



XVIII SIMPOSIO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA (SIE-2019)

Impacto del control de compresión en la entropía de la señal electroencefalográfica reconstruida

Impact of compression control on the entropy of the reconstructed electroencephalographic signal

Carlos A. Bazán-Prieto¹, Rigoberto Acosta-González¹, Daniel Oramas-Oñoz¹

1- Carlos A. Bazán-Prieto. Universidad Central "Marta Abreu" de las Villas, Cuba. E-mail: cabazan@uclv.edu.cu

2- Rigoberto Acosta-González. Universidad Central "Marta Abreu" de las Villas, Cuba. E-mail: riacosta@uclv.cu

3- Daniel Oramas-Oñoz. Universidad Central "Marta Abreu" de las Villas, Cuba. E-mail: doramas@uclv.cu

Resumen: La compresión con pérdidas en señales electroencefalográficas se realiza generalmente para reducir el uso de memoria, reducir los tiempos empleados en la transmisión y ahorrar la carga de las baterías que alimentan a los equipos. Sin embargo, la valoración cuantitativa de la calidad de la señal reconstruida es un tema no resuelto. En este trabajo se evalúa la entropía de la señal recuperada, para valorar el impacto de dos métricas de control de la compresión. Para esto se utiliza un algoritmo de compresión con pérdidas para la señal EEG, con dos alternativas de control: mediante *Percentage Root mean square Difference* y *Root Mean Square Error*. Primeramente se utiliza un caso de estudio para mostrar el impacto de estas alternativas sobre la entropía de la señal reconstruida. Finalmente se amplía el estudio y se realiza la comparación de las dos alternativas, según la calidad de la señal reconstruida y la relación con la tasa de compresión. Como resultado, se pudo comprobar la ventaja del empleo de la métrica *Root Mean Square Error* para el control de la compresión con pérdidas.



Abstract: *Lossy compression in electroencephalographic signals is generally done to reduce memory usage, reduce the time spent in transmission and save the charge of the batteries that feeds the equipment. However, the quantitative assessment of the quality of the reconstructed signal is an unresolved issue. In this work, the entropy of the recovered signal is evaluated to assess the impact of two compression control metrics. For this, a lossy compression algorithm is used for the EEG signal, with two control alternatives: by Percentage Root mean square Difference and Root Mean Square Error. First, a case study is used to show the impact of these alternatives on the entropy of the reconstructed signal. Finally the study is extended and the comparison of the two alternatives is made, according to the quality of the reconstructed signal and the relation with the compression rate. As a result, the advantage of using the Root Mean Square Error metric for the control of lossy compression could be verified.*

Palabras Clave: Compresión de señales EEG; Calidad de la compresión; Entropía aproximada.

Keywords: *EEG compression; Compression quality; Approximate entropy.*

1. Introducción

El desarrollo de la tecnología ha revolucionado las aplicaciones biomédicas actuales. Por ejemplo, las aplicaciones procesan diversas señales, aumentan el número de canales, mayor resolución o realizan estudios de larga duración generalmente ambulatorios. La transmisión de datos tiende a sistemas inalámbricos y los equipos a ser portátiles, donde prevalece la miniaturización y la alimentación con baterías. Estos escenarios requieren manejar adecuadamente los espacios de memoria, los tiempos empleados en la transmisión de la información y la energía disponible. La compresión de datos para las nuevas aplicaciones, es una alternativa a esta situación [1].

La compresión de señales es el proceso mediante el cual el conjunto de datos discretos, que conforma una señal, se procesan para lograr una representación más compacta de esta. En la compresión de datos se establece un límite a la compresión de datos sin pérdidas, que depende de la naturaleza estadística de la fuente, generalmente se alcanzan valores de CR inferiores a tres [2]. Mientras que para la compresión con



pérdidas este límite depende de la distorsión permitida en la señal reconstruida. En el caso de las señales biomédicas, no está definida cuantitativamente la distorsión que se puede permitir. Se prefiere la valoración subjetiva de los médicos especializados para definir si no existen pérdidas significativas en una señal comprimida con pérdidas, lo que constituye una tarea compleja [3].

