

Identificación de Electroodos de EEG en Imágenes Tomográficas.

Juan Pablo Graffigna, María Eugenia Gómez, José Javier Bustos

Gabinete de Tecnología Médica, Facultad de Ingeniería, U.N.S.J., jgraffig@gateme.unsj.edu.ar

Resumen— El presente trabajo presenta un método para identificar cada uno de los electrodos de EEG ubicados sobre la piel del paciente, en imágenes de tomografía. El objetivo es presentar al neurofisiólogo una imagen anatómica, con la ubicación e identificación exacta de cada uno de los electrodos. A partir de las señales de EEG obtenidas y la información anatómica es posible realizar un diagnóstico adecuado de diferentes enfermedades neurológicas.

Palabras clave—electrodos, identificación, imágenes tomográficas.

I. INTRODUCCIÓN

Durante las últimas décadas la tecnología de imágenes médicas ha experimentado el desarrollo y la comercialización de una amplia gama de nuevas modalidades y sistemas de adquisición, que coincidió parcialmente con el incremento en la disponibilidad de recursos computacionales relativamente económicos. Los avances tecnológicos en cuanto al procesamiento y visualización 3D de imágenes en los últimos años, ha permitido a los radiólogos crear imágenes de varios aspectos de la anatomía y fisiología del cuerpo humano y de sus estructuras internas con una resolución y realismo sin precedentes.

El procesamiento de imágenes médicas permite el realce de los datos de imágenes crudas con el fin de una visualización selectiva así como un análisis ulterior. El análisis de imágenes médicas comprende llevar a cabo valoraciones cuantitativas, objetivas y reproducibles, a fin de obtener parámetros de importancia clínica del estado del paciente. La fusión de imágenes es utilizada en el ambiente médico para combinar los datos de diversas modalidades de imágenes en un único volumen, con el objetivo de obtener información de relevancia, que no podría obtenerse a partir de las imágenes individuales por separado.

Una aplicación que va cobrando cada vez mayor relevancia es la aplicación de imágenes anatómicas fusionadas con la localización de electrodos para correlacionar información de los registros de EEG con las diferentes estructuras. Existen a partir de estos registros numerosos trabajos que permiten modelar los problemas inversos [10] [11] para encontrar diferentes patologías en las imágenes cerebrales a partir de EEG.

Cabe señalar que los modelos inversos requieren conocer previamente la ubicación espacial de los electrodos usados en el registro de las señales EEG. Para ello, se emplean métodos de estimación o la registración de

imágenes anatómicas de RMN o TAC con marcadores multimodales fiduciaros.

La fusión consiste en alinear o registrar espacialmente las imágenes provenientes de las distintas modalidades (o tomadas en tiempos diferentes). Para ello es necesario determinar la transformación geométrica $x' = T(x)$ que permita encuadrar a ambos estudios en un mismo marco de referencia. Una vez determinada la transformación, esta se aplica a una de las imágenes, comúnmente denominada "flotante", para que coincida con la otra, la cual se llama "imagen de referencia". En imágenes cerebrales, el tejido blando se encuentra encerrado dentro de la cavidad craneana, por lo que una simple transformación de cuerpo rígido es adecuada para esta aplicación.

El neurofisiólogo requiere las señales de EEG y una determinación precisa, sobre imágenes de resonancia magnética, de cada electrodo correspondiente a los registros. Para ello se requiere una serie de pasos ilustrados en la Figura 1. El algoritmo presentado en este trabajo resuelve el problema de identificación.

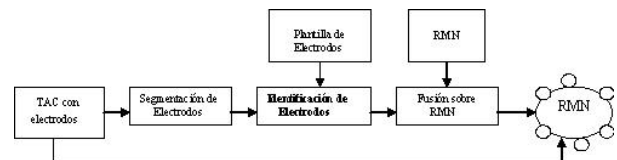


Fig. 1: Problema de identificación de electrodos.

II. MATERIALES Y METODOS

Para aplicar el método de identificación de electrodos en imágenes médicas se requieren dos tareas previas. Por un lado se debe realizar la adquisición, segmentación e identificación (etiquetado) de electrodos en un fantoma el cual se tomará como patrón o plantilla. Por otra parte se deben adquirir y segmentar los electrodos en el paciente.

