**Archivo fncom-13-00043.**

**Histogram of Gradient Orientations of Signal Plots Applied to P300 Detection**

*2. MATERIALES Y MÉTODOS*

*El P300 (Farwell and Donchin, 1988; Knuth et al., 2006) es una desviación positiva de la señal del EEG que ocurre alrededor de 300 ms después del inicio de un estímulo raro y desviado que se espera que el sujeto atienda. Se produce bajo el paradigma del bicho raro (Wolpaw y Wolpaw, 2012) y es consistente en diferentes temas. Tiene una amplitud más baja (±5 μV) en comparación con la actividad EEG basal, alcanzando una relación señal/ruido (SNR) de alrededor de −15 db estimada en base a la amplitud de la señal de respuesta P300 dividida por la desviación estándar de la actividad EEG de fondo ( Hu et al., 2010). Esta señal se puede utilizar para implementar una aplicación de ortografía por medio de una matriz de ortografía (Farwell y Donchin, 1988). Esta matriz es compuesto por 6 filas y 6 columnas de números y letras. El sujeto puede enfocarse en un carácter de la matriz. La Figura 1 muestra un ejemplo de Speller Matrix utilizado en el software de código abierto OpenVibe (Renard et al., 2010), donde los destellos de filas y columnas proporcionan el estímulo desviado necesario para provocar esta respuesta fisiológica. Cada vez que parpadea una fila o una columna que contiene la letra deseada, la señal EEG sincronizada correspondiente también debe contener la firma P300 y, al detectarla, se puede identificar la letra seleccionada.*

Acá la duda está porque en la figura donde muestra el ejemplo la matriz está separada. Deben tener los destellos de filas y columnas en una misma matriz.

*2.1. Extracción de características de gráficos de señales*

*En esta sección, se describen el preprocesamiento de señales, el método para generar imágenes a partir de gráficos de señales, el procedimiento de extracción de características y la identificación de la matriz de ortografía. La figura 2 muestra un esquema de todo el proceso.*

*2.1.1. Canalización de preprocesamiento*

*Los datos obtenidos por el dispositivo de captura se digitalizan y se construye una señal EEG multicanal.*

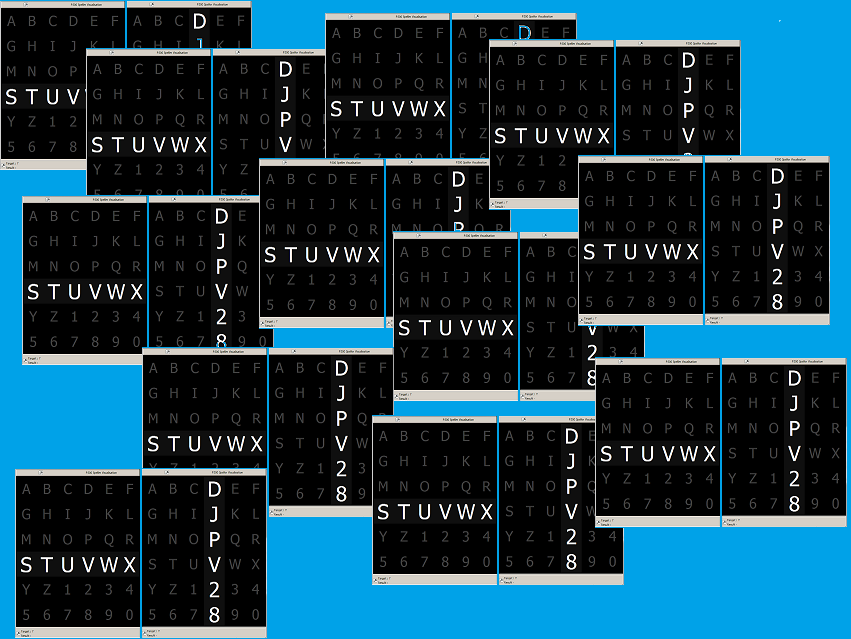
*Las 6 filas y las 6 columnas de SpellerMatrix se intensifican proporcionando el estímulo visual. El número de una fila o columna es una ubicación. Una secuencia de 12 ubicaciones permutadas aleatoriamente conforman una secuencia de intensificación. Todo el conjunto de 12 intensificaciones se repite ka veces.*

La intensificación refiere a resaltar las letras que conforman las filas y columnas seleccionadas en ese momento.

El número de una fila o columna es una ubicación / coordenada.



Una secuencia de 12 ubicaciones cambiadas de posición aleatoriamente conforman una secuencia de intensificación.



Todo el conjunto de 12 intensificaciones se repite determinada cantidad veces.

*• Mejora de la señal: esta etapa consiste en la mejora de la SNR del patrón P300 por encima del nivel del EEG basal. La tubería comienza aplicando un filtro de muesca a la señal digital sin procesar, un filtro Butterworth de paso bajo de 10 Hz de cuarto grado y finalmente una aniquilación con un filtro de respuesta de impulso finito (FIR) de orden 30 desde la frecuencia de muestreo original hasta 16 Hz (Krusienski et al. ., 2006).*

Lo anterior no tiene relevancia en mi trabajo.

*• Eliminación de artefactos: para cada secuencia completa de 12 intensificaciones de 6 filas y 6 columnas, se implementa un procedimiento básico de eliminación de artefactos mediante la eliminación de toda la secuencia cuando cualquier señal se desvía por encima o por debajo de ±70 μV.*

Lo anterior no tiene relevancia en mi trabajo.

