Abstract:

The Electroencephalography (EEG) is not just a mere clinical tool anymore. It has become the de-facto mobile, portable, non-invasive brain imaging sensor to harness brain information in real time. It is now being used to translate or decode brain signals, to diagnose diseases or to implement Brain Computer Interface (BCI) devices. The automatic decoding is mainly implemented by using uantitative algorithms to detect the cloaked information buried in the signal. However, clinical EEG is based intensively on waveforms and the structure of signal plots. Hence, the purpose of this work is to establish a bridge to fill this gap by reviewing and describing the procedures that have been used to detect patterns in the electroencephalographic waveforms, benchmarking them on a controlled pseudo-real dataset of a P300-Based BCI Speller and verifying their performance on a public dataset of a BCI Competition.

*Resumen:*

*La Electroencefalografía (EEG) ya no es solo una mera herramienta clínica. Se ha convertido el sensor de imágenes cerebrales no invasivo, portátil y móvil de facto para aprovechar la información cerebral en tiempo real tiempo. Ahora se utiliza para traducir o decodificar señales cerebrales, diagnosticar enfermedades o implementar Dispositivos de interfaz cerebro-computadora (BCI). La decodificación automática se implementa principalmente mediante el uso de algoritmos cuantitativos para detectar la información oculta enterrada en la señal. Sin embargo, el EEG clínico se basa intensamente en las formas de onda y la estructura de los gráficos de señales. Por lo tanto, el propósito de este trabajo es establecer un puente para llenar este vacío mediante la revisión y descripción de los procedimientos que se han utilizado para detectar patrones en las formas de onda electroencefalográficas, comparándolas en un control conjunto de datos pseudo-reales de un BCI Speller basado en P300 y verificación de su rendimiento en un conjunto de datos público de un Concurso BCI.*

1. Introduction

Current society is demanding technology to provide the means to realize the utopia of social inclusion for people with disabilities [1]. Additionally, as societies are aging [2] the incidence of neuromuscular atrophies, strokes and other invalidating diseases is increasing. Concurrently, the digital revolution and the pervasiveness of digital gadgets have modified the way people interact with the environment through these devices [3]. All this human computer interaction is based on muscular movement [4], but these trends are pushing this boundary beyond the confines of the body and beyond the limitation of human motion. A new form of human machine communication which directly connects the Central Nervous System (CNS) to a machine or computer device is currently being developed: Brain Machine Interfaces (BMI), Brain Computer Interfaces (BCI) or Brain-Neural Computer Interfaces (BNCI).

At the center of all this hype, we can find a hundredth year old technology, rock-solid as a diagnosis tool, which greatly benefited from the shrinkage of sensors, the increase in computer power and the widespread development of wireless protocols and advanced electronics: the Electroencephalogram (EEG) [5].

EEG sensors are wearable [6] non-invasive, portable and mobile [7], with excellent temporal resolution, and acceptable spatial resolution [8]. This humble diagnosis device is been transformed into currently the best approach to detect, out-of-the lab in an ambulatory context, information from the Central Nervous System and to use that information to volitionally drive cars, steer drones, write emails, control wheelchairs or to assess alcohol consumption [9–12].

The clinical and historical tactic to analyze EEG signals is based on detecting visual patterns out of the EEG trace or polygraph [8]: multichannel signals are extracted and continuously plotted over a piece of paper. Electroencephalographers or Electroencephalography technician decode and detect patterns along the signals by visually inspecting them [5]. Nowadays clinical EEG still remains a visually interpreted test [8].

The need of quantitative procedures to automate the decoding of EEG signals has been materialized in BCI where around 71.2% is based on noninvasive EEG [4]. However, methods of decoding signals based on the detection of waveforms has been scarce. Hence, the traditional and knowledgeable approach has been neglected particularly in BCI Research. We aim to help fix this gap by providing a review of the methods which emphasize the waveform, the shape of the EEG signal and which can decode them in a supervised and semi-automated procedure.

The aim of this study is threefold: first to review current literature of EEG processing techniques which are based on analysis of the waveform. The second is to evaluate and study these methods by analyzing its classification performance against a pseudo-real dataset. And third, to verify their applicability to a real and public dataset.

This article unfolds as follows: Section 2 provides a brief introduction to EEG and the particularities of the EEG waveform characterization. Section 3.1 explains the waveform-based algorithms that are analyzed. In Section 3.6 the experimentation procedure is explained. Results are presented in Section 4 and finally Discussion and Conclusions are expounded in the final sections.

