

Estudio comparativo de métodos para el reconocimiento frecuencial de potenciales evocados visuales en estado estacionario en usuarios con y sin experiencia en Interfaces Cerebro-Computador

Cristian Felipe Blanco Díaz, Andrés Felipe Ruiz Olaya,

Universidad Antonio Nariño, Bogotá, Colombia

Recibido 2 de febrero de 2019. Aceptado 29 de julio de 2019

Resumen—Una de las ventajas reportadas en la literatura de los potenciales evocados visuales en estado estable (PEVEE) respecto a otros paradigmas para usarse en una interfaz cerebro-computador (ICC) es que es posible obtener una adecuada clasificación de comandos en usuarios sin experiencia en ICC (*naives*). El presente artículo se enfoca en cuantificar la variación en el desempeño de una ICC-PEVEE en usuarios con (grupo 1) y sin experiencia en ICC (grupo 2). Se utilizaron dos de los métodos del estado del arte para el reconocimiento frecuencial de PEVEE: análisis de correlación canónica (CCA) y análisis de correlación canónica utilizando bancos de filtros (FBCCA); para este estudio, se utilizó una base de datos de referencia en otros estudios (*benchmark*), compuesta de 40 estímulos visuales diferentes, y se realizó el análisis con 16 sujetos (8 para cada uno de los grupos). Para evaluar el desempeño se utilizaron las métricas de porcentaje de clasificación y la tasa de transferencia de datos (ITR), evaluados en 4 ventanas de tiempo: 0.5 s, 1 s, 1.5 s y 2 s. Además, se realizó un análisis de significancia estadística. Como resultados, se obtuvo que el mejor método de reconocimiento de PEVEE corresponde al FBCCA con porcentaje de clasificación promedio de 93.91% para el grupo 1 y 89.22% para el segundo grupo, e ITR de 169.85 bits/min para el grupo 1 y 142.76 bits/minuto para el grupo 2, en este último caso evaluado en una ventana de tiempo de 1.5 s. Finalmente, el análisis estadístico con una significancia del 5%, permite concluir que la experiencia en ICC influye de manera baja en el desempeño de un sistema ICC-PEVEE.

Palabras Clave: Interfaz Cerebro-Computador, Potenciales Evocados Visuales, Neuroingeniería.

COMPARATIVE STUDY OF METHODS FOR THE FREQUENCY RECOGNITION OF STEADY STATE VISUAL EVOKED POTENTIALS ON EXPERIENCED AND NAIVE USERS ON BRAIN-COMPUTER INTERFACE

Abstract—One of the advantages reported in the literature about of Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEP) over other paradigms for use in a Brain-Computer Interface (BCI) is that it is possible to obtain an adequate classification of commands in users without BCI experience (naives). The present article focuses on quantifying the variation in the performance of a BCI-SSVEP for users with experience (group 1) and without experience (group 2). Two of the state-of-the-art methods for SSVEP recognition were used: Canonical Correlation Analysis (CCA) and Canonical Correlation Analysis using Filter Bank (FBCCA). For this study, a database referenced in other studies (benchmark) is used, it is composed of 40 different visual stimuli, the analysis was performed with 16 subjects (8 each group). Classification Percentage and ITR were used as rating metrics to evaluate the performance of methods, were evaluated in 4-time windows: 0.5 s, 1 s, 1.5 s and 2 s. In addition, a statistical significance analysis was performed. As result, it was obtained that the best SSVEP recognition method correspond to the FBCCA with average percentage of classification of 93.31% for group 1 and 89.22% for group 2, and ITR of 169.85 bits/minute for group 1 and 142.76 bits/minute for group 2, in this last case evaluated in a time window of 1.5 s. Finally, the statistical analysis with a significance of 5%, allows to conclude that the experience in BCI has a low influence on the performance of a BCI-SSVEP system.

Keywords—Brain-Computer Interface, Visual Evoked Potentials, Neuroengineering.

ESTUDO COMPARATIVO DE MÉTODOS PARA RECONHECIMENTO DE FREQUÊNCIA DE POTENCIAIS EVOCADOS VISUAIS EM ESTADO ESTACIONÁRIO EM USUÁRIOS COM E SEM EXPERIÊNCIA EM INTERFACES CEREBRO-COMPUTADOR”

Resumo—Uma das vantagens, reportadas na literatura, dos potenciais evocados visuais em estado estável (PEVEE) em relação a outros paradigmas, para utilização numa interface cérebro-computador (ICC), é a possibilidade de obter uma classificação adequada de comandos em usuários sem experiência no uso de ICC (naives). O presente artigo, centra-se em quantificar a variação do desempenho de um ICC-PEVEE em usuários com (grupo 1) e sem (grupo 2) experiência no uso de ICC. Dois dos métodos mais recentes de reconhecimento de frequência SSVEP foram utilizados: análise de correlação canônica (CCA) e análise de correlação canônica utilizando bancos de filtros (FBCCA). Para este estudo, utilizou-se uma base de dados de referência de outros trabalhos, a qual está composta de 40 estímulos visuais diferentes e 16 sujeitos (8 para cada um dos grupos). Para avaliar o desempenho, usaram-se as métricas: classificação percentual e ITR, avaliado em 4 janelas de tempo: 0,5 s, 1 s, 1,5 s e 2 s. Além disso, realizou-se uma análise de significância estatística. Obteve-se que o melhor método de reconhecimento PEVEE corresponde ao FBCCA com uma percentagem média de classificação de 93,91% para o grupo 1 e 89,22% para o segundo grupo, e ITR de 169,85 bits/minuto para o grupo 1 e 142,76 bits/minuto para o grupo 2; considerando uuma janela de tempo de 1,5 s. Finalmente, a análise estatística, com uma significância de 5%, permite concluir que a experiência na ICC tem uma baixa influência no desempenho de um sistema ICC-PEVEE.

