

Reducción de la amplitud del error en señales EEG comprimidas

(Amplitude Error reduction for compressed EEG signals)

Carlos A. Bazán-Prieto y Julián L. Cárdenas-Barrera

Resumen— El error que introducen los algoritmos de compresión con pérdidas se evalúa a través de figuras de mérito. Muchos de estos algoritmos también utilizan estas figuras de mérito para controlar el proceso de compresión, definiendo valores a priori. El *Root Mean Square Error* (RMSE) y el *Percentage Root mean square Difference* (PRD) son figuras de mérito utilizadas en la compresión de señales electroencefalográficas (EEG). En este trabajo se utiliza un algoritmo de compresión con pérdidas basado en la codificación de Golomb, para comparar el error que se introduce, utilizando los criterios de control mencionados. Para una amplia muestra de señales EEG, los resultados de simulación demuestran que al controlar la compresión con el RMSE se logra reducir la amplitud del error en la señal reconstruida, además de una mayor tasa de compresión.

Palabras Claves— EEG compression, compression quality, Golomb code.

I. INTRODUCCIÓN

La compresión de datos y particularmente la compresión de señales biomédicas, son una importante herramienta para nuevas aplicaciones que trabajan con altos volúmenes de información [1]. Tal es el caso de las señales EEG, para las que se han desarrollado varios algoritmos de compresión con pérdidas [2-6]. Los algoritmos de compresión con pérdidas alcanzan mayor tasa de compresión que los algoritmos de compresión sin pérdidas, pero añaden errores en la señal reconstruida. Se pueden emplear algoritmos de compresión con pérdidas, sin una apreciable degradación visual de la señal EEG, por medio del control de la calidad de la señal reconstruida en el proceso de compresión. El control se realiza definiendo *a priori* y evaluando la señal EEG reconstruida, a través de figuras de mérito. Tradicionalmente se utilizan varias figuras de mérito [7], la más utilizada es “*Percentage Root mean square Difference*” (PRD) [3-9]. El PRD es una medida objetiva de la distorsión global expresada en términos de porcentaje que estima el grado de conservación de la forma de onda de la señal. Se expresa como:

$$PRD = \frac{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} e^2[n]}}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} x^2[n]}} \times 100, \quad (1)$$

donde $e[n] = x[n] - \hat{x}[n]$ es el error, $x[n]$ la señal original, $\hat{x}[n]$ la reconstruida y N la cantidad de muestras en el segmento a analizar.

Otra figura de mérito utilizada, es “*Root Mean Square Error*” (RMSE). El RMSE describe la distorsión en términos absolutos y se define como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e^2[n]}. \quad (2)$$

Para el caso de la señal EEG, el RMSE se puede expresar en μV , por lo que está muy ligado al manejo de los especialistas encargados del análisis de estas señales bioeléctricas. En [12] se concluye que cuando el RMSE se utiliza para controlar el proceso de compresión de señales EEG, el error se encuentra concentrado en un reducido intervalo con menor variabilidad. Generalmente los errores locales de la señal EEG reconstruida, provocados por la compresión, se presentan como el error máximo absoluto (MaxErr). El MaxErr se expresa en μV y se calcula como:

$$MaxErr = \max |e[n]|. \quad (3)$$

El objetivo principal de este trabajo es analizar, comparativamente, el error que introduce un algoritmo de compresión con pérdida cuando es controlado por la figura de mérito RMSE o por PRD. En la comparación también se incluye la tasa de compresión alcanzada para cada caso, “*Compression Ratio*” (CR) definida como:

$$CR = \frac{b_x}{b_c}, \quad (4)$$

donde b_x y b_c representan el número de bits totales de las señales original y comprimida, respectivamente.

II. ALGORITMO DE COMPRESIÓN

La estructura de los algoritmos propuestos está formada por tres etapas: descomposición de la señal, reducción de entropía y codificación sin pérdidas de la información cuantificada. Estas etapas se muestran en el diagrama de bloques de la Fig. 1 y se describen brevemente a continuación:

La señal EEG se segmenta en bloques de 2048 muestras, $x[n]$. Cada segmento $x[n]$ se descompone en 32 subbandas, $y[n]$, con un banco de filtros coseno modulado de reconstrucción aproximada (N-PR CMFB). De esta forma se logra descomponer el espectro de la señal EEG en bandas de frecuencia de aproximadamente 4 Hz, en correspondencia con el espectro de los ritmos EEG [11]. Las ventajas del empleo de estos filtros y su diseño ha sido objeto de trabajos previos de los autores en [7, 10, 12, 13].