La adquisición de imágenes requiere previamente la evaluación de las dos modalidades anatómicas más relevantes para estudiar cerebro: Resonancia Magnética Nuclear (RMN) y Tomografía Axial Computada (TAC). A partir de la gran distorsión producida en las imágenes de RMN se optó por la utilización de (TAC). Las imágenes de electrodos con fantoma y con paciente se observan en la Figura 2 y en la Figura 3.

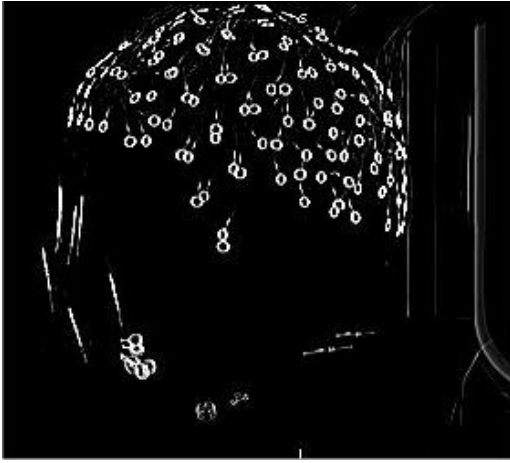


Fig.2: Imagen del fantoma con electrodos.

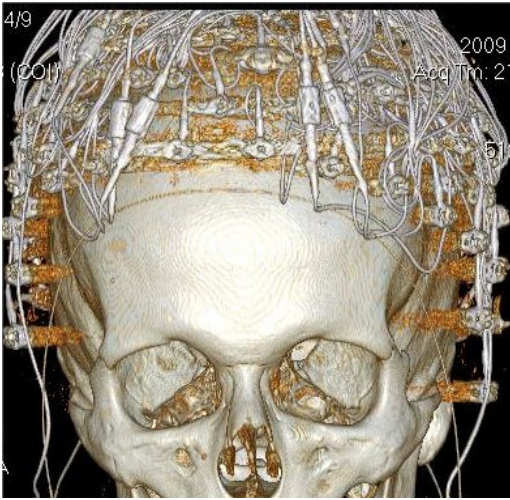


Fig.3: Imagen del paciente con electrodos.

La segmentación se realiza por métodos de procesamiento de imágenes y actualmente se están desarrollando técnicas basadas en morfología matemática en 3D.

A partir de la ubicación e identificación de los electrodos en un fantoma se debe encontrar un método que, conociendo la posición de los electrodos en el paciente, se realice el etiquetado de los mismos.

El método presentado a nivel experimental requiere de dos conjuntos de datos. Por un lado la posición e identificación exacta de cada uno de los n electrodos en la plantilla:

$$X = \{q_i = (x_i, y_i, z_i) / i=1, \dots, n\} \quad (1)$$

Por el otro lado, se debe conocer la posición de cada electrodo de los m electrodos que tiene el paciente:

$$P = \{p_j = (x_j, y_j, z_j) / j=1, \dots, m\} \quad (2)$$

El objetivo del algoritmo es identificar a cada uno de los electrodos de P que se corresponden con los electrodos de X . Para ello, el método debe ser invariante a la rotación, traslación y a pequeños cambios de escala en los ejes x , y o z . El algoritmo consiste en proponer diferentes

combinaciones P_k de los elementos de P sobre X ; y a partir de un funcional, determinar la mejor combinación.

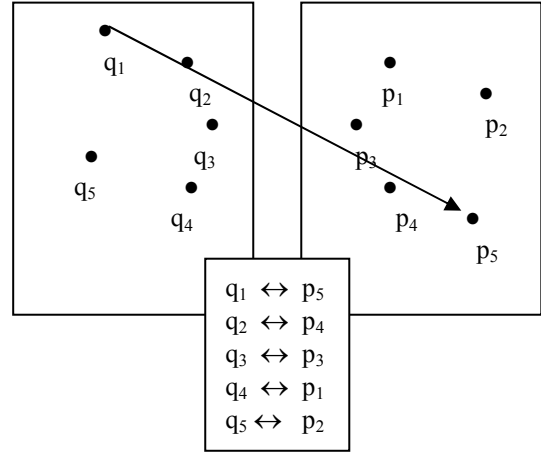


Fig.4: Esquemático del problema de identificación.