*1. Introducción*

*La sociedad actual está demandando tecnología que proporcione los medios para hacer realidad la utopía de lo social inclusión de personas con discapacidad [1]. Además, a medida que las sociedades envejecen [2], la incidencia de atrofias neuromusculares, accidentes cerebrovasculares y otras enfermedades invalidantes está aumentando. Al mismo tiempo, la revolución digital y la omnipresencia de los dispositivos digitales han modificado la forma en que las personas interactúan con el medio ambiente a través de estos dispositivos [3]. Toda esta interacción hombre-computadora se basa en movimiento muscular [4], pero estas tendencias están empujando este límite más allá de los confines del cuerpo y más allá de la limitación del movimiento humano. Una nueva forma de comunicación hombre-máquina que conecta directamente el Sistema Nervioso Central (SNC) a una máquina o dispositivo informático actualmente desarrollo: Brain Machine Interfaces (BMI), Brain Computer Interfaces (BCI) o Brain-Neural Interfaces informáticas (BNCI).*

*En el centro de todo este bombo, podemos encontrar una tecnología centenaria, sólida como una roca como herramienta de diagnóstico, que se benefició enormemente de la reducción de sensores, el aumento de potencia informática y el desarrollo generalizado de protocolos inalámbricos y electrónica avanzada: el Electroencefalograma (EEG)* ***[5]****.*

*Los sensores EEG son portátiles [6], no invasivos, portátiles y móviles [7], con excelente resolución y resolución espacial aceptable* ***[8]****. Este humilde dispositivo de diagnóstico se ha transformado actualmente el mejor enfoque para detectar, fuera del laboratorio en un contexto ambulatorio, información de el Sistema Nervioso Central y usar esa información para conducir autos, dirigir drones, escribir correos electrónicos, controlar sillas de ruedas o evaluar el consumo de alcohol [9-12].*

*La táctica clínica e histórica para analizar señales EEG se basa en detectar patrones visuales fuera de la traza de EEG o polígrafo* ***[8]****: las señales multicanal se extraen y se trazan continuamente sobre una hoja de papel. Los electroencefalógrafos o técnicos en electroencefalografía decodifican y detectar patrones a lo largo de las señales al inspeccionarlas visualmente [5]. Hoy en día el EEG clínico sigue siendo una prueba interpretada visualmente* ***[8]****.*

*La necesidad de procedimientos cuantitativos para automatizar la decodificación de señales EEG ha sido materializado en BCI donde alrededor del 71,2% se basa en EEG no invasivo [4]. Sin embargo, los métodos de La decodificación de señales basada en la detección de formas de onda ha sido escasa. Por lo tanto, lo tradicional y enfoque informado ha sido descuidado particularmente en BCI Research. Nuestro objetivo es ayudar a solucionar esta brecha proporcionando una revisión de los métodos que enfatizan la forma de onda, la forma de la señal EEG y que puede decodificarlos en un procedimiento supervisado y semiautomatizado.*  
  
*El objetivo de este estudio es triple: en primer lugar, revisar la literatura actual sobre las técnicas de procesamiento de EEG que se basan en el análisis de la forma de onda. El segundo es evaluar y estudiar estos métodos. analizando su rendimiento de clasificación frente a un conjunto de datos pseudo-reales. Y tercero, para verificar su aplicabilidad a un conjunto de datos real y público.*

*Este artículo se desarrolla de la siguiente manera: la Sección 2 proporciona una breve introducción al EEG y al particularidades de la caracterización de la forma de onda del EEG. La Sección 3.1 explica la forma de onda basada algoritmos que se analizan. En la Sección 3.6 se explica el procedimiento de experimentación. Resultados se presentan en la Sección 4 y, finalmente, la Discusión y las Conclusiones se exponen en las secciones finales.*

2. Electroencephalography

The Electroencephalography consists on the measurement of small variations of electrical voltage over the scalp. It is one of the most widespread used methods to capture brain signals and was initially developed by Hans Berger in 1924 and has been extensively used for decades to diagnose neural diseases and other medical conditions.

The first characterization that Dr. Berger detected was the Visual Cortical Alpha Wave, the Berger Rythm [13]. He understood that the amplitude and shape of this rhythm was coherently associated to a cognitive action (eyes closing). We should ask ourselves if the research advancement that came after that discovery would have happened if it weren’t so evident that the shape alteration was due to a very simple and verifiable cognitive process.