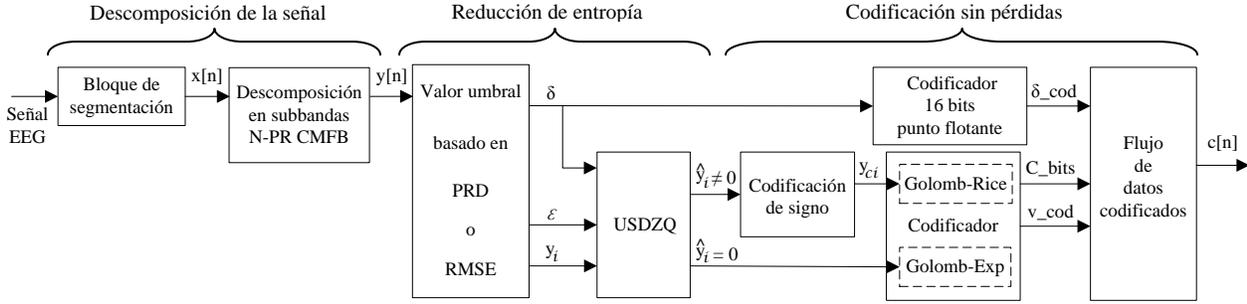


Fig. 1. Diagrama de bloques del algoritmo.

La reducción de entropía se realiza a través de un proceso de umbralización y cuantificación. Con la umbralización se hacen ceros las muestras cuya amplitud es inferior a un valor umbral (ϵ), establecido previamente. En la medida en que el valor umbral sea mayor, mayor será la tasa de compresión alcanzada y menor la calidad de la señal recuperada. La obtención del valor umbral (ϵ) está basado en la técnica de energía retenida, según las figuras de mérito, como se describe en [7]. En este trabajo se utilizan para calcular el valor umbral, el PRD y el RMSE, en experimentos separados para finalmente analizar comparativamente el error resultante.

Si E_T es la energía total, E_R la energía retenida y E_P la energía perdida por las muestras con valores inferiores al umbral,

$$E_R = E_T - E_P. \quad (5)$$

Interpretando el PRD (1) en términos de energía y combinando adecuadamente (1) y (5), se obtiene,

$$E_R = E_T \left(1 - \left(\frac{PRD}{100} \right)^2 \right). \quad (6)$$

Similar interpretación se realiza con RMSE (2) y se obtiene la expresión:

$$E_R = E_T - N \cdot RMSE^2, \quad (7)$$

donde N es la cantidad de muestras en el segmento (2048).

La relación anterior entre el PRD, el RMSE y E_R , permite calcular con facilidad la energía que se quiere retener para el valor de distorsión deseada, definida a priori. El valor umbral (ϵ) es el valor de la muestra cuya posición satisfaga la energía retenida, estimada como la suma acumulada de las muestras subbandas ordenadas [7].

Las muestras se umbralizan y cuantifican, en un cuantificador uniforme con zona muerta (USDZQ). La ecuación (8), describe su funcionamiento, donde los valores y_i son las muestras subbandas, \hat{y}_i las muestras cuantificadas y ϵ el valor umbral calculado previamente. Los valores y_i que se encuentran en el intervalo $\pm \epsilon$ (zona muerta) se cuantifican como ceros (umbralización). Los valores mayores al intervalo $\pm \epsilon$ se cuantifican a partir de un criterio práctico $\delta = 0.6\epsilon$, con un paso de cuantificación de 2δ . Un caso particular ocurre en

el intervalo de decisión $\epsilon \leq |y_i| \leq 3\delta$ donde los valores y_i se cuantifican como valores ± 1 .

$$\hat{y}_i = \begin{cases} -1, & -3\delta \leq y_i \leq -\epsilon \\ 0, & -\epsilon < y_i < \epsilon \\ 1, & \epsilon \leq y_i \leq 3\delta \\ h, & (2h-1)\delta < y_i \leq (2h+1)\delta, \\ & h = \pm 2, \pm 3, \dots \end{cases} \quad (8)$$

La codificación de las muestras cuantificadas se realiza con variantes del algoritmo de codificación de Golomb [14]. La codificación de Golomb genera un código de longitud variable, con el objetivo de representar las muestras cuantificadas de poca amplitud con una menor cantidad de bits que las de mayor amplitud. Los valores codificados, están formados por una magnitud representada en código unario, un bit separador y k bits, relacionados con la magnitud del dato. Los parámetros utilizados en esta estructura se calculan según la variante de codificación utilizada, que se describen a continuación.