Para la comparación de cada conjunto ordenado P_k con X , se realiza un análisis de distancias. Entonces, a partir de X se calculan las distancias entre dos puntos q_i y q_g como:

$$distX_{ig} = |(q_i - q_g)|_2 \quad (3)$$

y para cada P_k , se calculan las distancias entre dos puntos p_j y p_g como:

$$distP_{k_jg} = |(p_j - p_g)|_2 \quad (4)$$

Para cada combinación k , se calcula el funcional como:

$$Func_K = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{g=i+1}^n |distX_{ig} - distP_{k_{ig}}| \quad (5)$$

La mejor combinación k óptima es aquella que minimiza el funcional $Func_k$. La cantidad de electrodos m del paciente puede ser mayor a n (electrodos de la plantilla). Esto se debe a que pueden existir falsos electrodos u otros electrodos de referencia sobre el casco con electrodos.

Por su estructura este funcional es invariante a la rotación y a la traslación. Sin embargo, como es sensible a los cambios de escala, se realiza la siguiente normalización de las distancias:

$$distNX_{ig} = \frac{distX_{ig}}{\left(\sum_{e=1}^{n-1} \sum_{f=i+1}^n distX_{ef}\right)} \quad (6)$$

$$distNP_{k_{jg}} = \frac{distP_{ig}}{\left(\sum_{e=1}^{n-1} \sum_{f=i+1}^n distP_{k_{ef}}\right)} \quad (7)$$

El nuevo funcional se calcula utilizando la Ec. 5 con las distancias calculadas en las ecuaciones 6 y 7.

Debido a que el casco tiene 128 electrodos, el cálculo utilizando el método propuesto no puede ser utilizado en

forma directa por su excesiva carga de procesamiento. Esto implica la evaluación de $3,8 \cdot 10^{215}$ combinaciones diferentes. Por tal motivo se proponen algunas alternativas de optimización. Una de ellas consiste en descartar las combinaciones donde la comparación entre los primeros electrodos sea muy disímil respecto al fantoma. En tales casos, no es necesario evaluar las combinaciones que comienzan con tales electrodos, reduciendo considerablemente los cálculos. En la sección de resultados se analiza numéricamente este aspecto. Sin embargo, la carga computacional es elevada igualmente. En función de ello se propone una segunda optimización. La misma consiste en aplicar las técnicas de registración basadas en puntos fiduciaros. Para ello se propone el siguiente método:

Se elige un subconjunto de X con n_s electrodos, donde $n_s \ll n$. Luego, se aplica el algoritmo propuesto reemplazando el conjunto X por el nuevo subconjunto X_s . De este modo, por ejemplo, eligiendo $n_s = 10$ y para $m = 128$ electrodos del conjunto P , las combinaciones posibles serán $8,23 \cdot 10^{20}$.

Una vez obtenida, la combinación óptima P_k (con Func_k mínimo), se busca la mejor transformación proyectiva T que cumpla:

$$\sum (Tp_i - q_i)^2 \text{ sea mínimo.}$$

Una vez obtenida la transformación, se asocian los electrodos p_j con los q_i mediante la siguiente expresión:

p_j se asocia a q_i si $\text{dist}(p_j, q_i)$ es mínimo analizando $i = 1 \dots n$.

III. RESULTADOS

Se realiza una evaluación de los algoritmos utilizando la plantilla de 65 electrodos propuesta por [12]. Una vez finalizada la etapa de investigación para la segmentación se aplicarán los mismos sobre los estudios adquiridos con 128 electrodos.