Palavras-Chave—Interface Cerebro-Computador, Potenciais Evocados Visuais, Neuroengenharia.

I. INTRODUCCIÓN

Según el último reporte realizado por la organización mundial de la salud (OMS) respecto a la discapacidad, cerca del 15,6 % de la población mundial sufre de algún tipo de discapacidad [1], por otro lado, en Colombia esta estadística se aproxima al 6,3 % de la población nacional [2]. Durante los últimos años con el objetivo de mejorar la calidad de vida de esta población, la ingeniería ha propuesto alternativas que permitan facilitar la comunicación, integración y rehabilitación; una de estas, es el desarrollo de tecnologías de interface cerebro-computador (ICC) que permiten el control del entorno o comunicación sin hacer uso del sistema nervioso periférico [3][4][5][6]. No obstante, esta técnica no per-

mite leer los pensamientos del usuario [7] [8], por ello se han desarrollado técnicas que permitan la identificación de la intención del usuario respecto a una acción, utilizando en su mayoría las señales de electroencefalografía (EEG) adquiridas por medio de electrodos no invasivos, normalmente haciendo uso del estándar 10-20 [9].

Los potenciales evocados son respuestas a nivel cerebral registradas mediante EEG que aparecen cuando al usuario se le presentan estímulos sensoriales (visuales, auditivos, somatosensoriales). Si los estímulos se presentan de forma repetitiva, los potenciales están relacionados con la fase de la señal y si se presentan estímulos discretos, los potenciales inducidos están directamente relacionados con la amplitud de la señal [7]; Los potenciales evocados más usados son los potenciales evocados visuales en estado

estacionario (PEVEE), que se registran en la parte occipital de la corteza cerebral cuando el sujeto de pruebas observa un estímulo visual de una frecuencia específica, generando una respuesta oscilatoria, cuya frecuencia fundamental corresponde a la misma del estímulo [10-13].

Las ICC basados en PEVEE corresponden a sistemas de comunicación y control, en el cual el usuario según su intención enfoca su mirada a uno de múltiples estímulos visuales repetitivos a diferentes frecuencias, y en donde cada estímulo se corresponde con un comando. El sistema ICC-PEVEE debe registrar las señales EEG, e identificar la frecuencia que aparece en la respuesta visual evocada, para determinar el comando que desea el usuario.

En la implementación de sistemas ICC-PEVEE, es necesario tener un porcentaje de clasificación del estímulo adecuado junto con un tiempo de respuesta suficientemente corto, por esta razón los estudios relacionados con métodos de reconocimiento de PEVEE se encuentran enfocados a mejorar estas dos variables [11][12][14][15][16]. Dos de los métodos del estado del arte, utilizados actualmente como referencias (*benchmark*) para el reconocimiento de PEVEE corresponde al Análisis de Correlación Canónica (CCA) [15] y el Análisis de Correlación Canónica con Banco de Filtros (FBCCA) [16]. En la literatura, son múltiples los estudios que incorporan estos métodos de reconocimiento de forma offline y online [5][6][13][14][15][16], sin embargo, en estos estudios se recomienda o es preferible la realización de dos sesiones, una para la adquisición de datos y otra para la evaluación de los sistemas, debido a que el entrenamiento en ICC genera experiencia en los sujetos de prueba y con ello, los resultados pueden verse afectados por este procedimiento. La interacción con un sistema ICC puede ser complejo para un usuario en un primer acercamiento y el entrenamiento con este puede mejorar tanto la clasificación de comandos como con el tiempo de respuesta. Una de las ventajas reportadas en la literatura de los PEVEE respecto a otros paradigmas de ICC es que es posible obtener una adecuada clasificación de comandos en usuarios sin experiencia en ICC (*naives*), sin embargo, es requerido evaluar el desempeño del sistema según la caracterización de los usuarios relacionada a su experiencia. El trabajo en [17] realizó un estudio para cuantificar el porcentaje de usuarios que pueden usar de forma efectiva un ICC-PEVEE, demostrando que todos los sujetos usaron el sistema con porcentajes de clasificación promedio del 95,5 %. Sin embargo, en tal estudio se utilizó un número reducido de 4 estímulos y se registraron datos en una ventana de tiempo de 7 s, cual proporciona una tasa de transferencia de datos (ITR) baja. El estudio reportado en [18] se enfoca en cuantificar cuánto tiempo se requiere para entrenar un usuario de ICC-PEVEE y cómo la fatiga visual puede influir en el desempeño del sistema ICC. El

objetivo del presente artículo se enfoca en cuantificar la variación en el desempeño de un sistema ICC-PEVEE en usuarios con y sin experiencia en ICC. Para evaluar el desempeño se utilizaron las métricas de porcentaje de clasificación y el ITR [19]. Además, se cuantificó la significancia estadística en los grupos poblacionales (usuarios con y sin experiencia en ICC).

En este estudio se implementaron dos de los métodos del estado del arte para reconocimiento frecuencial de potenciales evocados visuales en estado estacionario (PEVEE): CCA [15] y FBCCA [16], utilizando una base de datos *benchmark* [16], compuesta de 40 estímulos visuales a diferentes frecuencias, y se realizó el análisis con 16 sujetos (8 para cada uno de los grupos).

II. MATERIALES Y MÉTODOS

La metodología del estudio se divide en tres (3) etapas principales: Base de datos, Preprocesamiento de señales e identificación del estímulo.