Para los valores $\hat{y}_i \neq 0$, se utiliza la variante de codificación de Golomb-Rice [15]. Este codificador es para enteros positivos, de forma que los valores $\hat{y}_i \neq 0$ se convierten en valores positivos y_{ci} , de la siguiente forma:

$$y_{ci} = \begin{cases} 2|\hat{y}_i| - 1, & \hat{y}_i < 0, \\ 2|\hat{y}_i| - 2, & \hat{y}_i > 0. \end{cases} \quad (9)$$

Dado el divisor, como un parámetro entero positivo $m = 2^k$, la palabra de código para y_{ci} se construye a partir de la representación unaria de $\left\lfloor \frac{y_{ci}}{m} \right\rfloor$, seguido por un '0' como separador, y los k bits menos significativos (resto, $r = y_{ci} \bmod m$). La longitud del código generado es $\left\lfloor \frac{y_{ci}}{m} \right\rfloor + 1 + k$. Para cada distribución de esta forma, hay un valor del parámetro k tal que alcance la longitud promedio más corta posible. La estimación del parámetro k se realiza basado en que:

$$k = \left\lceil j \left\lfloor 2^j \geq \frac{A}{N} \right\rfloor \right\rceil, \quad (10)$$

donde N es el conteo de valores \hat{y}_i y A la suma acumulada. El valor de k se calcula a través del siguiente algoritmo. Después de codificar una muestra y_{ci} , N es incrementada por 1 y A es incrementada por $|\hat{y}_i| - 1/2$. Cuando N alcance su valor máximo ($N_{max} = 8$, empíricamente seleccionado), N y A son reajustados, haciendo $N = \lfloor N/2 \rfloor$ y $A = \lfloor A/2 \rfloor$. Finalmente se calcula el valor de k como: $k = \lceil \log_2(A/N) \rceil$.

La estructura del código es la siguiente:

$$\underbrace{\left\lfloor \frac{y_{ci}}{m} \right\rfloor}_{1 \dots 1} \quad 0 \quad \underbrace{\dots}_{k} \quad r \quad (11)$$

Para los valores $\hat{y}_i = 0$ se utiliza la codificación de Golomb-Exponencial, de forma que la longitud de las corridas de ceros son codificadas eficientemente. La palabra de código resultante de la codificación de las corridas de ceros, está formada por k '0's, seguidos de un bit separador '1', finalizando con la representación binaria (con k bits) del valor $RL + 1 - 2^k$, como se muestra a continuación:

$$\underbrace{0 \dots 0}_k \quad 1 \quad \underbrace{x_{k-1} \dots x_0}_k, \quad (12)$$

y la representación binaria:

$$x_{k-1} \dots x_0 = RL + 1 - 2^k, \quad (13)$$

donde RL es la cantidad de ceros consecutivos y k se calcula como:

$$k = \lfloor \log_2(RL + 1) \rfloor. \quad (14)$$

Cada palabra de código tiene la longitud $2^k + 1$ bits.

Finalmente se obtiene un flujo de bits $c[n]$, con una estructura para cada segmento formada por el valor δ codificado en 16 bits en punto flotante (δ_{cod}), la cantidad de bits codificados (C_bits) y los valores codificados (v_cod).

III. RESULTADOS EXPERIMENTALES Y DISCUSIÓN

Los experimentos consisten en utilizar el algoritmo descrito en dos variantes de obtención del valor umbral. Primero utilizando PRD como figura de mérito para controlar la compresión y luego RMSE, a través de (6) y (7) respectivamente. Los valores seleccionados *a priori* de PRD se toman entre 1 y 10 %, ya que este es el rango usual presentado por varios autores [3-5, 7]. Mientras que los valores seleccionados *a priori* de RMSE se toman entre 0.5 y 5 μV , ya que con estos valores se logran resultados aproximados al rango de PRD equivalente.

Para estos experimentos se utiliza la base de datos "Children's Hospital Boston" [16]. Esta base de datos está

formada por más de 600 horas divididas en 23 casos (chb01-chb23). La mayoría de los casos contienen entre 9 y 42 archivos EEG, cada archivo contiene 23 señales (24 o 26 en algunos casos) correspondientes a los canales del electrocardiógrafo, con duración de 1, 2 ó 4 horas. Las muestras fueron adquiridas a 256 muestras por segundo con 16 bit de resolución. Los datos se toman según los criterios propuestos en [7, 10], consistiendo en 5 casos seleccionados según su distribución de edad y sexo. De cada caso se tomaron dos señales de una hora de duración, una que contiene episodios epilépticos y la otra no. Cada señal contiene 23 canales, por lo que en total se tomaron 230 señales EEG de una hora de duración cada una.

En la Fig. 2 se muestran los resultados de los valores medio de PRD relacionados con la Tasa de compresión (CR), para las dos variantes.