*• Segmentación: Para cada una de las 12 intensificaciones de una secuencia de intensificación, se extrae un segmento Sl i de una ventana de tmax segundos de la señal multicanal, a partir del inicio del estímulo, correspondiente a cada fila/columna intensificación l y a la secuencia de intensificación i. A medida que las intensificaciones se permutan en un orden aleatorio, los segmentos se reorganizan correspondientes al parpadeo de las filas, etiquetados del 1 al 6, mientras que los correspondientes al parpadeo de las columnas se etiquetan del 7 al 12. Dos de estos segmentos deben contener la firma P300 ERP bloqueada en el tiempo para el estímulo intermitente, uno para la fila y otro para la columna.*

Segmentación: Para cada una de las 12 intensificaciones de una secuencia de intensificación, se extrae un segmento S-l-i de una ventana de tmax segundos de la señal multicanal, comenzando desde el inicio del estímulo, correspondiente a cada intensificación de fila/columna l y a la secuencia de intensificación i. Dado que las intensificaciones se permutan en un orden aleatorio, los segmentos se reorganizan correspondiendo al parpadeo de filas, etiquetados como 1-6, mientras que aquellos correspondientes al parpadeo de columnas se etiquetan como 7-12. Dos de estos segmentos deben contener la firma temporal P300 ERP sincronizada con el estímulo intermitente, uno para la fila y otro para la columna.

*• Promediado de la Señal: El P300 ERP está profundamente oculto bajo el EEG basal, por lo que el enfoque estándar para identificarlo es mediante el promedio punto a punto de los segmentos de señal apilados sincronizados en el tiempo. Por lo tanto, se cancelan los valores que no están relacionados y no están sincronizados con el inicio del estímulo (Liang y Bougrain, 2008).*

*Este último paso determina el funcionamiento de cualquier P300 Speller. Para obtener una señal mejorada en cuanto a su relación señal-ruido (SNR), son necesarias repeticiones de la secuencia de intensificación de filas/columnas. Al mismo tiempo, a medida que se necesitan más repeticiones, la capacidad para transferir información rápidamente disminuye, por lo que existe un compromiso que debe determinarse con agudeza. El procedimiento para obtener la señal promediada punto a punto es el siguiente:*

*Seleccionar aleatoriamente las filas y columnas de la matriz. Hay una fila y una columna que deberían coincidir con la letra seleccionada por el sujeto.*

*Repetir el paso 2.1.1 ka veces, obteniendo los segmentos 1 ≤ l ≤ 12 Sl1(n, c), . . . , Slka(n, c) de la señal EEG, donde las variables 1 ≤ n ≤ nmax y 1 ≤ c ≤ C corresponden a puntos de muestra y canal, respectivamente. El parámetro C es el número de canales EEG disponibles, mientras que nmax = Fs tmax es la longitud del segmento y Fs es la frecuencia de muestreo. El parámetro ka es el número de repeticiones de intensificaciones y es un parámetro de entrada del algoritmo.*

*Calcular el Promedio del Conjunto para 1 ≤ n ≤ nmax y para los canales 1 ≤ c ≤ C. Esto proporciona una señal promediada xl(n, c) para las doce ubicaciones 1 ≤ l ≤ 12.*

*2.1.2. Trazado de señales*

*Los segmentos de señal promediados están estandarizados y escalados para 1 ≤ n ≤ nmax y 1 ≤ c ≤ C donde γ > 0 es un parámetro de entrada del algoritmo y está relacionado con la escala de la imagen. Además, xl(n, c) es la señal de EEG multicanal promediada punto a punto para el punto de muestra n y para el canal c. Por último,*

*y*

*son la desviación estándar media y estimada de xl(n, c), 1 ≤ n ≤ nmax, para cada canal c.*

*En consecuencia, se construye una imagen binaria I(l,c) de acuerdo a que 255 es blanco y representa la ubicación del valor de la señal y 0 es negro, que es el contraste de fondo, conformando un gráfico en blanco y negro de la señal. Los argumentos de píxeles (z1, z2) ∈ N × N iteran sobre el ancho (según la longitud de la señal segmento) y la altura (basada en la amplitud de pico a pico) de la imagen recién creada con 1 ≤ n ≤ nmax y 1 ≤ c ≤ C. El valor zl(c) es la posición vertical de la imagen donde el valor cero de la señal tiene a situar para encajar toda la señal dentro de la imagen para cada canal c: donde la minimización y maximización se realizan para n variando entre 1 ≤ n ≤ nmax, y ⌊·⌋ denota el redondeo al menor entero más próximo de los número. Para completar la gráfica I(l,c) a partir de los píxeles, se utiliza el algoritmo de Bresenham (Bresenham, 1965; Ramele et al., 2016) para interpolar líneas rectas entre cada par de píxeles consecutivos.*

*.*

*.*

*.*

3. RESULTS

Table 1 shows the results of applying the HIST algorithm to the subjects of the public dataset of ALS patients. The percentage of correctly spelled letters is calculated while performing an offline BCI Simulation. From the seven words for each subject, the first three are used for calibration, and the remaining four are used for testing. The best performing channel bpc is informed as well. The target ratio is 1:36; hence theoretical chance level is 2.8%. It can be observed that the best performance of the letter identification method is reached in a dissimilar channel depending on the subject being studied. Tables 1, 2 show for comparison the obtained performance rates using single-channel signals with the SVMclassifier. The best performing channel, where the best letter identification rate was achieved, is also depicted. The Information Transfer Rate (ITR), or Bit Transfer Rate (BTR), in the case of reactive BCIs (Wolpaw andWolpaw, 2012) depends on the amount of signal averaging required to transmit a valid and robust selection. Figure 5 shows the performance curves for varying intensification sequences for the subjects included in the dataset of ALS patients. It can be noticed that the percentage of correctly identified letters depends on the number of intensification sequences that are used to obtain the averaged signal. Moreover, when the number of intensification sequences tend to 1, which corresponds to single-intensification carácter recognition, the performance is reduced. As mentioned before, the SNR of the P300 obtained from only one segment of the intensification sequence is very low and the shape of its P300 component is not very well defined. In Table 2 the results obtained for 8 healthy subjects are shown. It can be observed that the performance is above chance level. It is verified that HIST method has an improved performance at letter identification than SVM that process the signals on a channel by channel strategy (Wilcoxon signed-rank test, p = 0.004 for both datasets).