Base de datos

Con el objetivo de comparar los resultados con estudios previos en la literatura, se utiliza la información de una base de datos *benchmark* [16] que cuenta con señales EEG del paradigma PEVEE registradas mediante un sistema Synamps2 de 64 canales según el estándar 10-20 a una frecuencia de muestreo de 1000 Hz. El experimento consistió en un deletreador de 40 estímulos visuales parpadeantes a frecuencias fundamentales entre 8 y 15.8 Hz, con una variación de 0,2 Hz entre una y otra (8, 8.2, 8.4, ..., 15.8 Hz), donde cada estímulo fue asociado a un carácter del deletreador. Ver Fig. 1. Para cada sujeto de pruebas se realizaron 6 ensayos (trials) con los 40 estímulos, cada repetición con una duración de 6 segundos. Para este estudio se usaron los datos correspondientes a los primeros 16 sujetos de prueba, que fueron separados en dos grupos según la condición de tener o no experiencia previa con sistemas ICC: los sujetos del 1 al 8 (con experiencia) y los sujetos del 9 al 16 (sin experiencia).

Pre-procesamiento de las señales

Para este estudio, se usaron los 10 canales correspondientes a la zona occipital según el estándar 10-20: PO7, PO5, PO3, POz, PO4 PO6, PO8, O1, Oz y O2 [9][16], ver Figura 2. Posteriormente las señales fueron filtradas con un filtro IIR Butterworth de orden 4 entre 5 y 50 Hz. Se usaron solo los datos correspondientes a los últimos 2 segundos de cada ensayo. Cada método evaluado se realizó en 4 ventanas de tiempo: 0,5 s, 1 s, 1,5 s y 2 s.

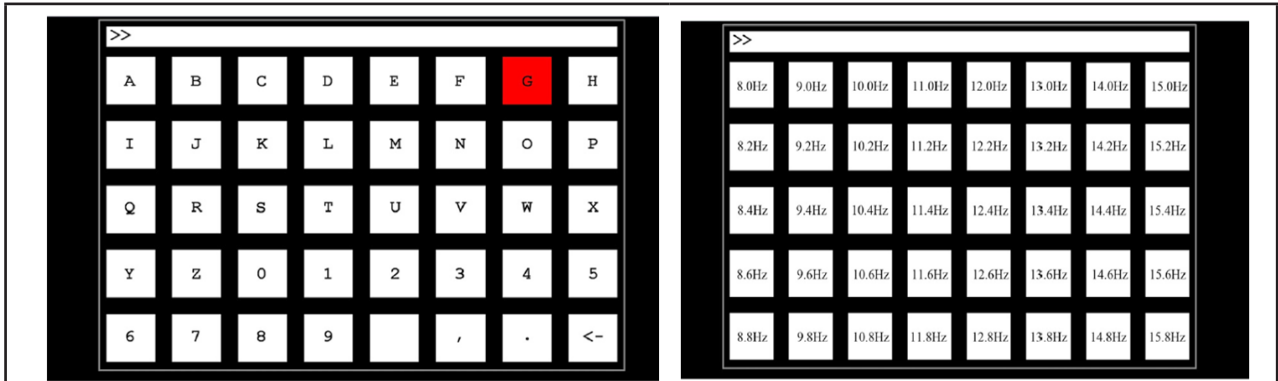


Fig. 1. Diseño experimental del deletreador basado en SSVEP con 40 estímulos [16].

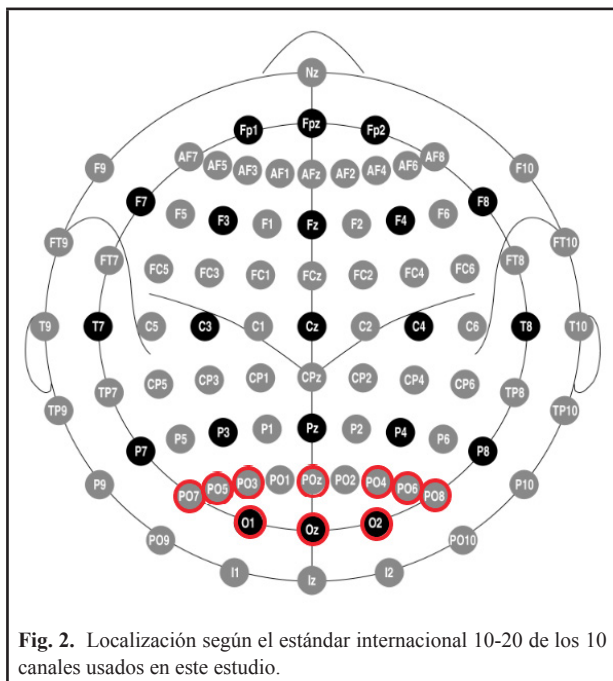


Fig. 2. Localización según el estándar internacional 10-20 de los 10 canales usados en este estudio.

Identificación del estímulo

Para la identificación del estímulo se usaron 2 métodos ampliamente usados en la literatura que corresponde al Análisis de Correlación Canónica (CCA) [15] y el Análisis de Correlación Canónica con Banco de Filtros (FBCCA) [16].

El CCA consiste en una técnica estadística que permite calcular la correlación entre dos conjuntos multivariados, por lo que, el coeficiente de correlación canónica mide la magnitud de asociación entre dos variables canónicas [15]. El coeficiente de correlación canónica es definido por:

$$\rho = \max_{w_x, w_y} \frac{w_x^T S_{xy} w_y}{\sqrt{w_x^T S_{xx} w_x w_y^T S_{yy} w_y}} \quad (1)$$

Donde x y y corresponden a dos variables multidimensionales, S corresponde a las matrices de covarianza y w corresponde a los pesos que permiten maximizar la correlación ρ entre x e y .