The EEG signal is a highly complex multi-channel time-series. It can be modeled as a linear stochastic process with great similarities to noise [14]. It is measured in microvolts, and those slightly variations are contaminated with heavy endogenous artifacts and exogenous spurious signals. Figure 1 shows 5 s of a sample 8-channel EEG signal.

*2. Electroencefalografía.*

*La Electroencefalografía consiste en la medición de pequeñas variaciones de voltaje eléctrico sobre el cuero cabelludo. Es uno de los métodos más utilizados para captar señales cerebrales y fue inicialmente desarrollado por Hans Berger en 1924 y se ha utilizado ampliamente durante décadas para diagnosticar neural enfermedades y otras condiciones médicas.*

*La primera caracterización que detectó el Dr. Berger fue la Visual Cortical Alpha Wave, la Berger Ritmo [13]. Entendió que la amplitud y la forma de este ritmo estaban asociadas coherentemente a una acción cognitiva (cerrar los ojos). Deberíamos preguntarnos si el avance de la investigación que vino después de ese descubrimiento habría sucedido si no fuera tan evidente que la alteración de la forma se debió a un proceso cognitivo muy simple y verificable.*

*La señal EEG es una serie de tiempo multicanal altamente compleja. Se puede modelar como lineal. proceso estocástico con grandes similitudes con el ruido [14]. Se mide en microvoltios, y aquellos ligeramente las variaciones están contaminadas con artefactos endógenos pesados ​​y señales espurias exógenas. Figura 1 muestra 5 s de una señal EEG de 8 canales de muestra.*

The device that captures these small variations in potential differences over the scalp is called the Electroencephalograph. Electrodes are located in predetermined positions over the head, usually embedded in saline solutions to facilitate the electrophysiological interface and are connected to a differential amplifier with a high gain which allows the measurement of tiny signals. Although initially analog devices were developed and used, nowadays digital versions connected directly to a computer are pervasive. A detailed explanation on the particularities and modeling of EEG can be obtained from [15], and a description of its electrophysiological aspects from [16].

Overall, EEG signals can be described by their phase, amplitude, frequency and waveform. The following elements regularly characterize EEG signals:

• Artifacts: These are signal sources which are not generated from the CNS, but can be detected from the EEG signal. They are called endogeneous or physiological when they are generated from a biological source like face muscles, ocular movements, etc., and exogeneous or non-physiological when they have an external electromagnetic source like line induced currents or electromagnetic noise [17].

• Non-Stationarity: the statistical parameters that describe the EEG as a random process are not conserved through time, i.e., its mean and variance, and any other higher-order moments are not time-invariant [13].

• DC drift and trending: in EEG jargon, which is derived from concepts of electrical amplifiers theory, Direct Current (DC) refers to very low frequency components of the EEG signal which varies around a common center, usually the zero value. DC drift means that this center value drifts in time. Although sometimes considered as a nuisance that needs to get rid of, it is known that very important cognitive phenomena like Slow Cortical Potentials or Slow Activity Transients in infants do affect the drift and can be used to understand some particular brain functioning [5].

• Basal EEG activity: the EEG is the compound summation of myriads of electrical sources from the CNS. These sources generate a baseline EEG which shows continuous activity with a small or null relation with any concurrent cognitive activity or task.

• Inter-subject and intra-subject variability: EEG can be affected by the person’s behavior like sleep hygiene, caffeine intake, smoking habit or alcohol intake previously to the signal measuring procedure [18].

Regarding how the EEG activity can be related to an external stimulus that is affecting the subject, it can be considered as

• Spontaneous: generally treated as noise or basal EEG.

• Evoked: activity that can be detected synchronously after some specific amount of time after the onset of the stimulus. This is usually referred as time-locked. In contrast to the previous one, it is often called Induced activity.