Existen recomendaciones y normas relacionadas con el uso y adquisición de las señales electroencefalográficas (EEG), como las establecidas por "American Clinical Neurophysiology Society" [4]. Donde la Recomendación_8 del año 2006: "Guidelines for Recording Clinical EEG on Digital Media", establece, entre otros aspectos, que el ruido adicional debe ser menor a 2 μV pico a pico, en el rango de frecuencia de 0.5-100 Hz, incluido 60 Hz. En la última actualización pasa a ser la recomendación 4 [5] e introduce modificaciones, por ejemplo: el ruido adicional debe ser menor a 1 μV pico a pico. Estas recomendaciones pueden interpretarse como un intervalo de amplitud, dentro del cual se considera como válida la señal para el análisis clínico. Como no existe una regla de oro para evaluar la calidad de la señal EEG comprimida, las recomendaciones mencionadas anteriormente pueden emplearse para establecer el rango de tolerancia del error introducido en la señal reconstruida luego de un proceso de compresión con pérdidas. En [6] se propone una métrica de calidad apropiada a estas recomendaciones, para controlar valores menores a 1 μV .

Por otra parte, se ha estudiado la influencia de la pérdida de muestras de señales EEG en una transmisión inalámbrica [7] a partir de las características entrópicas que permiten describir el contenido de información de la señal. Este escenario puede ser aplicado a la pérdida de información producto a la compresión. Por ello, en este trabajo se evalúa el impacto del tipo de métrica empleada en el control de la compresión con pérdidas, en la entropía de la señal reconstruida.

2. Metodología

La estructura del experimento que se utiliza en este trabajo, está formado por una base de datos EEG, un esquema de compresión con pérdidas y métricas de calidad que se utilizan como parámetros de control del proceso de compresión y como métricas para evaluar la calidad de la señal reconstruida. El experimento se divide en dos alternativas, la primera utiliza PRD (*Percentage Root mean square Difference*) como parámetro de



control de la compresión y la segunda utiliza RMSE (*Root Mean Square Error*) como parámetro de control de la compresión. Finalmente se comparan los resultados a partir del análisis de la calidad de la señal reconstruida. Además del uso de PRD y RMSE, para evaluar la calidad, se evalúa la entropía de la señal reconstruida para distinguir la cantidad de información que conservan. Los elementos de esta estructura, se describen a continuación.

Se utiliza la base de datos CHB-MIT *Scalp EEG Database* [8], por ser disponible públicamente y de fácil acceso. Además posee una elevada cantidad de datos y variadas patologías con las correspondientes anotaciones que enmarcan los criterios clínicos de las anomalías presentes. Esta base de datos se utiliza en con buenos resultados en [9].

La compresión se realiza sobre segmentos de N muestras de la señal EEG, no solapados. El algoritmo de compresión es el propuesto en [10] y está formado por tres etapas: descomposición de la señal, cuantificación y codificación sin pérdidas de la información cuantificada, que se describen brevemente a continuación:

1. En la primera etapa se descompone la señal EEG $x[n]$ ($1 \geq n \geq N$) en subbandas, con un banco de filtros coseno modulado de reconstrucción aproximada "*Nearly-Perfect Reconstruction Cosine Modulated Filter Bank*" (N-PR CMFB) descrito en [11] que introduce pérdidas despreciables. El banco de filtros descompone el espectro de frecuencia de la señal EEG en M bandas, que se hacen corresponder aproximadamente con la frecuencia de los ritmos EEG [3].
2. En la segunda etapa, la señal descompuesta en subbandas $y[n]$ presenta la energía concentrada en pocas bandas, según las patologías y ritmos presentes en la señal EEG [2]. Por ello se utiliza una técnica de cuantificación basada en la umbralización donde las muestras con valores inferiores al umbral se hacen ceros por ser consideradas irrelevantes. Las muestras significativas se cuantifican según USDZQ (*Uniform Scalar Dead Zone Quantiser*), que elimina la zona muerta que dejan las muestras eliminadas. El valor umbral se calcula en función del PRD o RMSE deseados en la señal reconstruida, como las dos alternativas a analizar en este trabajo. El método de cálculo se basa en la relación entre la energía total de las muestras de la subbanda y la energía que se quiere retener. La energía a retener se calcula a partir del parámetro de calidad deseado, según [2, 9].