Ahora, teniendo en cuenta que para este estudio x es el vector correspondiente a las muestras de las señales EEG, es necesario la implementación de señales de referencia y , que para este caso corresponden a:

$$y = \begin{cases} \sin(2\pi f t) \\ \cos(2\pi f t) \\ \vdots \\ \sin(2\pi A f t) \\ \cos(2\pi A f t) \end{cases} \quad (2)$$

Donde A corresponde al número de armónicos deseados, en este estudio se ha establecido en 3, f corresponde a las frecuencias fundamentales de los estímulos presentados y t corresponde al vector tiempo, según las ventanas de interés (0,5,1,1,5 y 2 s).

Para el reconocimiento del estímulo, a partir de los 40 coeficientes ρ se establece que el valor máximo corresponde al estímulo de interés por el sujeto de pruebas, ver Figura 3.

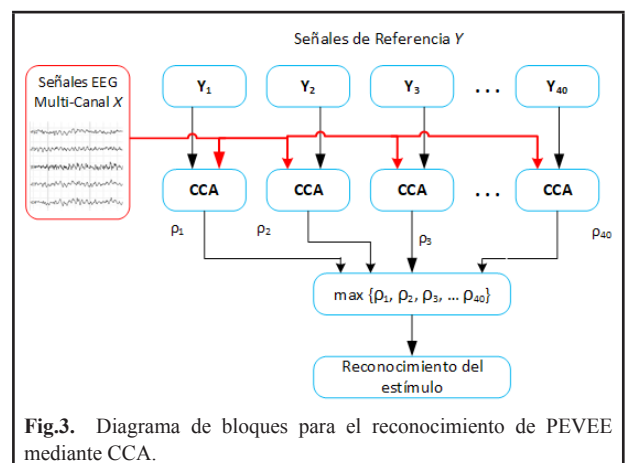


Fig. 3. Diagrama de bloques para el reconocimiento de PEVEE mediante CCA.

El método FBCCA consiste en 3 etapas: 1) Separación de sub-bandas de la señal EEG mediante un banco de filtros; 2) Aplicar el método CCA independiente a cada una de las sub-bandas; 3) Identificar la frecuencia objetivo, mediante una suma ponderada de cuadrados de los valores de correlación correspondientes a todos los componentes de sub-bandas, ver Fig. 4. El proceso implementado en este artículo fue:

Análisis mediante un banco de filtros:

Se utilizó un banco de filtros con 3 filtros tipo Chebyshev tipo I (IIR), en los rangos de frecuencia de 8 a 48 Hz, 16 a 48 Hz y 24 a 48 Hz, con el objetivo de analizar en cada uno los 3 armónicos definidos para el análisis.

Aplicación del método CCA a cada sub-banda:

El método CCA definido en la ecuación (1), se aplicó a cada una de las 3 sub-bandas obtenidas en el procedimiento anterior.

Identificación de la frecuencia:

A partir del estudio en [16], se utilizó la fórmula definida en la ecuación (3).

$$\tilde{\rho}_k = \sum_{n=1}^N w(n) \cdot (\rho_k^n)^2 \tag{3}$$

en el cual n es el índice de la sub-banda. La función de ponderación está definida por la ecuación (4):

$$w(n) = n^{-a} + b, \quad n = 1,2,3 \tag{4}$$

Los hiperparámetros a y b permiten maximizar la clasificación, y están establecidos en 1,25 y 0,25, respectivamente.

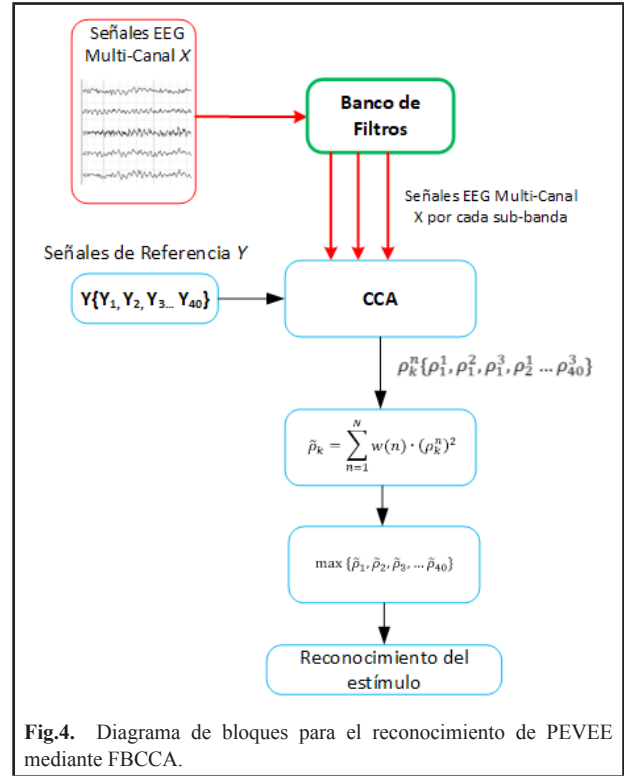


Fig.4. Diagrama de bloques para el reconocimiento de PEVEE mediante FBCCA.