El patrón o plantilla es exactamente igual al conjunto provisto por [12]. Los electrodos de paciente se obtienen a partir del patrón, previa aplicación de un desplazamiento aleatorio uniforme, y transformaciones de rotación, traslación y cambio de escala. Es decir:

$$P = \{p_i / p_i = Tq_j + \varepsilon \quad \forall q_j \in X \text{ y } j = 1 \dots m\} \quad (8)$$

El valor de ε representa un valor aleatorio que se adiciona y puede alcanzar un porcentaje de hasta el 10%. Los algoritmos se evaluaron con las siguientes variables: $n = 65$, $m = 65$ y $n_s = 5$.

Para el análisis se tomaron electrodos en puntos extremos. Se realizaron 20 iteraciones para diferentes porcentajes de error de ε . Hasta un 10% de error de posicionamiento no se evidencia error de identificación (Ver Tabla 1). Para valores mayores de error de posicionamiento se incrementa el porcentaje de error en la identificación.

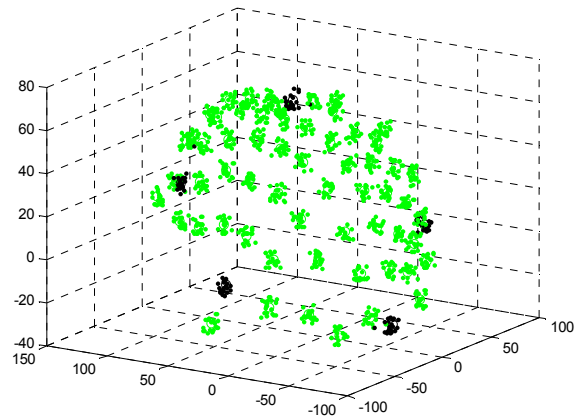
Tabla 1: Análisis de los errores de clasificación en función del error de posicionamiento.

Error aleatorio de posición (%)	Combinaciones Erróneas
20	10/20
15	4/20
12	4/20
10	0/20

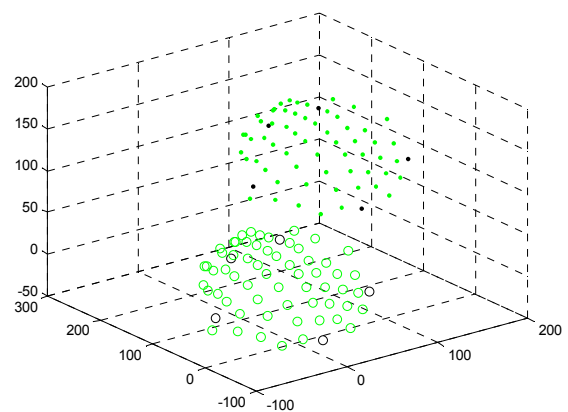
Se han evaluado rotaciones a diferentes ángulos y traslaciones globales sin alterar la identificación. Los cambios de escala en x , y , z no han provocado errores debido a la normalización propuesta en las ecuaciones 6 y 7. Esto es importante, ya que el algoritmo se ajusta a diferentes tamaños y formas cefálicas.

El algoritmo ha sido implementado en Matlab y se han graficado comparativamente los resultados de la identificación (Ver Fig. 5). La figura 5A muestra que la identificación funciona adecuadamente con 20 distribuciones diferentes con error aleatorio de posición.

Por otra parte en la figura 5B se presenta una distribución rotada y desplazada.



A



B

Fig.5: Disposición de los electrodos: Posición plantilla (círculos), Posición de electrodos reales en 20 distribuciones diferentes (puntos). Electrodos de X_s en negro y el resto en verde.

El algoritmo de descarte de combinaciones disímiles permitió analizar sólo un 0.6% de las configuraciones posibles, ahorrando considerablemente el tiempo de cálculo.

Una vez obtenida la identificación de los n_s electrodos se calcula transformación proyectiva utilizando mínimos cuadrados mediante la siguiente expresión

$$T = (P_k * P_k)^{-1} * P_k * X_s \quad (9)$$

Finalmente, para cada electrodo q_i de P_k se obtiene un electrodo q_i' en el espacio de X_s . Luego se busca la correspondencia detectando el electrodo más próximo.

El sistema asignó la correspondencia correcta para cualquier transformación de rotación, traslación y cambio de escala. Al adicionar ruido aleatorio uniforme hasta 4% no existieron errores de identificación. Al incrementar el error comenzaron a existir conmutaciones de electrodos próximos.