*El dispositivo que captura estas pequeñas variaciones en las diferencias de potencial sobre el cuero cabelludo se llama el Electroencefalógrafo. Los electrodos están ubicados en posiciones predeterminadas sobre la cabeza, por lo general incrustados en soluciones salinas para facilitar la interfase electrofisiológica y están conectados a un amplificador diferencial con una alta ganancia que permite medir señales diminutas. A pesar de que inicialmente se desarrollaron y utilizaron dispositivos analógicos, hoy en día versiones digitales conectadas directamente a una computadora son omnipresentes. Una explicación detallada sobre las particularidades y el modelado de EEG puede ser obtenido de [15], y una descripción de sus aspectos electrofisiológicos de [16].*

*En general, las señales de EEG se pueden describir por su fase, amplitud, frecuencia y forma de onda. Los siguientes elementos caracterizan regularmente las señales EEG:*

*• Artefactos: son fuentes de señales que no se generan desde el SNC, pero que pueden ser detectada a partir de la señal del EEG. Se denominan endógenas o fisiológicas cuando son generados a partir de una fuente biológica como músculos faciales, movimientos oculares, etc., y exógenos o no fisiológicos cuando tienen una fuente electromagnética externa como corrientes inducidas de línea o ruido electromagnético [17].*

*• No Estacionariedad: los parámetros estadísticos que describen el EEG como un proceso aleatorio no son conservado a través del tiempo, es decir, su media y varianza, y cualquier otro momento de orden superior no son invariante en el tiempo [13].*

*• DC drift and trending: en la jerga de EEG, que se deriva de conceptos de amplificadores eléctricos teoría, la corriente continua (DC) se refiere a componentes de muy baja frecuencia de la señal EEG que varía alrededor de un centro común, generalmente el valor cero. La deriva de CC significa que este valor central deriva en el tiempo. Aunque a veces se considera una molestia de la que hay que deshacerse, se sabe que fenómenos cognitivos muy importantes como los Potenciales Corticales Lentos o los Transitorios de Actividad Lenta en los bebés afecta la deriva y puede usarse para comprender algún funcionamiento cerebral particular [5].*

*• Actividad EEG basal: el EEG es la suma compuesta de miríadas de fuentes eléctricas de el SNC Estas fuentes generan un EEG de referencia que muestra una actividad continua con una pequeña o nula relación con cualquier actividad o tarea cognitiva concurrente.*

*• Variabilidad entre sujetos e intrasujetos: el EEG puede verse afectado por el comportamiento de la persona como higiene del sueño, consumo de cafeína, hábito tabáquico o consumo de alcohol previo a la señal procedimiento de medición [18].*

*En cuanto a cómo se puede relacionar la actividad del EEG con un estímulo externo que está afectando al sujeto, se puede considerar como*

*• Espontáneo: generalmente tratado como ruido o EEG basal.*

*• Evocado: actividad que se puede detectar sincrónicamente después de una cantidad específica de tiempo después de la inicio del estímulo. Esto generalmente se conoce como bloqueado en el tiempo. A diferencia del anterior, a menudo se le llama actividad inducida.*

Additionally, according to the existence of a repeated rhythm, the EEG activity can be understood as

• Rhythmic: EEG activity consisting in waves of approximately constant frequency. It is often abbreviated RA (regular rythmic activity). They are loosely classified by their frequencies, and their naming convention was derived from the original naming used by Hans Berger himself, and after Alpha Waves (10 Hz), it came Delta (4 Hz), Theta (4–7 Hz), Sigma (12–16 Hz), Beta (12–30 Hz) and Gamma (30–100 Hz).

• Arrhythmic: EEG activity in which no stable rhythms are present.

• Dysrhythmic: Rhythms and/or patterns of EEG activity that characteristically appear in patient groups and rarely seen in healthy subjects.

The number of electrodes and their positions over the scalp determines a Spatial Structure: signal elements can be generalized, focal or lateralized, depending on in which channel (i.e., electrode) they are found.

EEG Waveform Characterization

The shape of the signal, the waveform, can be defined as the graphed line that represents the signal’s amplitude plotted against time. It can also be called EEG biomarker, EEG pattern, signal shape, signal form and a morphological signal [13].

The signal context is crucial for waveform characterization, both in a spatial and in a temporal domain [13]. Depending on the context, some specific waveform can be considered as noise while in other cases is precisely the element which has a cognitive functional implication.

A waveform can have a characteristic shape, a rising or falling phase, a pronounced plateau or it may be composed of ripples and wiggles. In order to describe them, they are characterized by its amplitude, the arch, whether they have (non)sinusoidal shape, by the presence of an oscillation or imitating a sawtooth (e.g., Motor Cortical Beta Oscillations). The characterization by their sharpness is also common, particularly in Epilepsy, and they can also be identified by their resemblance to spikes (e.g., Spike-wave discharge).