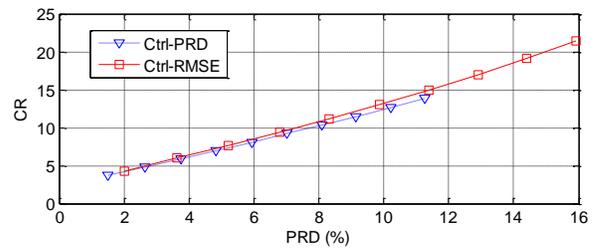


Fig. 2. PRD vs CR, controlando PRD y RMSE.

Los resultados alcanzados con RMSE logran mayores CR para el mismo valor de PRD, aunque las diferencias no son significativas. Sin embargo, al observar los valores medio resultantes de RMSE de la Fig. 3 se puede notar un mayor resultado de CR para los mismos valores de RMSE.

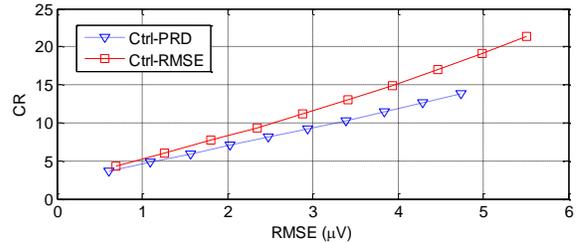


Fig. 3. RMSE vs CR, controlando PRD y RMSE.

Con los resultados anteriores, que utilizan las figuras de mérito más difundidas, se puede afirmar que al controlar el proceso de compresión con RMSE se logran los mejores valores globales. Para analizar el error de las muestras recuperadas del proceso de compresión, se presenta en la Fig. 4 el MaxErr total de las 230 señales EEG de una hora de duración.

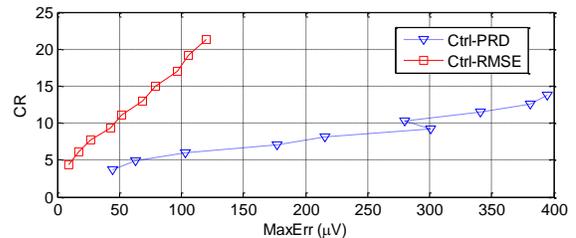


Fig. 4. MaxErr vs CR, controlando PRD y RMSE.

Los valores de MaxErr que se obtienen controlando RMSE son varias veces menores a los alcanzados al controlar con PED. Generalmente estos resultados pueden ser valores aislados y muchas veces no son significativos para el análisis de la señal EEG. Sin embargo, MaxErr (3) está muy relacionado con la amplitud de la señal resultante que será utilizada en el análisis clínico. Por estas razones, en la Fig. 5 se presentan diagramas de cajas del MaxErr de cada uno de los segmentos de las 230 señales, que se obtienen controlando el PRD (Fig. 5a) y controlando el RMSE (Fig. 5b).

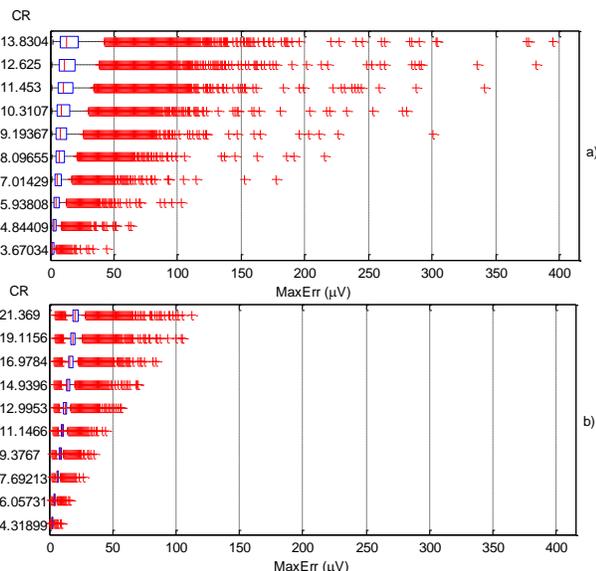


Fig. 5. Detalles del MaxErr de todos los segmentos, relacionados con los resultados de CR. (a) Controlando PRD y (b) Controlando RMSE.