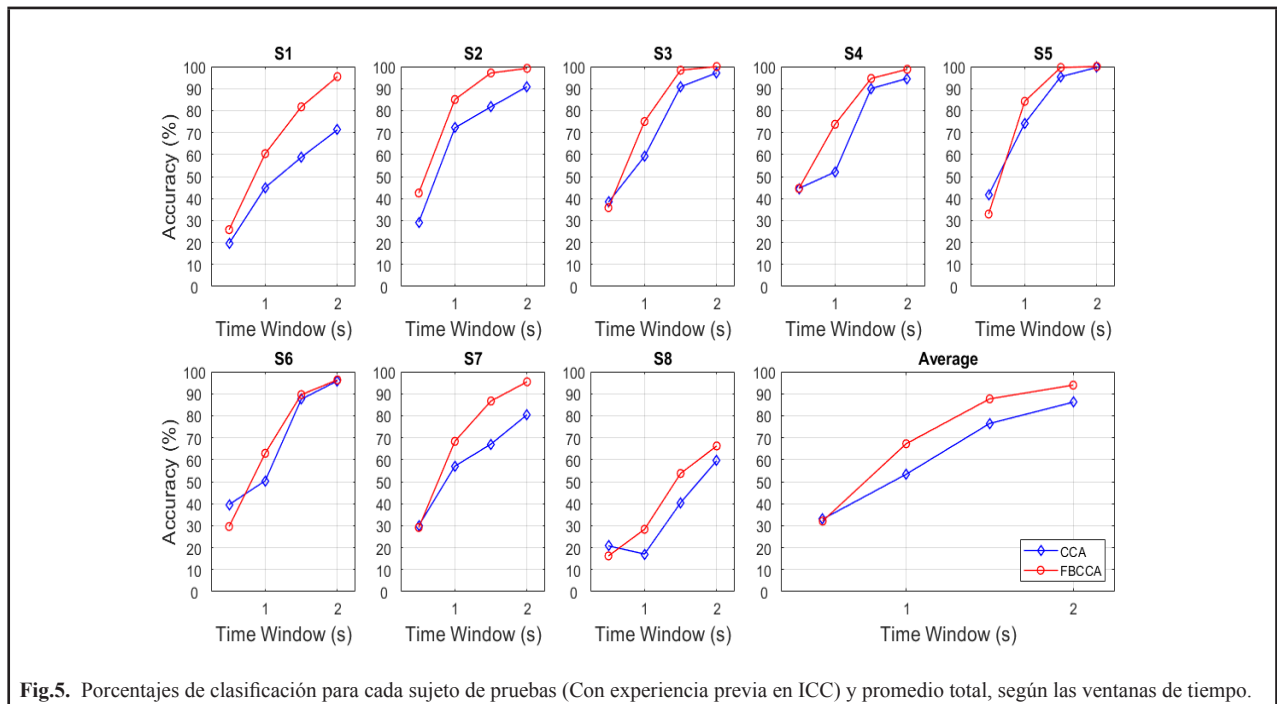


Fig.5. Porcentajes de clasificación para cada sujeto de pruebas (Con experiencia previa en ICC) y promedio total, según las ventanas de tiempo.

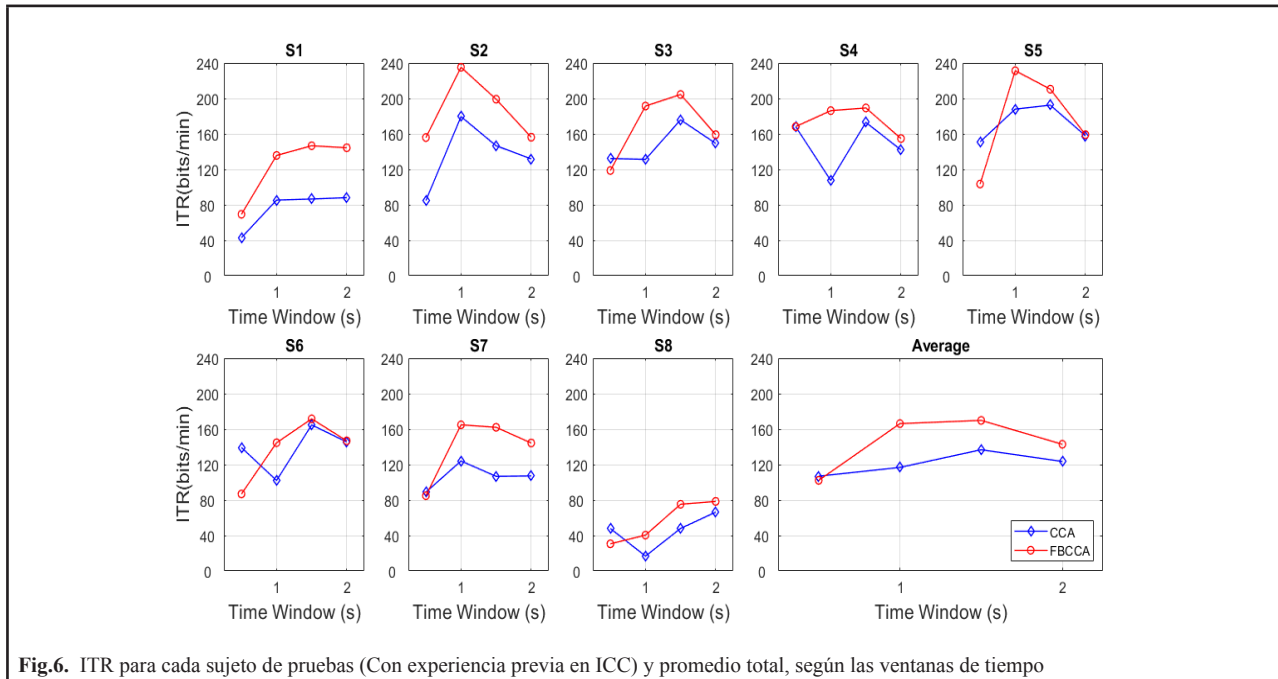


Fig.6. ITR para cada sujeto de pruebas (Con experiencia previa en ICC) y promedio total, según las ventanas de tiempo