Depictions may include subjective definitions of sharper, arch comb or wicket shape, rectangular, containing a decay phase or voltage rise, peaks and troughs, short term voltage change around each extrema in the raw trace. Derived ratios and indexes can be used as well, like peak and trough sharpness ratio, symmetry between rise and decay phase and slope ratio (steepness of the rise period to that of the adjacent decay period). For instance, wording like “Central trough is sharper and more negative that the adjacent troughs” [19] are common in the literature.

Other regular characterizations which are based on the waveform shape may encompass:

• Attenuation: Also called suppression or depression. Reduction of amplitude of EEG activity resulting from decreased voltage. When activity is attenuated by stimulation, it is said to have been “blocked” or to show “blocking”.

• Hypersynchrony: Seen as an increase in voltage and regularity of rhythmic activity, or within the alpha, beta, or theta range. The term suggest an increase in the number of neural elements contributing to the rhythm, or in the synchronization of different neurons with the same discharge pattern [20].

• Paroxysmal: Activity that emerges from background with a rapid onset, reaching frequently high voltage and ending with an abrupt return to lower voltage activity.

• Monomorphic: Activity appearing to be composed of one dominant waveform pattern.

• Polymorphic: Activity composed of multiple frequencies that combine to form a complex waveform.

• Transient/Component: An isolated wave or pattern that is distinctly different from background activity.

*Adicionalmente, de acuerdo a la existencia de un ritmo repetido, la actividad EEG puede entenderse como*

*• Rítmica: Actividad EEG consistente en ondas de frecuencia aproximadamente constante. es a menudo abreviado RA (actividad rítmica regular). Se clasifican vagamente por sus frecuencias, y su convención de nomenclatura se derivó de la nomenclatura original utilizada por Hans Berger él mismo, y después de Alpha Waves (10 Hz), llegó Delta (4 Hz), Theta (4–7 Hz), Sigma (12–16 Hz), Beta (12–30 Hz) y Gamma (30–100 Hz).*  
*• Arrítmico: actividad EEG en la que no hay ritmos estables.*

*• Arrítmica: Ritmos y/o patrones de actividad EEG que aparecen característicamente en pacientes grupos y rara vez visto en sujetos sanos.*

*El número de electrodos y sus posiciones sobre el cuero cabelludo determina una Estructura Espacial: los elementos de la señal pueden ser generalizados, focalizados o lateralizados, según en qué canal (es decir, electrodo) se encuentran*

*Caracterización de formas de onda EEG*

*La forma de la señal, la forma de onda, se puede definir como la línea gráfica que representa la la amplitud de la señal graficada contra el tiempo. También puede llamarse biomarcador EEG, patrón EEG, forma de señal,*  
*forma de señal y una señal morfológica [13].*

*El contexto de la señal es crucial para la caracterización de la forma de onda, tanto en el espacio como en el tiempo dominio [13]. Según el contexto, algunas formas de onda específicas pueden considerarse como ruido mientras que en otros casos es precisamente el elemento el que tiene una implicación funcional cognitiva.*

*Una forma de onda puede tener una forma característica, una fase ascendente o descendente, una meseta pronunciada o puede estar compuesto de ondulaciones y ondulaciones. Para describirlos, se caracterizan por su amplitud, el arco, ya sea que tengan forma (no) sinusoidal, por la presencia de una oscilación o imitando un diente de sierra (p. ej., oscilaciones beta de la corteza motora). La caracterización por su nitidez es también comunes, particularmente en la epilepsia, y también pueden identificarse por su parecido con los picos (por ejemplo, descarga de punta-onda).*

*Las representaciones pueden incluir definiciones subjetivas de forma más nítida, de peine de arco o de portillo, rectangular, que contiene una fase de caída o aumento de voltaje, picos y valles, cambio de voltaje a corto plazo alrededor de cada uno extremos en la traza sin procesar. También se pueden usar relaciones e índices derivados, como pico y valle. relación de nitidez, simetría entre la fase de subida y bajada y relación de pendiente (inclinación del período de subida a la del período de decaimiento adyacente). Por ejemplo, una redacción como "El canal central es más nítido y más negativo que los canales adyacentes” [19] son ​​comunes en la literatura.*

*Otras caracterizaciones regulares que se basan en la forma de onda pueden abarcar:*

*• Atenuación: También llamada supresión o depresión. Reducción de la amplitud de la actividad EEG como resultado de la disminución del voltaje. Cuando la actividad es atenuada por la estimulación, se dice que tiene sido "bloqueado" o para mostrar "bloqueo".*