*3. RESULTADOS*

*La Tabla 1 muestra los resultados de aplicar el algoritmo HIST a los sujetos del conjunto de datos público de pacientes con ELA. El porcentaje de letras escritas correctamente se calcula durante la realización de una simulación BCI sin conexión. De las siete palabras para cada sujeto, las primeras tres se utilizan para la calibración, y las cuatro restantes se utilizan para las pruebas. También se informa sobre el canal de mejor rendimiento, denominado bpc. La relación objetivo es 1:36; por lo tanto, el nivel teórico de oportunidad es del 2.8%. Se puede observar que el mejor rendimiento del método de identificación de letras se alcanza en un canal diferente según el sujeto estudiado. Las Tablas 1 y 2 muestran, para fines de comparación, las tasas de rendimiento obtenidas utilizando señales de un solo canal con el clasificador SVM. También se representa el canal de mejor rendimiento, donde se logró la mejor tasa de identificación de letras.*

*La Tasa de Transferencia de Información (ITR), o Tasa de Transferencia de Bits (BTR), en el caso de BCIs reactivos (Wolpaw y Wolpaw, 2012) depende de la cantidad de promediado de señal necesario para transmitir una selección válida y robusta. La Figura 5 muestra las curvas de rendimiento para secuencias de intensificación variables para los sujetos incluidos en el conjunto de datos de pacientes con ELA. Se puede notar que el porcentaje de letras correctamente identificadas depende del número de secuencias de intensificación que se utilizan para obtener la señal promediada. Además, cuando el número de secuencias de intensificación tiende a 1, lo que corresponde al reconocimiento de caracteres con una sola intensificación, el rendimiento disminuye. Como se mencionó antes, la relación señal-ruido (SNR) del P300 obtenido de solo un segmento de la secuencia de intensificación es muy baja y la forma de su componente P300 no está muy bien definida.*

*En la Tabla 2 se muestran los resultados obtenidos para 8 sujetos sanos. Se puede observar que el rendimiento está por encima del nivel de oportunidad. Se verifica que el método HIST tiene un rendimiento mejorado en la identificación de letras en comparación con SVM, que procesa las señales mediante una estrategia canal por canal (prueba de rango con signo de Wilcoxon, p = 0.004 para ambos conjuntos de datos).*

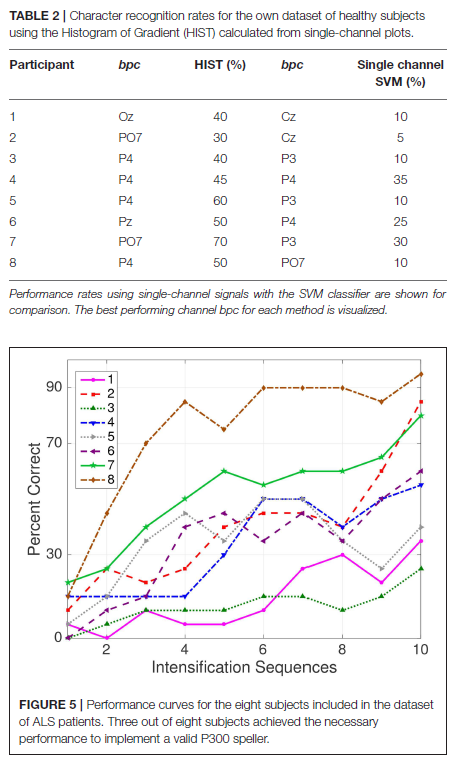
Datos relevantes.

FIGURA 5 | Curvas de rendimiento para los ocho sujetos incluidos en el conjunto de datos de pacientes con ELA. **Tres de los ocho sujetos lograron el rendimiento necesario para implementar un generador de P300 válido.**

Párrafo 1: De las siete palabras para cada sujeto, las primeras tres se utilizan para la calibración, y las cuatro restantes se utilizan para las pruebas. Por eso son MANSO CINCO JUEGO QUESO.

Párrafo 2:

*La Figura 5 muestra las curvas de rendimiento para secuencias de intensificación variables para los sujetos incluidos en el conjunto de datos de pacientes con ELA. Se puede notar que el porcentaje de letras correctamente identificadas depende del número de secuencias de intensificación que se utilizan para obtener la señal promediada. Además, cuando el número de secuencias de intensificación tiende a 1, lo que corresponde al reconocimiento de caracteres con una sola intensificación, el rendimiento disminuye. Como se mencionó antes, la relación señal-ruido (SNR) del P300 obtenido de solo un segmento de la secuencia de intensificación es muy baja y la forma de su componente P300 no está muy bien definida.*

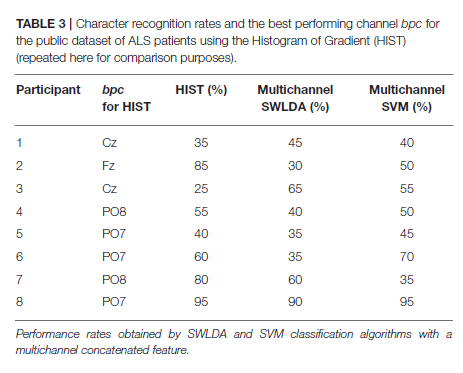


Tables 3, 4 are presented in order to compare the performance of the HIST method versus multichannel SWLDA and SVM classification algorithms for both datasets. It is verified for the dataset of ALS patients that it has similar performance against other methods like SWLDA or SVM, which use a multichannel feature (Quade test with p = 0.55) whereas for the dataset of healthy subjects significant differences are found (Quade test with p = 0.02) where only the HIST method achieves a different performance than SVM (with multiple comparisons, significant difference of level 0.05).