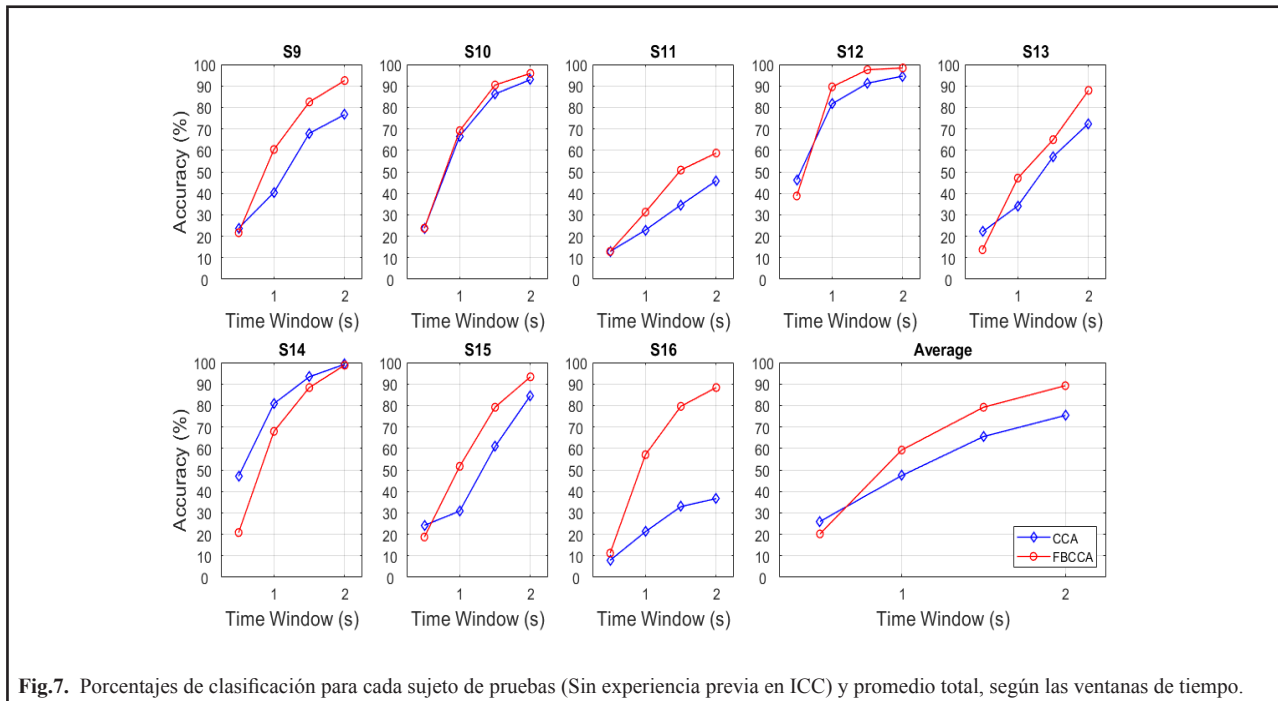


Fig.7. Porcentajes de clasificación para cada sujeto de pruebas (Sin experiencia previa en ICC) y promedio total, según las ventanas de tiempo.

Métricas de evaluación:

Se establece el porcentaje de clasificación como:

$$Acc = \frac{\# \text{ de aciertos en el reconocimiento de frecuencias}}{\text{Total de estímulos}} \quad (5)$$

Así como la tasa de transferencia de datos:

$$ITR = \frac{60}{t} (\log_2(N) + P \log_2(P) + (1 - P) \log_2(1 - P)) \quad (6)$$

III. RESULTADOS

Para el grupo 1 (Sujetos con experiencia), los porcentajes de clasificación se pueden observar en la Fig. 5 y las tasas de transferencia de datos se pueden observar en la Fig. 6.

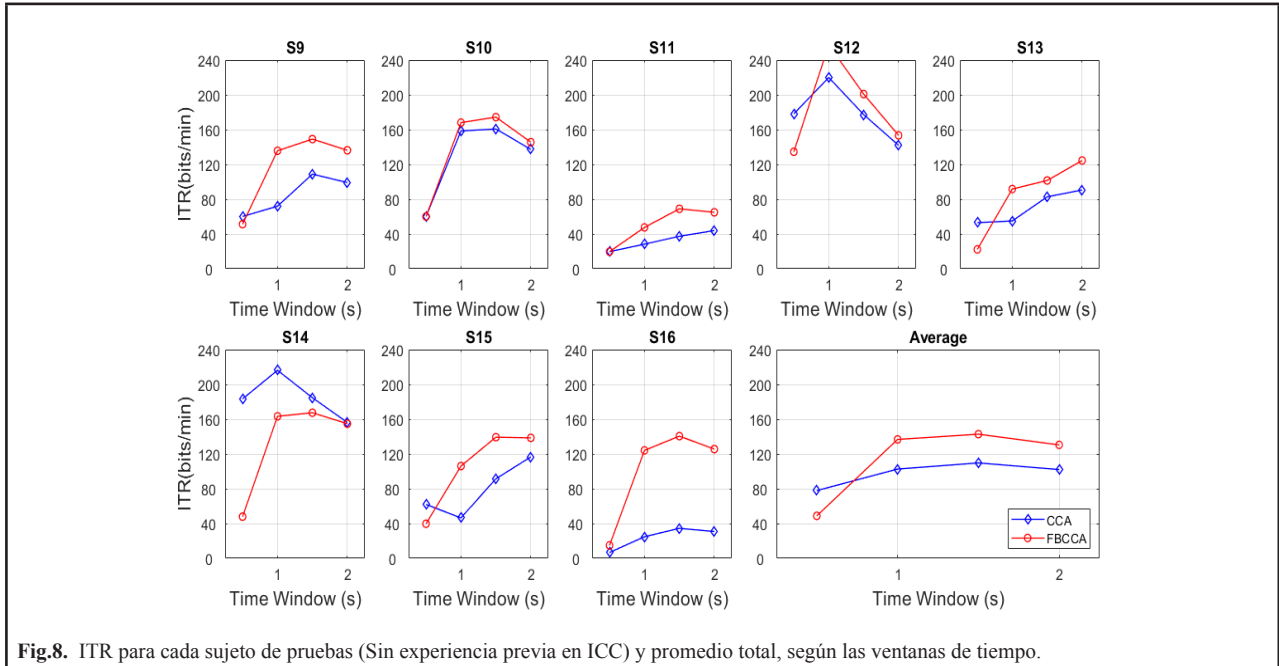


Fig.8. ITR para cada sujeto de pruebas (Sin experiencia previa en ICC) y promedio total, según las ventanas de tiempo.