*• Hipersincronía: Visto como un aumento en el voltaje y la regularidad de la actividad rítmica, o dentro del intervalo alfa, beta o theta. El término sugiere un aumento en el número de elementos neurales. contribuyendo al ritmo, o en la sincronización de diferentes neuronas con el mismo patrón de descarga [20].*

*• Paroxística: Actividad que emerge del fondo con un inicio rápido, alcanzando con frecuencia alta voltaje y terminando con un retorno abrupto a una actividad de menor voltaje.*

*• Monomórfico: actividad que parece estar compuesta por un patrón de forma de onda dominante.*  
*• Polimórfica: Actividad compuesta de múltiples frecuencias que se combinan para formar una forma de onda compleja.*  
*• Transitorio/Componente: Una onda o patrón aislado que es claramente diferente de actividad de fondo.*

The traditional clinical approach to study electroencephalographic signals consists in analyzing the paper strip that is generated by the plot of the signal obtained from the device. Expert technician and physicians analyze visually the plots looking for specific patterns that may give a hint of the underlying cognitive process or pathology. Atlases and guidelines were created in order to help in the recognition of these complex patterns. Video-electroencephalography scalp recordings are routinely used as a diagnostic tools [21] . The clinical EEG research has also focused on temporal waveforms, and a whole branch of electrophenomenology has arisen around EEG graphoelements [5].

Sleep Research has been studied in this way by performing Polysomnographic recordings (PSG) [22,23]. The different sleep stages are evaluated by visually marking waveforms or graphoelements in long-running electroencephalographic recordings, looking for patterns based on standardized guidelines [24]. Visual characterization includes the identification or classification of certain waveform components based on a subjective characterization (e.g., positive or negative peak polarity) or the location within the strip. It is regular to establish an amplitude difference between different waveforms from which a relation between them is reckoned and a structured index is created (e.g., sleep K-Complex is well characterized based on rates between positive vs negative amplitude) [25]. Other relevant EEG patterns for sleep stage scoring are alpha, theta, and delta waves, sleep spindles, polysplindles, vertex sharp waves (VSW), and sawtooth waves (REM Sleep).

Moreover, EEG data acquisition is a key procedure during the assessment of patients with focal Epilepsy for potential seizure surgery, where the source of the seizure activity must be reliably identified. The onset of the Epileptic Seizure is defined as the first electrical change seen in the EEG rhythm which can be visually identified from the context and it is verified against any clinical sign indicating seizure onset. The Interictal Epileptiform Discharges (IEDs) are visually identified from the paper strip, and they are also named according to their shape: spike, spike and wave or sharp-wave discharges [26].

Waveform characterization is the method in which analysis has been performed for Event Related Potentials (ERP). These are transient signal elements that may arise as a brain response to an external visual, tactile or auditory stimulus. ERPs are regularly used to assess auditory response in infants. They are extensively used and studied in Cognitive Neuroscience [27]. ERPs are identified by their components which are recognizable signal shapes assigned to the observed waveform, that can be linked to some cognitive or measurable psychological process. One of the most studied ERP is the P300, discovered in 1965 by Sutton, Braren, Zubin and John. This component is a positive deflection of a subject’s EEG signal that arises when an unexpected and infrequent stimulus appears [1]. The P300 is widely utilized in BCI because it can be harnessed to implement a Speller application. Hence, P300 ERPs are a target phenomena to study by automatic waveform recognition methods.

Table 1 summarizes a list of depictions used to describe waveforms in the surveyed literature. Epilepsy has been described by the nature of oscillatory characterization of their waves, like ripples and wiggles, imitating sawtooths or by their geometric shape. For ERPs on the other hand, more elaborate indexes has been provided, establishing relations between amplitudes of signal components. Finally, Sleep studies and ICU research are areas where the most complex indexes has been derived, particularly the coupling of signal properties like phase, amplitude and frequency.