3. El propósito de la tercera etapa, es la codificación sin pérdidas de las muestras cuantificadas. Se utiliza la codificación de Golomb [12]. La codificación de Golomb genera un código de longitud variable, que está basado en probabilidad de ocurrencia de la amplitud de las muestras, donde las muestras de poca amplitud son codificadas más eficientemente que los de mayor amplitud.

Las métricas de calidad que se utilizan para evaluar cuantitativamente a la señal reconstruida y de esta forma valorar el desempeño de los algoritmos de compresión, se presentan a continuación.

Para evaluar la compresión de los datos, se utiliza la tasa de compresión "*Compression Ratio*" (CR) definida en (1).

$$CR = \frac{b_x}{b_c}, \quad (1)$$

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

Para evaluar la calidad de la señal EEG reconstruida y para calcular el valor umbral, y por consiguiente controlar la compresión, se utilizan PRD y RMSE.

PRD, se calcula según la (2), indica la distorsión global en términos de porcentaje y permite estimar en qué grado se ha conservado la forma de onda de la señal.

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

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.

RMSE describe la distorsión en términos absolutos, según (3) y se expresa en μV , por lo que está muy ligado al manejo de los especialistas encargados del análisis de las señales EEG.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} e^2[n]}. \quad (3)$$



Las métricas anteriores son matemáticamente convenientes para medir la calidad de la señal reconstruida y para controlar el proceso de compresión, pero no necesariamente coinciden con la calidad percibida [6].

Las métricas de entropía son métodos de análisis no lineal que cuantifican la capacidad de generar información por parte de un sistema [13]. Estas medidas son ampliamente utilizadas en el contexto del procesado de señales biomédicas para, entre otras cosas, identificar patologías, clasificar sistemas, o incluso predecir la ocurrencia de eventos. Estos métodos ofrecen excelentes prestaciones en la extracción de información de las señales que de otra forma no sería posible obtener. Son varias las medidas de entropía usadas en el análisis de las señales biológicas entre las que se encuentran la entropía aproximada (ApEn), la entropía muestral (SampEn), la entropía cuadrada de Renyi (QSE) y el coeficiente de entropía muestral (CosEn), entre otras [14, 15].

En este trabajo se pretende comparar la calidad de los resultados, analizando la entropía de la señal recuperada. Para ello se utiliza la entropía aproximada (ApEn) por ser una de las métricas más utilizadas [7]. El cálculo de ApEn para una secuencia temporal $u(i)$ de longitud N muestras responde al siguiente algoritmo [13]:

- 1- Definir los subvectores $x(i)$ de longitud m de acuerdo a:

$$x(i) = [u(i) \ u(i+1) \ \dots \ u(i+m-1)]^T \quad i = 1, 2, \dots, N-m \quad (4)$$

- 2- Definir la medida de similitud o distancia $d(i, j)$, para establecer si los patrones o subvectores definidos en (4) son próximos:

$$d(i, j) = d(x(i), x(j)) = \max_k (|x(i+k-1) - x(j+k-1)|) \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

- 3- Calcular la regularidad o frecuencia de aparición de los patrones definidos en (4) identificados como similares a uno dado, como $C_i^m(r)$. Se consideran patrones similares aquellos en los que la distancia de similitud definida en (5) es inferior a un valor dado. Dicho valor se denota como r y representa en esencia, un nivel de filtrado.