Por otro lado, para el grupo 2 (Sujetos con experiencia), los porcentajes de clasificación se pueden observar en la Fig. 7 y las tasas de transferencia de datos se pueden observar en la Fig. 8.

IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Para los dos grupos, el porcentaje de clasificación más alto se obtiene mediante una ventana de tiempo de 2 segundos. Por otro lado, para ambos grupos se obtuvo que el mejor método de reconocimiento corresponde al FBCCA con porcentaje de clasificación promedio de 93,91 % para el grupo 1 y 89,22 % para el segundo grupo. Sin embargo, teniendo en cuenta que el ITR es una métrica que depende tanto del porcentaje de clasificación como de la ventana de tiempo requerida para identificar un comando, se obtuvo que el mejor ITR corresponde a una ventana de 1.5 segundos usando el método FBCCA. Para este último método, se obtuvo 169,85 bits/min para el grupo 1 y 142,76 bits/minuto para el grupo 2.

Se realizó un análisis de la significancia estadística para determinar si la condición de experiencia previa en sistemas ICC influye en las dos métricas evaluadas, entre los dos grupos evaluados. Para esto se considera la hipótesis nula (H_0) de que esta condición no influye en la variable de porcentaje de clasificación o ITR y la hipótesis alternativa (H_1) de que esta condición afecta estas dos variables. Teniendo en cuenta el objetivo principal de un sistema ICC en tiempo real, que corresponde en una relación adecuada entre el porcentaje de clasificación y el tiempo de respuesta, para este caso se hace uso de los mejores valores obtenidos respecto

a las variables evaluadas: ventana de 1,5 segundos para el método FBCCA, donde el porcentaje de clasificación y el ITR promedio corresponde a 87,66 % y 169,85 bits/min respectivamente para el primer grupo y 79,17 % y 142,76 bits/minuto respectivamente para el segundo grupo. Por lo que las hipótesis quedan formuladas como:

$$\begin{aligned} H_0: \mu_1 - \mu_2 &= 0 \\ H_1: \mu_1 - \mu_2 &> 0 \end{aligned} \quad (7)$$

Donde μ_1 corresponde a las variables del grupo 1 y μ_2 a las variables del grupo 2. Se realiza la prueba Kolmogorov-Smirnov para evaluar si los porcentajes de clasificación e ITR para ambos grupos poseen una distribución normal con un Intervalo de Confianza del 95 % (IC=0,95), ver Fig. 9.

Teniendo en cuenta que los porcentajes de clasificación e ITR tienen alta probabilidad de poseer un comportamiento de distribución normal estándar, se hace uso del análisis de hipótesis para muestras pequeñas (t-student) obteniendo un límite t de aproximadamente 1,761 a un nivel de significancia del 5 % ($\alpha=0,05$). Al analizar las dos variables promedio de los dos grupos, se obtiene para el porcentaje de clasificación un t de 1,13 y para el ITR un t de 1,26, lo que permite concluir que ambas variables se encuentran dentro del intervalo de confianza, aceptando la hipótesis nula. En otras palabras, se puede determinar, con una significancia del 5 %, que para una Interfaz Cerebro-Computador basada en Potenciales Evocados Visuales en Estado Estacionario (ICC-PEVEE) no es necesario tener experiencia previa para que el sistema tenga resultados de porcentaje de clasificación o tiempos de respuesta eficientes.