The P300 ERP consists of two overlapping components: the P3a and P3b, the former with frontocentral distribution while the later stronger on centroparietal region (Polich, 2007). Hence, the standard practice is to find the stronger response on the central channel Cz (Riccio et al., 2013). However, Krusienski et al. (2006) show that the response may also arise in occipital regions. We found that by analyzing only the waveforms, occipital channels PO8 and PO7 show higher performances for some subjects.

*Las tablas 3 y 4 se presentan para comparar el rendimiento del método HIST frente a los algoritmos de clasificación SWLDA y SVM multicanal para ambos conjuntos de datos. Se verifica para el conjunto de datos de pacientes con ELA que tiene un rendimiento similar frente a otros métodos como SWLDA o SVM, que utilizan una función multicanal (prueba Quade con p = 0,55), mientras que para el conjunto de datos de sujetos sanos se encuentran diferencias significativas (prueba Quade con p = 0.02) donde solo el método HIST logra un desempeño diferente al SVM (con múltiples comparaciones, diferencia significativa de nivel 0.05).*

*El ERP P300 consta de dos componentes superpuestos: el P3a y el P3b, el primero con distribución frontocentral mientras que el segundo más fuerte en la región centroparietal (Polich, 2007). Por lo tanto, la práctica estándar es encontrar la respuesta más fuerte en el canal central Cz (Riccio et al., 2013). Sin embargo, Krusienski et al. (2006) muestran que la respuesta también puede surgir en las regiones occipitales. Descubrimos que al analizar solo las formas de onda, los canales occipitales PO8 y PO7 muestran rendimientos más altos para algunos sujetos.*



As subjects have varying latencies and amplitudes of their P300 components, they also have a varying stability of the shape of the generated ERP (Nam et al., 2010). Figure 6 shows 10 sample P300 templates patches for patients 8 and 3 from the dataset of ALS patients. It can be discerned that in coincidence with the performance results, the P300 signature is more clear and consistent for subject 8 (A) while for subject 3 (B) the characteristic pattern is more difficult to perceive.

Additionally, the stability of the P300 component waveform has been extensively studied in patients with ALS (Sellers et al., 2006; Madarame et al., 2008; Nijboer and Broermann, 2009; Mak et al., 2012; McCane et al., 2015) where it was found that these patients have a stable P300 component, which were also sustained across different sessions. In line with these results we do not find evidence of a difference in terms of the performance obtained by analyzing the waveforms (HIST) for the group of patients with ALS and the healthy group of volunteers (Mann– Whitney U-Test, p = 0.46). Particularly, the best performance is obtained for a subject from the ALS dataset for which, based on visual observation, the shape of they P300 component is consistently identified.

It is important to remark that when applied to binary images obtained from signal plots, the feature extraction method described in section 2.1.3 generates sparse descriptors. Under this subspace we found that using the cosine metric yielded a significant performance improvement. On the other hand, the unary classification scheme based on the NBNN algorithm proved very beneficial for the P300 Speller Matrix. This is due to the fact that this approach solves the unbalance dataset problem which is inherent to the oddball paradigm (Tibon and Levy, 2015).

*Como los sujetos tienen latencias y amplitudes variables de sus componentes P300, también tienen una estabilidad variable de la forma del ERP generado (Nam et al., 2010). La figura 6 muestra 10 muestras de parches de plantillas P300 para los pacientes 8 y 3 del conjunto de datos de pacientes con ELA. Se puede discernir que, en coincidencia con los resultados de rendimiento, la firma P300 es más clara y consistente para el sujeto 8 (A) mientras que para el sujeto 3 (B) el patrón característico es más difícil de percibir.*

*Además, la estabilidad de la forma de onda del componente P300 se ha estudiado ampliamente en pacientes con ELA (Sellers et al., 2006; Madarame et al., 2008; Nijboer and Broermann, 2009; Mak et al., 2012; McCane et al., 2015) donde se encontró que estos pacientes tienen un componente P300 estable, que también se mantuvo en diferentes sesiones. En línea con estos resultados no encontramos evidencia de una diferencia en cuanto al rendimiento obtenido al analizar las formas de onda (HIST) para el grupo de pacientes con ELA y el grupo de voluntarios sanos (Mann-Whitney U-Test, p = 0,46 ). En particular, el mejor rendimiento se obtiene para un sujeto del conjunto de datos ALS para el cual, según la observación visual, la forma del componente P300 se identifica consistentemente.*

*Es importante señalar que cuando se aplica a imágenes binarias obtenidas a partir de gráficos de señales, el método de extracción de características descrito en la sección 2.1.3 genera descriptores dispersos. Bajo este subespacio encontramos que el uso de la métrica del coseno produjo una mejora significativa en el rendimiento. Por otro lado, el esquema de clasificación unario basado en el algoritmo NBNN demostró ser muy beneficioso para P300 Speller Matrix. Esto se debe al hecho de que este enfoque resuelve el problema del conjunto de datos desequilibrado que es inherente al paradigma del bicho raro (Tibon y Levy, 2015).*

**Archivo brainsci-08-00199.**

**EEG Waveform Analysis of P300 ERP with Applications to Brain Computer Interfaces**

*Protocolo Experimental 3.6:*

*El objetivo de los siguientes experimentos es evaluar el rendimiento de los algoritmos que buscan reconocer la forma de la onda P300, obtenida después de promediar segmentos de señal. Esta evaluación se realiza procesando un conjunto de datos pseudo-reales con dos modalidades, donde se simulan sutiles alteraciones en la latencia y amplitud del componente P300 en un entorno controlado. Los experimentos se llevan a cabo mediante la evaluación fuera de línea de la tasa de identificación de caracteres de una aplicación Visual P300-Based BCI Speller.*

Acá cuentan que ya hacen variaciones en latencia y en amplitud.

OJO para aclarar que mi experimento también es de variaciones en latencia y amplitud, pero distintas variaciones.