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1}^{N-m+1} (d(i, j) \leq r) \quad (6)$$

- 4- Calcular la probabilidad condicional, $\Phi^m(r)$, de que dos patrones de longitud m sean similares:

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln[C_i^m(r)] \quad (7)$$



5- Obtener ApEn como la razón de verosimilitud entre la probabilidad condicional definida en (7) para subvectores de longitud m y $m + 1$ muestras respectivamente, de acuerdo a:

$$ApEn(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \quad (8)$$

La cota superior de ApEn para una serie temporal de duración finita y longitud N es $\log(N - m)$. Se trata de una medida no negativa e invariante frente a traslaciones o escalados. No es una medida absoluta, puesto que para un mismo sistema, al cambiar los valores de m y r su valor cambia de forma notable. Además, si la razón de señal a ruido es inferior a 3 dB, la validez de ApEn puede verse seriamente comprometida [13, 15].

Señales con alto grado de regularidad, en las cuales se puede reconocer al menos un patrón que se repite, obtendrá probabilidades condicionales en (7) próximas a 1 de forma que sus logaritmos tenderán a 0. Esto se traduce en valores de ApEn bajos, al contrario de lo que sucede con señales que presentan un comportamiento aparentemente aleatorio donde dichas probabilidades serán próximas a 0 y en consecuencia ApEn obtendrá valores altos [16].

No se ha establecido una forma única de definir los parámetros m y r . Si r se selecciona demasiado pequeño, las probabilidades condicionales resultarían estimaciones burdas respecto de las reales además de numéricamente inestables, mientras que si se selecciona demasiado grande la información útil puede pasar desapercibida [13, 14, 16]. Por ello se establece que para evitar una contribución significativa del ruido, r debe ser superior a la mayor parte de este. En [14] se obtienen buenos resultados con un valor de r al menos 3 veces la amplitud media del ruido.

En [13, 16] se establece que con $m = 2$ y $0,10 \leq r/SD \leq 0,25$ (donde SD es la desviación estándar del subvector $u(i)$ a analizar) se pueden obtener aproximaciones de ApEn para señales de un mínimo de 1000 muestras (N) con una validez estadística razonable.



3. Resultados y discusión

A los 23 canales de la señal chb01_15 de la base de datos CHB-MIT *Scalp EEG Database* [8] se aplica el algoritmo de compresión. Los resultados se presentan en la Tabla 1, dividida en las dos alternativas para controlar la compresión:

- controlar PRD (PRD-ctrl) a partir del PRD objetivo (PRDobj),
- controlar RMSE (RMSE-ctrl) a partir del RMSE objetivo (RMSEobj).

En ambos casos se selecciona el valor de la métrica de control adecuada (PRDobj y RMSEobj) para lograr similar resultado de compresión (aproximadamente $CR = 8.1$), de manera que las comparaciones de la calidad resultante sean justas.

Tabla 1. Resultados de la compresión.

	CR	PRDobj (%)	RMSEobj (μV)	RMSE \pm SD (μV)	PRD \pm SD (%)
PRD-ctrl	8.1133	2.591	-	1.440 \pm 0.557	2.979 \pm 0.195
RMSE-ctrl	8.1056	-	1.000	1.174 \pm 0.061	2.425 \pm 1.560

Los resultados de la calidad de la señal reconstruida en la Tabla 1 se expresan como PRD y RMSE, con sus desviaciones estándares (SD) correspondientes. Estos son los valores medios para los 450 segmentos de cada uno de los 23 canales. Cuando se controla RMSE en el proceso de compresión, se logra una reducción de $0.266 \mu V$ de RMSE y una reducción de 0.554% de PRD. Mientras SD sigue la tendencia lógica de la métrica de control, o sea, menor valor para la métrica controlada. Con estos resultados se puede inferir que cuando se controla RMSE en el proceso de compresión, se logra mayor calidad en la señal reconstruida, que cuando se utiliza PRD, para similar resultado de CR. Además se debe destacar que el valor de SD de RMSE, cuando se controla RMSE en el algoritmo de compresión, es inferior al logrado con el control de PRD. De esta forma se pudiera garantizar lo que establece la recomendación 4 [5]. Similares resultados fueron analizados en [6].