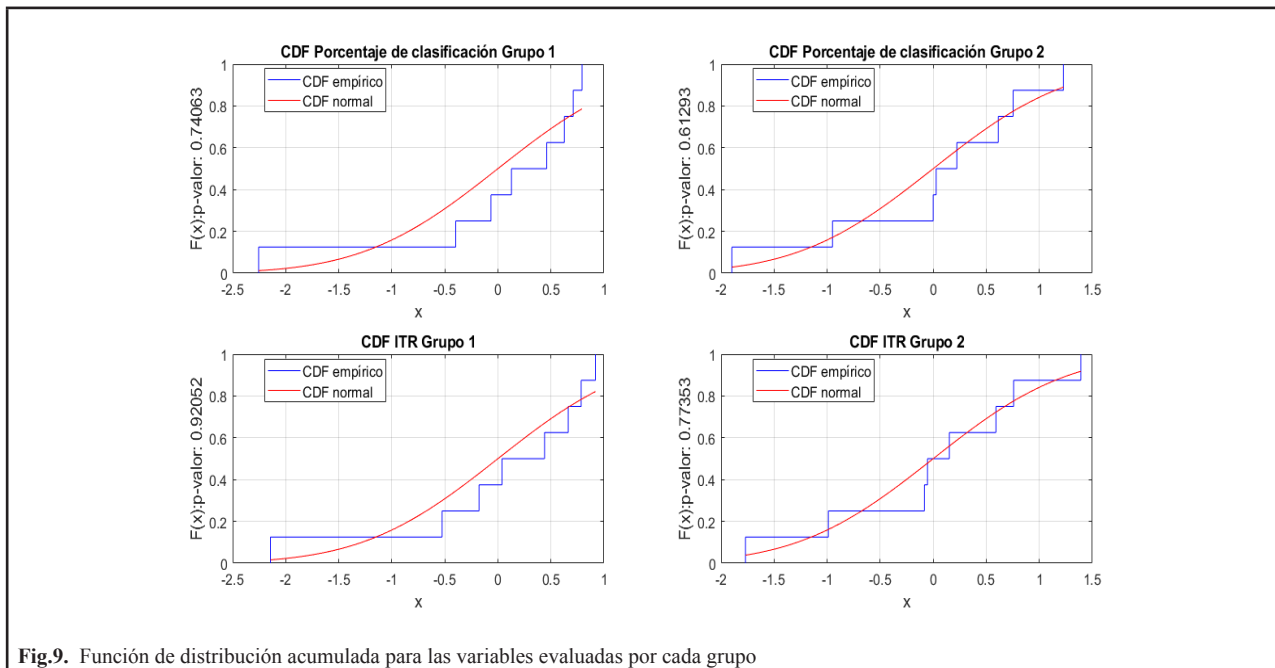


Fig.9. Función de distribución acumulada para las variables evaluadas por cada grupo

AGRADECIMIENTOS

Los autores expresan su agradecimiento a la Universidad Antonio Nariño por el soporte en la realización del presente trabajo.

REFERENCIAS

- [1]. M.Chan, Organización Mundial de la Salud (OMS) (2011). Consultado el 7 de octubre de 2019 en: https://www.who.int/disabilities/world_report/2011/es/.
- [2]. J. Gómez, Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) (2008). Consultado el 7 de octubre de 2019 en: <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia-y-poblacion/discapacidad>.
- [3]. J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, T. M. Vaughan, “Brain-computer interfaces for communication and control”, *Clin. Neurophysiol.*, vol. 113, pp. 767-791, Junio 2002.
- [4]. N.-S. Kwak, K.-R. Müller, and S.-W. Lee, “A lower limb exoskeleton control system based on steady state visual evoked potentials,” *J. Neural Eng.*, vol. 12, no. 5, p. 056009, Oct. 2015.
- [5]. P. F. Diez *et al.*, “Commanding a robotic wheelchair with a high-frequency steady-state visual evoked potential based brain-computer interface,” *Med. Eng. Phys.*, vol. 35, no. 8, pp. 1155–1164, 2013.
- [6]. S. M. T. Müller, T. F. Bastos, and M. S. Filho, “Proposal of a SSVEP-BCI to command a robotic wheelchair,” *J. Control. Autom. Electr. Syst.*, vol. 24, no. 1–2, pp. 97–105, Apr. 2013.
- [7]. J.Becedas, “Brain Machine Interfaces: basic and advances”, *IEEE Transactions on system, man and cybernetics*, vol 42, pp 825-836, 2012.
- [8]. J.Boelts, A.Cerquera, A.Ruiz, “Decoding of imaginary motor movements of fists applying spatial filtering in a BCI simulated application”, International Work-conference on the interplay between natural and artificial computation, Elche, España, 2015.
- [9]. G. Baura, Medical device technologies: a system-based overview using engineering standars, Academic Press, 2011, Capítulo 13, 280-283.
- [10]. N. Inkaew, N. Charoenkitkamjorn, C. Yangpaiboon, M. Phothisonothai, C.Nuthon, “Frequency component analysis of EEG recording on various visual tasks: Steady-state visual evoked potential experiment”, International conference on knowledge and smart technology (KST), Chonburi, Tailandia, Enero 2015.
- [11]. M. Nakanishi, et al. “A comparison study of canonical correlation analysis-based methods for detecting steadystate visual evoked potentials.” *PloS one*, 2015.
- [12]. Y.U. Zhang, G. Zhou, J. Jin, X. Wang, A. Cichocki. “Frequency recognition in SSVEP-based BCI using multiset canonical correlation analysis.” *International journal of neural systems*, Vol.24, No 04, 2014.
- [13]. A. Floriano, D. Delisle-rodriguez, P. F. Diez, and T. F. Bastos-filho, “Assessment of high-frequency steadystate visual evoked potentials from below-the-hairline areas for a brain-computer interface based on Depthof-Field,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, 2019.
- [14]. E. K. Kalunga, S. Chevallier, Q. Barthélemy, K. Djouani, E. Monacelli, and Y. Hamam, “Online SSVEP based BCI using Riemannian geometry,” *Neurocomputing*, vol. 191, pp. 55–68, 2016.
- [15]. Z. Lin, C. Zhang, W. Wu, and X. Gao, “Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 54, no. 6, pp. 1172–1176, Jun. 2007.
- [16]. X. Chen, Y. Wang, S. Gao, T.-P. Jung, and X. Gao, “Filter bank canonical correlation analysis for implementing a high-speed SSVEP-based brain-computer interface,” *J. Neural Eng.*, vol. 12, no. 4, p.046008, 2015.

- [17]. C. Guger et al. How many people could use an SSVEP BCI? *Frontiers in Neuroscience*, Vol. 6, Article 169, 2012.
- [18]. Z. Tang, Y. Wang, G. Dong, Guoya W. Pei & H. Chen, Hongda. Learning to control an SSVEP-based BCI speller in naïve subjects. Conference proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2017.
- [19]. P. Yuan, X. Gao, B. Allison, Y. Wang, G. Bin, and S. Gao, "A study of the existing problems of estimating the information transfer rate in online brain-computer interfaces," *J. Neural Eng.*, vol. 10, no. 2, p. 026014, Apr. 2013.