*El enfoque clínico tradicional para estudiar las señales electroencefalográficas consiste en analizar la tira de papel que se genera por la trama de la señal obtenida del dispositivo. Técnico expertoy los médicos analizan visualmente las tramas en busca de patrones específicos que puedan dar una pista de la proceso o patología cognitiva subyacente. Se crearon atlas y guías para ayudar en la reconocimiento de estos patrones complejos. Los registros de video-electroencefalografía del cuero cabelludo son rutinarios utilizado como una herramienta de diagnóstico [21] . La investigación clínica del EEG también se ha centrado en las formas de onda temporales, y toda una rama de la electrofenomenología ha surgido en torno a los grafoelementos EEG [5].*

*Sleep Research ha sido estudiado de esta manera mediante la realización de registros polisomnográficos. (PSG) [22,23]. Las diferentes etapas del sueño se evalúan marcando visualmente formas de onda o grafoelementos en registros electroencefalográficos de larga duración, buscando patrones basados ​​en directrices estandarizadas [24]. La caracterización visual incluye la identificación o clasificación de ciertos componentes de forma de onda basados ​​en una caracterización subjetiva (por ejemplo, pico positivo o negativo polaridad) o la ubicación dentro de la tira. Es habitual establecer una diferencia de amplitud entre diferentes formas de onda a partir de las cuales se calcula una relación entre ellas y se obtiene un índice estructurado creado (por ejemplo, Sleep K-Complex está bien caracterizado en función de las tasas entre positivo y negativo amplitud) [25]. Otros patrones de EEG relevantes para la puntuación de la etapa del sueño son las ondas alfa, theta y delta, husos de sueño, poliflechas, ondas agudas de vértice (VSW) y ondas de diente de sierra (sueño REM).*

*Además, la adquisición de datos de EEG es un procedimiento clave durante la evaluación de pacientes con Epilepsia focal para una posible cirugía convulsiva, donde la fuente de la actividad convulsiva debe ser confiable identificado. El inicio de la crisis epiléptica se define como el primer cambio eléctrico observado en el Ritmo EEG que se puede identificar visualmente a partir del contexto y se verifica frente a cualquier signo que indica el inicio de una convulsión. Las descargas epileptiformes interictales (DEI) se identifican visualmente de la tira de papel, y también se denominan según su forma: espiga, espiga y onda o descargas de onda aguda [26].*

*La caracterización de forma de onda es el método en el que se ha realizado el análisis para eventos relacionados. Potenciales (ERP). Estos son elementos de señal transitorios que pueden surgir como una respuesta del cerebro a un estímulo visual, táctil o auditivo. Los ERP se utilizan regularmente para evaluar la respuesta auditiva en bebés. Son ampliamente utilizados y estudiados en Neurociencia Cognitiva [27]. Los ERP se identifican por su componentes que son formas de señal reconocibles asignadas a la forma de onda observada, que pueden ser vinculado a algún proceso psicológico cognoscitivo o mensurable. Uno de los ERP más estudiados es el P300, descubierto en 1965 por Sutton, Braren, Zubin y John. Esta componente es una desviación positiva de la señal EEG de un sujeto que surge cuando aparece un estímulo inesperado e infrecuente [1]. El P300 se utiliza ampliamente en BCI porque se puede aprovechar para implementar una aplicación Speller. Por eso, Los ERP P300 son un fenómeno objetivo para estudiar mediante métodos automáticos de reconocimiento de formas de onda.*

*La Tabla 1 resume una lista de representaciones utilizadas para describir las formas de onda en la literatura encuestada. La epilepsia ha sido descrita por la naturaleza de la caracterización oscilatoria de sus ondas, como ondulaciones y ondula, imitando dientes de sierra o por su forma geométrica. Para los ERP, por otro lado, más elaborados Se han proporcionado índices, estableciendo relaciones entre las amplitudes de los componentes de la señal. Finalmente, Los estudios del sueño y la investigación en UCI son áreas de las que se han derivado los índices más complejos, en particular el acoplamiento de las propiedades de la señal como fase, amplitud y frecuencia.*

3. Materials and Methods

The exploration of methods based on waveforms is conducted by following the PRISMA [39] guidelines. Search is performed on Google Scholar, Semantic Web and IEEE Xplore search engines by the terms “Waveforms” OR “Shape” OR “Morphology” OR “Visual inspection” + “EEG”.

The following criteria is proposed to identify methods which are based on the signal’s waveform:

1. The analysis considers the shape of the plot of the signal.

2. The pattern can be identified and verified by visual inspection.

3. The pattern matching is performed in time-domain.

4. The method encompass a feature extraction procedure.

5. The feature extraction procedure allows to create a template dictionary.

As described in [40] the Pattern Matching problem in Signal processing is finding a signal given the region that best describes the structure of the prototype signal template. On the other hand, a feature is a meaningful quantification, usually a multidimensional vector, that synthesize the information of a given signal or signal segment [41].

