoctoral fellowship of the Argentinian Research Council (CONICET). His research interests include statistical and signal processing and numerical methods for PDE problems with applications in the fields of

biomedicine.



Nicolás von Ellenrieder (S'96-M'06) is a Professor at the Universidad Nacional de La Plata, where he received his Eng. (1998) and Ph.D. (2005) degrees. His postdoctoral experience includes research visits to the Washington University in St. Louis (2006), the Cuban Neuroscience Center (2006), and the Montreal Neurological Institute of McGill University (2010).

His research interests include statistical and digital signal processing with applications in the fields of biomedicine and radar.