Se debe tener en cuenta que los valores de CR de la Fig. 5 no son iguales, por lo que al comparar los resultados de (a) y (b) se debe buscar la adecuada correspondencia que asocie similares valores de CR. Observando los bigotes, que representan el 99.3 % de los valores MaxErr de los segmentos de la señal, se puede observar una menor amplitud y un mayor control del error al controlar el RMSE. En la Fig. 5b correspondiente al control del RMSE, los valores máximos de los bigotes son inferiores al 50 % que los presentados en la Fig. 5a correspondiente al control del PRD para similares valores de CR. Los MaxErr que representan valores aislados fuera de los bigotes son varias veces menores cuando se controla el RMSE. A partir de este análisis se puede afirmar que el error de la señal EEG recuperada es menor cuando el algoritmo de compresión es controlado por RMSE en comparación con el algoritmo controlado por PRD.

IV. CONCLUSIONES

En este trabajo se evaluó el desempeño de un algoritmo de compresión de señales EEG basado en la codificación de Golomb donde se utilizan el PRD y el RMSE como figuras de mérito para controlar el proceso de compresión. Luego de realizar ambos experimentos, con las dos figuras de mérito y con 230 señales EEG se una hora de duración cada una, se pudo apreciar un mejor desempeño con el RMSE como parámetro de control.

Los resultados demuestran que al controlar el RMSE se logra un mayor valor de CR para similares valores medios de PRD y valores medios de RMSE, que al controlar el PRD. Sobre todo, al controlar el RMSE, se alcanzan menores valores de MaxErr para valores equivalentes de CR. Al analizar el error, a través del MaxErr de cada segmento, se puede apreciar con mayor claridad la reducción de la amplitud del error en la señal reconstruida que ocurre al controlar el RMSE.

REFERENCIAS

- [1] A. Nait-Ali and C. Cavaro-Menard, *Compression of biomedical images and signals*. London Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2008.
- [2] D. Gopikrishna and A. Makur, "A high performance scheme for EEG compression using a multichannel model," in *High Performance Computing (HIPC)*, Proceedings, Bangalore, India, 2002, pp. 443-451.
- [3] J. L. Cárdenas-Barrera, et al., "A wavelet-packets based algorithm for EEG signal compression," *Medical Informatics and the Internet in Medicine*, vol. 29, pp. 15-27, Mar 2004.
- [4] M. Nielsen, et al., "Optimal wavelets for biomedical signal compression," *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 44, pp. 561-568, Jul 2006.
- [5] H. Gurkan, et al., "EEG signal compression based on classified signature and envelope vector sets," *International Journal of Circuit Theory and Applications*, vol. 37, pp. 351-363, Mar 2009.
- [6] K. K. Poh and P. Marziliano, "Compressive Sampling of EEG Signals with Finite Rate of Innovation," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010, 2010.
- [7] C. Bazán-Prieto, et al., "Retained energy-based coding for EEG signals," *Medical Engineering & Physics*, vol. 34, pp. 892-899, 2012.
- [8] N. Sriraam and C. Eswaran, "Performance evaluation of neural network and linear predictors for near-lossless compression of EEG signals," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 12, pp. 87-93, Jan 2008.
- [9] K. Srinivasan and M. R. Reddy, "Wavelet-Domain L infinity-Constrained Two-Stage Near-Lossless EEG Coder," *Information Processing and Management*, vol. 70, pp. 76-80, 2010.
- [10] C. Bazán-Prieto, et al., "Analysis of tractable distortion metrics for EEG compression applications," *Physiological Measurement*, vol. 33, pp. 1237-1247, 2012.
- [11] S. Sanei and J. Chambers, *EEG signal processing*. Chichester, England; Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2007.
- [12] F. Cruz-Roldán and M. Monteagudo-Prim, "Efficient Implementation of Nearly Perfect Reconstruction FIR Cosine-Modulated Filterbanks," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 52, pp. 2661-2664, 2004.
- [13] M. Blanco-Velasco, et al., "A low computational complexity algorithm for ECG signal compression," *Medical Engineering & Physics*, vol. 26, pp. 553-568, Sep 2004.
- [14] S. W. Golomb, "Run-length encodings," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 12, pp. 399-401, 1966.
- [15] R. Rice, "Adaptive Variable-Length Coding for Efficient Compression of Spacecraft Television Data," *IEEE Transactions on Communication Technology*, vol. 19, pp. 889-897, 1971.
- [16] A. L. Goldberger, et al., "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet - Components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101, pp. E215-E220, Jun 13 2000.

Carlos Alberto Bazán Prieto. Ingeniero Electrónico. Máster en Electrónica. Doctor en Ciencias Técnicas. Profesor Titular. Departamento de Electrónica y Telecomunicaciones. Facultad de Ingeniería Eléctrica. Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas. Santa Clara, Cuba. cabazan@uclv.edu.cu

Julián Luciano Cárdenas Barrera. Ingeniero Electrónico. Doctor en Ciencias Técnicas. Profesor Titular.