Ahora será evaluada la entropía de la señal original y de las señales reconstruidas de las dos alternativas de control de compresión, donde se utilizan los datos de la Tabla 1. Los parámetros seleccionados para el cálculo de $ApEn(N, m, r)$ se obtienen a partir de los criterios presentados en la sección anterior, como $ApEn(2048, 2, 7)$. En la Figura 1 se presentan (como caso de estudio) los valores de entropía aproximada ($ApEn$) para los



primeros 200 segmentos del canal 1 de la señal chb01_15, para la señal original, comprimida con el control de PRD (PRD-ctrl) y con el control de RMSE (RMSE-ctrl).

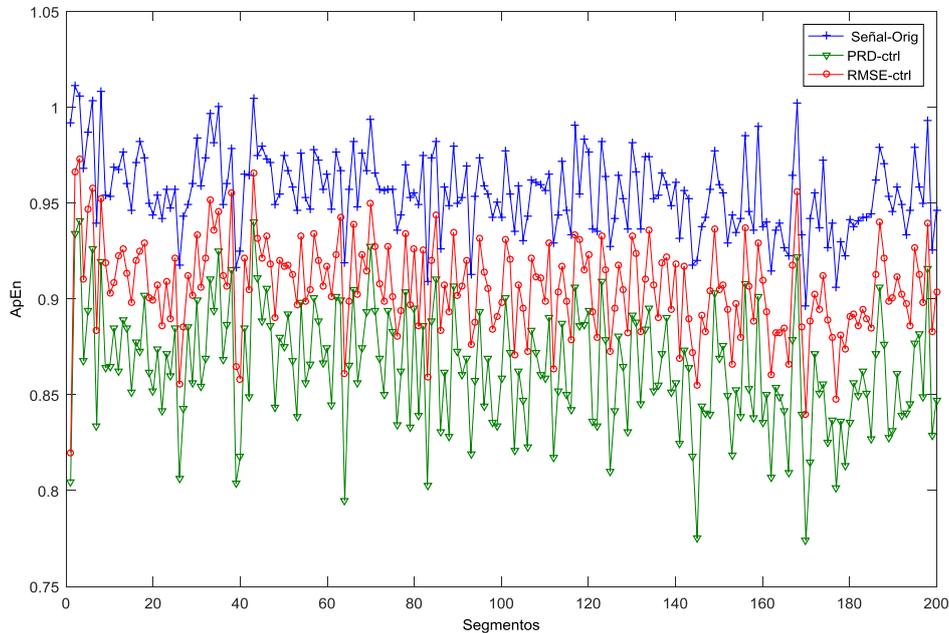


Figura 1. Resultados de ApEn para los primeros 200 segmentos del canal 1 de la señal chb01_15.

Se puede apreciar que el valor de ApEn que se logra cuando se controla RMSE en el proceso de compresión se aproxima más al valor de ApEn de la señal original que cuando se controla PRD. Los valores medios de ApEn son: 0.994 para la señal original, 0.953 cuando se controla RMSE y 0.942 cuando se controla PRD. Esto se puede traducir en que la señal reconstruida, que se logró controlando RMSE en el proceso de compresión, es capaz de retener mayor información de la señal original y que por lo tanto tiene mayor calidad. Lo que permite confirmar las conclusiones del análisis de los resultados presentados en la Tabla 1.

A continuación se generaliza el análisis para los 23 canales de la señal chb01_15. Se utilizan 10 valores de PRDobj (entre 0.5 y 5 %) y 10 valores de RMSEobj (entre 0.2 y 1.8 μV), como parámetros de control de la compresión. En la Figura 2 se presentan los resultados de PRD vs CR, cuando se controla PRD (PRD-ctrl) y cuando se controla RMSE (RMSE-ctrl).