IV. CONCLUSIONES

En el presente trabajo se ha descrito un método para identificar o etiquetar los electrodos de un paciente a partir de una plantilla. Debido a la cantidad de electrodos y al costo computacional se han propuesto dos optimizaciones que reducen considerablemente el cálculo.

El método es insensible a la rotación, traslación y cambio de escala, lo cual permite ajustar la grilla a diferentes tamaños cefálicos. Para etiquetar el conjunto reducido de n_s puntos el algoritmo reconoce los electrodos correctamente con errores aleatorios de posicionamiento menores al 10%.

La transformación proyectiva que permite identificar al resto de los electrodos opera correctamente para errores de posicionamiento menores al 4%.

Una vez obtenidos los valores de la segmentación con valores propios, se evaluarán los algoritmos sobre grillas de 128 electrodos.

REFERENCIAS

[1] Maurer, C.R., Fitzpatrick, J.M., Wang, M.Y., Galloway, R.L., Maciunas, R.J., Allen G.S., "Registration of Head Volume Image Using

Implantable Fiducial Markers", IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 16, no. 4, August 1997, pp. 447-462.

[2] Torsten Rohlfing, *Member, IEEE*, Joachim Denzler, *Member, IEEE*, Christoph Gräßl, Daniel B. Russakoff, and Calvin R. Maurer, Jr., *Member, IEEE*, "Markerless Real-Time 3-D Target Region Tracking by Motion Backprojection From Projection Images", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 24, NO. 11, November 2005, pp. 1455-1468.

[3] Espen W. Remme, Kevin F. Augenstein, Alistair A. Young, and Peter J. Hunter, "Parameter Distribution Models for Estimation of Population Based Left Ventricular Deformation Using Sparse Fiducial Markers", IEEE Transactions on Medical Imaging, , Vol.. 24, NO. 3, March 2005, pp. 381-388.

[4] Sylvia J. Gong, *Member, IEEE*, Graeme J. O'Keefe, Andrew M. Scott, "Comparison and evaluation of PET/CT image registration", Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China, September 1-4, 2005, pp. 1599-1603.

[5] Calvin R. Maurer, Jr., *Member, IEEE*, Robert J. Maciunas, and J. Michael Fitzpatrick, *Member, IEEE*, "Registration of Head CT Images to Physical Space Using a Weighted Combination of Points and Surfaces", IEEE Transactions on Medical Imaging, , Vol.. 17, NO. 5, October 1998, pp. 753-761.

[6] Matthew Y. Wang, Calvin R. Maurer, Jr., J. Michael Fitzpatrick, *Member, IEEE*, and Robert J. Maciunas, "An Automatic Technique for Finding and Localizing Externally Attached Markers in CT and MR Volume Images of the Head", IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. 43, NO. 6, JUNE 1996, pp. 627- 637.

[7] Bankman Isaac N. Handbook of Medical Imaging. Processing and Analysis. ACADEMIC PRESS, USA, (2000).

[8] Hill, Derek L. G., Hajnal, Joseph V., Hawkes, David J. Medical Image Registration, CRC Press, New York, (2001).

[9] Fitzpatrick, J. Michael, Sonka, Milan. Handbook of Medical Imaging. Volume 2. Medical Image Processing and Analysis. SPIE Press, Washington USA, (2000).

[10] Ademoglu, A.; Demiralp, T.; I Stefanopolus, Y.; Comu, S.; Baykan, B. "Epileptic source localization using wavelet prefiltering and MUSIC scanning", Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 17-21 Sept. 2003, vol. 3, pp: 2366 – 2369.

[11] Wei W.; Wenyan J.; Hesheng L.; Xiaorong G.; Guojun Z.; Yuping W. "Localization of epileptic foci from preictal EEG data using standardized shrinking LORETA-FOCUSS algorithm", Proceedings of First International Conference on Neural Interface and Control, 26-28 May 2005, pp: 209–212.

[12] Pantazis Dimitrios, Huang Mingxiong: Phantom EEG-MEG. USC Biomedical Imaging Research Lab. 2004