*El P300 Speller de Farwell y Donchin es uno de los paradigmas BCI más utilizados para implementar un dispositivo de traducción de pensamientos y enviar comandos a una computadora en forma de letras seleccionadas, similar a escribir en un teclado virtual. Este procedimiento explota un fenómeno cognitivo generado por el paradigma oddball: a lo largo del rastro EEG de una persona que se concentra en una secuencia de dos estímulos visuales parpadeantes diferentes, se encuentra un componente transitorio particular y distintivo cada vez que parpadea el estímulo esperado. Esto se utiliza de manera inteligente en el P300 Speller, donde las filas y columnas de una matriz 6x6 parpadean al azar, pero solo el parpadeo de una columna o fila donde se encuentra la letra en la que el usuario se está concentrando activa simultáneamente el P300 ERP a lo largo del rastro EEG.*

Acá vuelve y me surge la duda: Es una sola fila O columna parpadeando o es una fila Y columna parpadeando

*Un problema con la información producida por un P300 Speller es que los sujetos que participan en el experimento están dentro del bucle cerrado del sistema BCI y el humano no es una entidad estática que siempre realiza lo que el experimentador solicita de manera precisa y consistente.*

*Por lo tanto, los datos de los experimentos P300 a menudo contienen señales nulas. Estas son corrientes EEG marcadas como teniendo el componente de señal pero, debido a que el sujeto no estaba particularmente enfocado o concentrado, el elemento de señal esperado no se genera. Esta falta de certeza puede perjudicar cualquier análisis realizado y puede ser engañosa o difícil de manejar. Trabajos anteriores han abordado este mismo problema, especialmente al comparar diferentes algoritmos. Para abordar este problema, se genera un conjunto de datos pseudo-real basado en una corriente EEG bajo dos modalidades: una pasiva y otra activa.*

Como la interacción con humanos es problemática, se trabaja con los datos seudo reales.

*Generación de Corriente EEG (3.6.1):*

*Ocho participantes sanos se reclutan voluntariamente y el experimento se lleva a cabo de manera anónima de acuerdo con la Declaración de Helsinki publicada por la Organización Mundial de la Salud. No se entrega compensación monetaria y los participantes aceptan y firman un consentimiento informado por escrito. Este estudio está aprobado por el Departamento de Investigación y Doctorado, Instituto Tecnológico de Buenos Aires (ITBA). Los participantes son sanos, tienen visión normal o corregida a la normalidad y no tienen antecedentes de trastornos neurológicos. Estos sujetos voluntarios tienen entre 20 y 40 años. Se recopila la información EEG en una sola sesión de grabación. Cada sujeto está sentado en una silla cómoda, con su visión alineada con una pantalla de computadora ubicada a un metro de distancia. El manejo y procesamiento de los datos y estímulos se realiza mediante la plataforma OpenVibe. Se utilizan electrodos activos a base de gel (g.LADYbird, g.Tec, Austria) en ubicaciones Fz, Cz, Pz, Oz, P3, P4, PO7 y PO8 según el sistema internacional 10–20. La referencia se establece en el lóbulo derecho de la oreja y la tierra se configura en la posición AFz. La frecuencia de muestreo se establece en 250 Hz.*

Descripción genérica del experimento. Relevante: las ubicaciones de los electrodos.

*El protocolo experimental consta de 35 ensayos para deletrear 7 palabras de 5 letras cada una. Cada ensayo está compuesto por 10 secuencias de intensificación de las 6 columnas y 6 filas de la Matriz Speller. Esto produce exactamente 120 intensificaciones de filas y columnas por ensayo. La duración de cada intensificación, así como el intervalo entre estímulos, se establecen en 0.125 s, lo que proporciona una frecuencia de destellos en la pantalla de 4 Hz. Las pausas iniciales y las pausas entre ensayos se establecen en 20 s. La duración total del experimento es de alrededor de 1400 s. Esto produce una corriente EEG que contiene 4200 secciones marcadas, donde 3500 de ellas se etiquetan como Verdaderas y las 700 restantes como Falsas. Las señales EEG extraídas se filtran mediante un filtro digital Butterworth de cuarto orden entre 0.1 y 10 Hz, y se aplica un filtro de muesca de 50 Hz para eliminar el ruido de línea de CA. La traza EEG se reduce finalmente a 16 Hz. Se extraen segmentos de 1 s de longitud según la información de los marcadores y aquellos con variaciones mayores a 70 µV se identifican como artefactos y se eliminan.*

Este párrafo es fundamental.

Recordatorio: La intensificación refiere a resaltar las letras que conforman las filas y columnas seleccionadas en ese momento.

El número de una fila o columna es una ubicación.

Una secuencia de 12 ubicaciones cambiadas de posición aleatoriamente conforman una secuencia de intensificación.

Todo el conjunto de 12 intensificaciones se repite determinada cantidad veces.

*Cuatro de los ocho participantes se les instruye a mirar pasivamente la pantalla parpadeante sin concentrarse en ninguna letra en particular. No reciben ninguna información adicional en la pantalla y ninguno de ellos tiene experiencia con un dispositivo BCI. Al final del experimento, se les entrega un cuestionario con preguntas sobre cómo se sintieron durante el experimento, sin dar más detalles.*

Cuatro de los ocho participantes están paspando moscas.

*Los otros cuatro participantes realizan una tarea de deletreo por copia, donde el monitor de la computadora resalta la letra objetivo, que es la letra en la que el sujeto debe concentrarse. A lo largo del ensayo, la letra objetivo actual se informa en la parte inferior de la pantalla.*

Los otros cuatro si reciben un estímulo ESPECÍFICO de la letra objetivo.