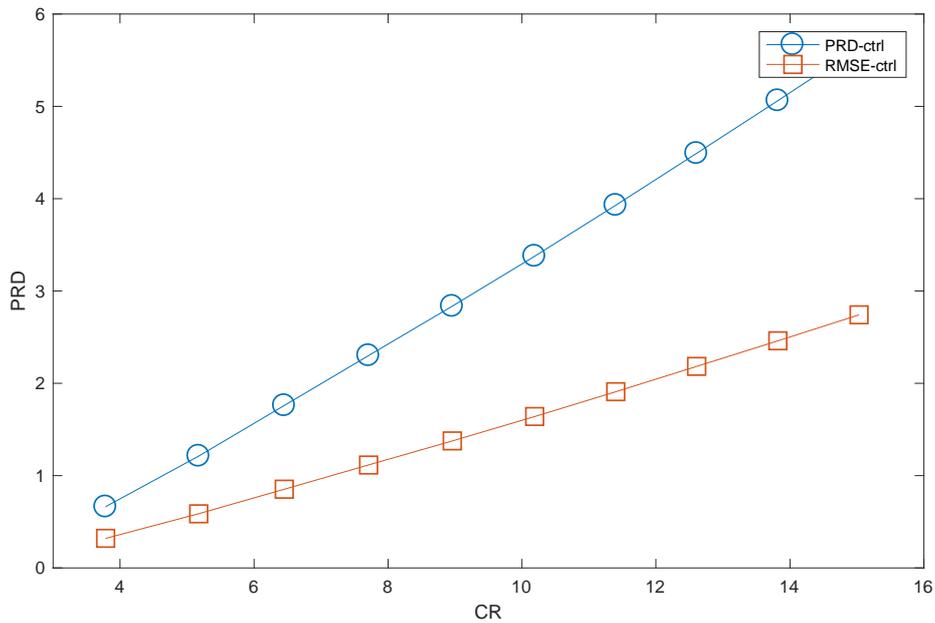


Figura 2. Resultados de PRD vs. CR.

Se puede notar que el algoritmo de compresión que utiliza la métrica de control RMSE logra mayor CR para similar resultado de calidad (PRD). Similar comportamiento se puede observar en la Figura 3 donde se presentan los resultados de RMSE vs CR, cuando se controla PRD (PRD-ctrl) y cuando se controla RMSE (RMSE-ctrl).