*Modalidad Pasiva (3.6.2):*

*Primero, para una modalidad pasiva, se superponen plantillas reales de ERP P300 obtenidas de un conjunto de datos público en la corriente EEG generada de cuatro sujetos. Se adquiere un conjunto de plantillas ERP de un sujeto específico del conjunto de datos público 008-2014 publicado en el sitio web BNCI-Horizon por IRCCS Fondazione Santa Lucia. El protocolo experimental implementado para producir este conjunto de datos es el mismo que se describe en la Sección 3.6.1. Por otro lado, las trazas EEG donde se superponen estas plantillas se obtienen experimentalmente de sujetos que observan el parpadeo de la matriz de estímulos durante un procedimiento de P300 Speller, pero no se centran en ninguna letra en particular. Todo está presente, excepto el componente P300 ERP. Por lo tanto, a lo largo de la corriente EEG, se utiliza la información de los marcadores para localizar los segmentos Verdaderos donde se debería encontrar el P300 y esas ubicaciones temporales se utilizan para superponer la forma de onda ERP extraída. Al implementar este enfoque pseudo-real, es posible controlar efectivamente las señales nulas y ajustar la forma del potencial evocado.*

*Un ejemplo de ERP P300 obtenido del ensayo número 2 del Sujeto 8 se puede ver en la Figura 2. Estas plantillas se seleccionan debido a que sus formas se asemejan más estrechamente a la forma de onda P300 prototípica. Se producen extrayendo segmentos para este sujeto y promediándolos coherente punto a punto.*

En la modalidad pasiva (4 sujetos) se inyectan ERP P300 de otro dataset distinto en los segmentos verdaderos donde se debería encontrar el P300, y estos segmentos verdaderos se encuentran con los marcadores de la traza EEG.

*Modalidad Activa (3.6.3):*

*En segundo lugar, también se implementa una modalidad activa, donde se realiza un experimento de P300-Based BCI Speller en cuatro sujetos. Para este escenario, los segmentos de señal se modifican para garantizar la inclusión de un componente P300. Sin embargo, en este caso, las plantillas se extraen del mismo sujeto. Por lo tanto, la señal EEG se preprocesa y se extraen segmentos etiquetados como Verdaderos, se promedian punto a punto de manera coherente y se producen 70 plantillas a partir del conjunto completo de 35 ensayos. Una vez que se obtienen las plantillas, se obtiene un segmento Falso aleatorio para el mismo sujeto. Esto se utiliza como una señal de referencia y se agrega a la plantilla, conformando un nuevo segmento que tiene una plantilla P300 superpuesta. Este procedimiento continúa hasta completar los 700 segmentos marcados como Verdaderos. La Figura 3 muestra una muestra de 5 s de la traza EEG obtenida con la biblioteca MNE. El canal S representa los doce marcadores de estímulo diferentes (columnas o filas), mientras que el canal L representa la etiqueta (Verdadero vs. Falso). Las etiquetas se representan mediante señales cuadradas. Los segmentos Falsos se marcan con señales cuadradas de amplitud única, mientras que los segmentos Verdaderos se identifican con señales cuadradas de doble amplitud. La subfigura (a) muestra las señales antes de que se superponga la plantilla de ERP, mientras que la subfigura (b) muestra las mismas señales con la plantilla de ERP superpuesta. A primera vista, las diferencias son realmente difíciles de ver visualmente. Las subfiguras (c) y (d) muestran solo un segundo de los canales Cz y L del mismo segmento. El ERP superpuesto puede observarse delimitado por las barras verticales, alrededor de 31.5 s, donde en (d) el pico es ligeramente más grande. La Figura 4 muestra los ERPs promediados punto a punto obtenidos como resultado de superponer la señal de la plantilla en la corriente EEG, sincronizado con el inicio del estímulo. Estos 12 segmentos promediados punto a punto corresponden al primer ensayo de la corriente EEG.*

En la modalidad activa (4 sujetos) se inyectan ERP P300 extraídas del MISMO sujeto. Estos se generan promediando punto a punto los etiquetados como verdaderos. Esto se sacan del canal S que es el que revisé alguna vez. Es armar artificialmente un ERP P300.

*Experimentos 3.6.4:*

*Los experimentos son los siguientes:*

*Experimento 1 - Rendimiento en Identificación de Letras: Se evalúa el rendimiento en la identificación de letras de cada uno de estos métodos en un conjunto de datos seudo reales generado artificialmente. Se utiliza un conjunto de 70 formas de onda P300 ERP, obtenidas ya sea del mismo sujeto en la modalidad pasiva o de cada sujeto en la modalidad activa, para componer la onda P300 artificial en el conjunto de datos seudo reales. Las plantillas se seleccionan al azar.*

Experimento 1. Se utiliza un conjunto de 70 formas de onda P300 ERP, obtenidas ya sea del mismo sujeto en la modalidad pasiva o de cada sujeto en la modalidad activa, para componer la onda P300 artificial en el conjunto de datos seudo reales. Las plantillas se seleccionan al azar.

*Experimento 2 - Ruido de Latencia: En lugar de superponer las ondas P300 ERP sobre la traza EEG en las ubicaciones exactas donde se encuentran los inicios de los estímulos, se agrega un retraso artificial de latencia. El valor del retraso se elige de una distribución uniforme U(0, 0.4) [s], que varía de 0 a 0.4 del tamaño del segmento de 1 s [74].*

Experimento 2 - Ruido de Latencia: En lugar de superponer las ondas P300 ERP sobre la traza EEG en las ubicaciones exactas donde se encuentran los inicios de los estímulos, se agrega un retraso artificial de latencia. El valor del retraso se elige de una distribución uniforme U(0, 0.4) [s], que varía de 0 a 0.4 del tamaño del segmento de 1 s [74].

*Experimento 3 - Ruido de Amplitud del Componente: Se altera aleatoriamente la amplitud del componente principal P3b de la plantilla ERP. Este componente se define desde el inicio del estímulo entre 148 ms y 996 ms, con una longitud de alrededor de 840 ms. Este elemento de forma de onda, multiplicado por un factor de ganancia, se resta de la plantilla original. Este factor de ganancia entre 0 y 1 se extrae de una distribución uniforme U(0, 1). Además, esta forma de onda restada se multiplica por una ventana gaussiana con un soporte de la misma longitud [75]. Esto evita agregar cualquier discontinuidad en la señal generada artificialmente.*

Experimento 3- Meterle ruido de amplitud.

*Todos estos experimentos se ejecutan utilizando un procedimiento de validación cruzada dividiendo las letras a deletrear en dos conjuntos, preservando la estructura de las pruebas de identificación de letras. Las letras se desordenan mientras se mantiene el orden y el grupo de cada secuencia de intensificación.*

*Finalmente, el rendimiento en la identificación de letras para estos mismos métodos se evalúa ejecutando una simulación de BCI fuera de línea en el conjunto de datos IIb de la Competencia BCI II (2003) [76]. El protocolo de este conjunto de datos es muy similar al utilizado para obtener el conjunto de datos seudo reales. La frecuencia de muestreo de este conjunto de datos es 240, el número de letras es 73, donde las primeras 42 se utilizan para crear el diccionario de plantillas para todos los métodos y las 31 restantes se utilizan para evaluar el rendimiento de la tasa de reconocimiento de caracteres. Además, en este conjunto de datos, el número de secuencias de intensificación disponibles es 15. Se agrega el método de clasificación de Máquinas de Vectores de Soporte (SVM) con un núcleo lineal como control, utilizando una característica f construida mediante la normalización de la señal en cada canal [77]. Este método ha demostrado ser eficiente en la decodificación de P300 en varias Competencias BCI [78].*

*3.6.5. Clasificación*

*Se utiliza el mismo algoritmo de clasificación basado en k-vecinos más cercanos para todos los métodos [79]. El protocolo experimental utilizado para generar el conjunto de datos seudo reales en los experimentos 1 al 3 consta de 35 pruebas para deletrear 7 palabras de 5 letras cada una. Cada prueba se compone de 10 secuencias de intensificación de las 6 columnas y 6 filas de la Matriz de Ortografía. Quince pruebas se utilizan para construir el diccionario de plantillas, extrayendo los segmentos promediados de EEG para la fila y la columna que ya contienen el P300 ERP, protegiendo así 30 plantillas diferentes por canal. La Figura 5 muestra el conjunto de plantillas utilizando las primeras 15 pruebas del conjunto de datos.*

*Los algoritmos descritos producen una característica f para cada segmento promediado de EEG. El objetivo del procedimiento de clasificación es identificar, para las 20 pruebas restantes, cuáles de las 6 características f obtenidas para la intensificación de filas, etiquetadas como f1, ..., 6g, y cuáles de las 6 características para la intensificación de columnas, etiquetadas como f7, ..., 12g, son las que provocaron la respuesta P300 en el segmento promediado de EEG. El número de fila de la matriz se puede obtener mediante la siguiente fórmula:*

*N*

*u*

*ˊ*

*mero de fila*

*=*

*argmax*

*�*

*∑*

*�*

*=*

*1*

*6*

*�*

*�*

*(*

*�*

*�*

*)*

*N*

*u*

*ˊ*

*mero de fila=argmax*

*i*

*​*

*∑*

*u=1*

*6*

*​*

*q*

*i*

*​*

*(f*

*u*

*​*

*)*

*donde*

*�*

*�*

*q*

*i*

*​*

*es el conjunto de k-vecinos más cercanos de la característica*

*�*

*�*

*f*

*u*

*​*

*con*

*�*

*u variando de 1 a 6. El parámetro*

*�*

*k representa el número de vecinos elegidos del diccionario de plantillas. La columna se puede obtener de la misma manera.*

*Por lo tanto, el rendimiento en la identificación de letras se puede obtener midiendo la precisión canal por canal para identificar la letra correcta en la matriz, coordinada por la fila y la columna.*

*4. Resultados*

*Los resultados del primer experimento se muestran en las Figuras 6 y 7. Se muestra el rendimiento al identificar cada letra de la Matriz de Ortografía P300 estándar, y se muestran los canales donde se logra el mejor y peor rendimiento. Cada gráfico representa el porcentaje de letras que realmente predicen los algoritmos utilizando un procedimiento de validación cruzada. Como se describió anteriormente, los datos se dividen continuamente en dos conjuntos, donde las primeras 15 letras se utilizan para derivar el diccionario de plantillas, mientras que las 20 restantes se utilizan para medir el rendimiento en la identificación de letras. Esto se repite cien veces y se promedian los resultados. La Figura 6 muestra los resultados para la modalidad pasiva, mientras que la Figura 7 muestra los resultados para la modalidad activa.*

*Las Figuras 8 y 9 muestran las curvas de rendimiento para cinco algoritmos en el segundo experimento, donde se incluye un retraso de latencia ruidoso. También se muestran los mejores y peores canales.*

*Finalmente, las Figuras 10 y 11 representan los valores de rendimiento obtenidos para el Experimento 3, cuando la amplitud del componente P3b de la plantilla se atenúa aleatoriamente. Además, se muestran los resultados obtenidos para el conjunto de datos BCI Competition 2003 IIb en la Figura 12 y en la Tabla 2. Para este experimento, el número de secuencias de intensificación disponibles es 15.*

*5. Discusión*

*Se encontró una reducción significativa del rendimiento cuando se agregó ruido de latencia. El ruido de latencia reduce la información contenida en la señal promediada, principalmente debido a la invalidación de la mejora de la relación señal-ruido realizada por el procedimiento de promedio de señales. Esta reducción altera la forma obtenida de la onda de potenciales evocados (ERP, por sus siglas en inglés) e impacta en el rendimiento independientemente del método. Por otro lado, todos los algoritmos muestran cierta resistencia al ruido en las amplitudes máximas del componente principal. Esto se muestra mediante las similitudes de los resultados obtenidos entre el Experimento 1 y el 3.*