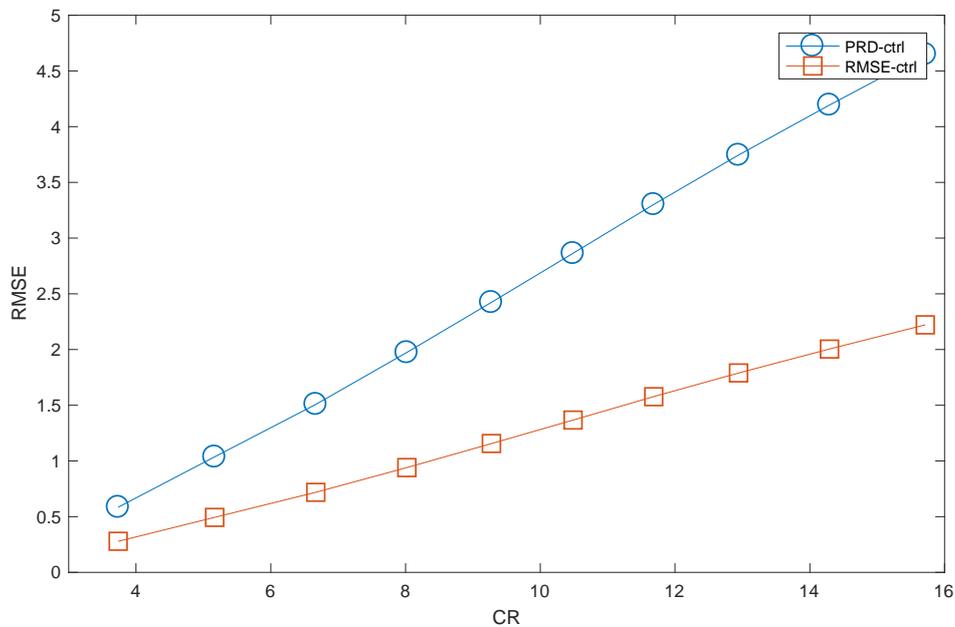


Figura 3. Resultados de RMSE vs. CR.



Igualmente se puede notar que el algoritmo de compresión que utiliza la métrica de control RMSE, logra mayor CR para similar resultado de calidad (RMSE). Se debe destacar que hasta valores de CR de 8, se logra mantener RMSE por debajo de $1 \mu\text{V}$, cuando se controla RMSE. Este resultado estaría en concordancia con la recomendación 4 [5], considerando el ruido adicional permitido en una señal EEG por debajo de $1 \mu\text{V}$. Finalmente en la Figura 4 se presentan los resultados de ApEn vs CR, cuando se controla PRD (PRD-ctrl) y cuando se controla RMSE (RMSE-ctrl).

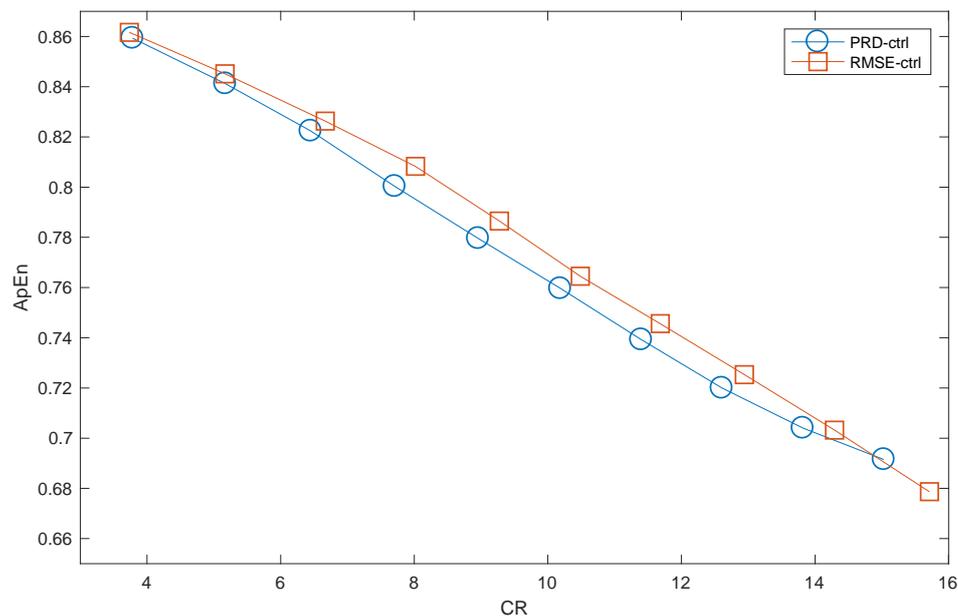


Figura 4. Resultados de ApEn vs. CR.

Los resultados muestran que para todos los valores analizados, la entropía de la señal reconstruida (ApEn) es superior cuando la métrica de control de la compresión es RMSE. Esto confirma que cuando se utiliza RMSE como métrica de control en el algoritmo de compresión de señales EEG, se logra para similar CR mayor calidad en la señal reconstruida. O sea, menores valores de PRD y RMSE, con mayor entropía (ApEn).