*El uso de un diccionario sencillo de plantillas para MP-1 resultó más beneficioso en términos de rendimiento que el enfoque de utilizar una base de átomos de wavelets de Hilbert en MP-2. Ya sea aplicando ruido de latencia o ruido de amplitud, el método basado en las plantillas de la señal en lugar de utilizar sus coeficientes logra tasas de identificación de caracteres mucho mejores.*

*En cuanto a los resultados obtenidos para el conjunto de datos público y real IIb de P300 ERP de la Competencia BCI de Berlín II (2003), la tasa de identificación de caracteres obtenida está por encima del nivel teórico de probabilidad y, para algunos algoritmos, cercana al umbral utilizable del 70% [80,81]. Cuando la tasa de identificación de caracteres alcanza este nivel de rendimiento, el uso de algoritmos predictivos de palabras permite implementar aplicaciones prácticas de ortografía. Los resultados para esta competencia han mostrado una clasificación perfecta con algoritmos personalizados [82]. Este nivel es también similar al rendimiento obtenido para el Experimento 3, que representa coincidentemente el escenario más realista para el conjunto de datos pseudo-real. Es importante destacar que los algoritmos presentados aquí analizan la estructura de onda de una señal de un solo canal [65,83].*

*6. Conclusiones*

*El propósito de este trabajo es triple: (1) concienciar sobre la utilidad de utilizar métodos automáticos basados en formas de onda para estudiar las señales EEG, (2) proporcionar una visión general del estado del arte de esos métodos y (3) comparar esos métodos y verificar si es posible obtener rendimientos de clasificación aceptables basados exclusivamente en la forma de onda de la señal.*

*Los resultados de rendimiento más altos se obtienen para los métodos SHCC y SIFT tanto en el conjunto de datos pseudo-real como en la Competencia BCI. Se verificó que es posible obtener información discriminante de la señal subyacente basada exclusivamente en un método automatizado de procesamiento de las formas de onda. Esto abre la posibilidad de utilizar estas técnicas para implementar procedimientos automáticos inteligibles [84], es decir, sistemas que pueden enfatizar claramente y de manera evidente cuáles son los factores que causaron la acción, decisión o clasificación del sistema. Esto se debe al hecho de que se basan en métricas que se pueden verificar visualmente.*

*Se debe realizar un trabajo adicional en términos de una extensión significativa multicanal de estos métodos basados en formas de onda [83]. Además, las posibilidades de encontrar diccionarios sobrecargados para la representación dispersa de la búsqueda de coincidencias basada en las plantillas de señales obtenidas también podrían considerarse como una área de mejora futura.*

**Archivo DrugSignal.py.**

**A partir de la línea 225.**

Recordatorio: La intensificación refiere a resaltar las letras que conforman las filas y columnas seleccionadas en ese momento.

El número de una fila o columna es una ubicación.

Una secuencia de 12 ubicaciones cambiadas de posición aleatoriamente conforman una secuencia de intensificación.

Todo el conjunto de 12 intensificaciones se repite determinada cantidad veces.

*# In[1]:   Average classification x trial (unbalanced)*

*Este dataset es un dataset de calibración.*

*El registro de EEG corresponde a un experimento del Speller de 35 letras (7 palabras de 5 letras).*

*Cada una de las letras consiste en 10 repeticiones de la intensificación de los 12 estímulos distintos, siendo cada estímulo el FLASHING de una de las 6 filas o 6 columnas.*

*Cada vez que se repite, se hace una permutación de los 12.*

*En cada una de esos 12 estímulos, dos, uno correspondiente a una fila y a una columna, corresponden a la letra que la persona está prestando atención y la idea es que el sistema descubra que letra es.*

Tenés la matriz apagada, una matriz de 6 filas por 6 columnas.

Cuando hay un estímulo, se intensifica la fila o la columna con un color/luz distinta.

El estímulo entonces es, dentro de la matriz de 6x6, 6 estímulos por fila, 6 estímulos por columna.

En ése estímulo se encuentra la letra que se quiere predecir; es la posición en la matriz.

Cada letra entonces, se obtendrá de repetir 10 veces la intensificación de 12 estímulos distintos.

Se hará esto 35 veces, uno por cada letra (7 palabras de 5 letras).

Esa información está en tres lugares:

En el canal S que representa los doce marcadores de estímulo diferentes (columnas o filas).

En el canal L que representa la etiqueta (Verdadero vs. Falso).

En los canales del EEG con su correspondiente ERP P300 inyectado.

Se presupone que las repeticiones son para que el algoritmo mejore su nivel de predicción.

Es por eso que se PERMUTAN los doce estímulos.

En cada una de esos 12 estímulos, dos, uno correspondiente a una fila y a una columna, corresponden a la letra que la persona está prestando atención y la idea es que el sistema descubra que letra es.

*# Primero tengo que agarrar la lista de labels y asignar a los 420 (35x12)*

*el label que le corresponde a cada uno.  Es decir de los primeros 12, 10*

*son no hits y 2 hits.*

*# hlbls tiene pares (r,c) que representan la fila y la columna donde está la letra que la persona tiene que elegir.*

hlbls = []

hpreds = []

classlabels=np.asarray([])

for trial in range(0,35):

    a=np.zeros((12\*10,2))

    a[:,0] = stims[0+120\*trial:0+120\*trial+120]

    a[:,1] = labels[0+120\*trial:0+120\*trial+120]

    b=np.zeros((12,1))

    for i in range(1,13):

        b[i-1] = np.unique(a[a[:,0]==i,1])

    for i in range(0,6):

        if (b[i]==2):

            r = i+1

    for i in range(6,12):

        if (b[i]==2):

            c = i+1

    classlabels = np.append( classlabels, b )

    assert (r!=0 and c!=0), 'Error %d,%d' % (r,c)

    hlbls.append( (r,c) )