4. Conclusiones

La compresión con pérdidas de la señal EEG, provoca una lógica reducción en la entropía de la señal recuperada. Al analizar la entropía aproximada (ApEn) de la señal EEG recuperada se observa que la reducción en la entropía es menor cuando se utiliza



RMSE como métrica de control en el proceso de compresión con pérdidas. Los resultados de los experimentos mostraron que para similares valores de CR, se puede obtener mejor calidad en la señal EEG recuperada cuando se utiliza RMSE como métrica de control en el proceso de compresión con pérdidas, que con el uso de PRD. Se confirma que RMSE como métrica de control en el proceso de compresión con pérdidas es el adecuado, al lograr mayor ApEn. Para trabajos futuros se debe aumentar el tamaño de la muestra, evaluar otros tipos de entropías y comparar los resultados.

5. Referencias bibliográficas

- [1] A. Nait-Ali and C. Cavaro-Menard, *Compression of biomedical images and signals*. London Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2008.
- [2] C. Bazan-Prieto, *Compresión de señales EEG con sistemas de tasa múltiple. Procesamiento de señales biomédicas: PUBLICIA*, 2017.
- [3] L. Sörnmo and P. Laguna, *Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications*. Amsterdam-Boston: Elsevier Academic Press, 2005.
- [4] (2019). *American Clinical Neurophysiology Society*. Disponible en: <http://www.acns.org/>
- [5] J. J. Halford, D. Sabau, F. W. Drislane, T. N. Tsuchida, and S. R. Sinha, "American clinical neurophysiology society guideline 4: recording clinical EEG on digital media," *The Neurodiagnostic Journal*, vol. 56, pp. 261-265, 2016.
- [6] C. Bazán-Prieto, M. Blanco-Velasco, J. Cárdenas-Barrera, and F. Cruz-Roldán, "Analysis of tractable distortion metrics for EEG compression applications," *Physiological Measurement*, vol. 33, pp. 1237-1247, 2012.
- [7] E. M. C. Roldán, A. Molina-Picó, D. Cuesta-Frau, P. M. Martínez, and S. O. Crespo, "Characterization of entropy measures against data loss: Application to EEG records," in *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2011, pp. 6110-6113.
- [8] (2000). *CHB-MIT Scalp EEG Database*. Disponible en: <http://www.physionet.org/physiobank/database/chbmit/>
- [9] C. Bazán-Prieto, M. Blanco-Velasco, J. Cárdenas-Barrera, and F. Cruz-Roldán, "Retained energy-based coding for EEG signals," *Medical Engineering & Physics*, vol. 34, pp. 892-899, 2012.
- [10] C. Bazán-Prieto, M. Blanco-Velasco, J. Cárdenas-Barrera, and F. Cruz-Roldán, "Compresión de Señales EEG Basada en Descomposición en Subbandas y Codificación de Golomb," *IFMBE Proceedings, Springer, Alemania*, vol. 33, pp. 1134-1137, 2011.
- [11] F. Cruz-Roldán, P. Martín-Martín, J. Saez-Landete, M. Blanco-Velasco, and T. Saramaki, "A Fast Windowing-Based Technique Exploiting Spline Functions for Designing Modulated Filter Banks," *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. 56, pp. 168-178, Jan 2009.
- [12] S. W. Golomb, "Run-length encodings," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 12, pp. 399-401, 1966.
- [13] S. M. Pincus, "Approximate entropy as a measure of system complexity," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 88, pp. 2297-2301, 1991.



II Convención Científica Internacional 2019
Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas
CIENCIA, TECNOLOGÍA Y SOCIEDAD. PERSPECTIVAS Y RETOS

- [14] S. M. Pincus, I. M. Gladstone, and R. A. Ehrenkranz, "A regularity statistic for medical data analysis," *Journal of clinical monitoring*, vol. 7, pp. 335-345, 1991.
- [15] J. S. Richman and J. R. Moorman, "Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy," *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, vol. 278, pp. H2039-H2049, 2000.
- [16] S. M. Pincus and A. L. Goldberger, "Physiological time-series analysis: what does regularity quantify?," *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, vol. 266, pp. H1643-H1656, 1994.