*3. Materiales y Métodos.*

*La exploración de métodos basados ​​en formas de onda se realiza siguiendo el PRISMA [39] pautas. La búsqueda se realiza en los motores de búsqueda Google Scholar, Semantic Web e IEEE Xplore mediante los términos "Formas de onda" O "Forma" O "Morfología" O "Inspección visual" + "EEG".*

*Se proponen los siguientes criterios para identificar métodos que se basan en la forma de onda de la señal:*

*1. El análisis considera la forma de la trama de la señal.*

*2. El patrón se puede identificar y verificar mediante inspección visual.*

*3. La coincidencia de patrones se realiza en el dominio del tiempo.*

*4. El método abarca un procedimiento de extracción de características.*

*5. El procedimiento de extracción de características permite crear un diccionario de plantillas.*

*Como se describe en [40], el problema de coincidencia de patrones en el procesamiento de señales es encontrar una señal dada la región que mejor describe la estructura de la plantilla de señal prototipo. Por otro lado, una característica es una cuantificación significativa, generalmente un vector multidimensional, que sintetiza la información de una señal dada o segmento de señal [41].*

3.1. EEG Waveform Analysis Algorithms

Shape or waveform analysis methods are considered as nonparametric methods. They explore signal’s time-domain metrics or even derive more complex indexes or features from it [42].

One of the earliest approach to automatically process EEG data is the Peak Picking method. Although of limited usability, peak picking has been used to determine latency of transient events in EEG [43,44]. Straightforward in its implementation, it consists in assigning a component to a simple waveform element based on the expected location of its more prominent deflection [31]. Of regular use in ERP Research, the name of many of the EEG features reference directly a peak within the component, e.g., P300 or P3a P3b or N100. This leads to a natural way to classify them visually by selecting appropriate peaks and matching their positions and amplitudes in an orderly manner. The letter provides the polarity (Positive or Negative) and the numbering shows the time referencing the stimulus onset, or the ordinal position of each peak (first, second, etc).

A related method is used in [45] where the area under the curve of the EEG is sumarized to derive a feature. This was even used in the seminal work of Farwell and Donchin on the P300 Speller [41,46]. Additionally, a logarithmic graph of the peak-to-peak amplitude which is called amplitude integrated EEG (aEEG) [38] is used nowadays in Neonatal Intensive Care Units.

Other works on EEG explored the idea to extend human capacities analyzing EEG waveforms. In [47] a feature derived from the amplitude and frequency of its signal and its derivative in time-domain is used. Moreover, Yamaguchi et al. [48] explored the use of Mathematical Morphology, where the time-domain structure of contractions and dilations were studied. Finally the proposals of Burch, Fujimori, Uchida and the Period Amplitude Analysis (PAA) [49] algorithm are few of the earliest depictions where the idea of capturing the shape of the signal were established.

According to the defined criteria, the algorithms that will be evaluated are as follows:

• Matching Pursuit

• Permutation Entropy

• Slope Horizontal Chain Code

• Scale Invariant Feature Transform

*3.1. Algoritmos de análisis de forma de onda EEG*

*Los métodos de análisis de forma o forma de onda se consideran métodos no paramétricos. ellos exploran*  
*métricas de dominio de tiempo de la señal o incluso derivar índices o características más complejos de ella [42].*

*Uno de los primeros enfoques para procesar automáticamente los datos de EEG es el método Peak Picking.*  
*Aunque tiene una utilidad limitada, la selección de picos se ha utilizado para determinar la latencia de eventos transitorios en EEG [43,44]. Simple en su implementación, consiste en asignar un componente a un simple elemento de forma de onda basado en la ubicación esperada de su desviación más prominente [31]. de ordinario uso en ERP Research, el nombre de muchas de las funciones de EEG hace referencia directamente a un pico dentro del componente, por ejemplo, P300 o P3a P3b o N100. Esto conduce a una forma natural de clasificarlos visualmente. seleccionando picos apropiados y haciendo coincidir sus posiciones y amplitudes de manera ordenada. La letra proporciona la polaridad (Positiva o Negativa) y la numeración muestra la referencia temporal el inicio del estímulo, o la posición ordinal de cada pico (primero, segundo, etc.).*

*En [45] se usa un método relacionado donde el área bajo la curva del EEG se resume para derivar una característica. Esto incluso se usó en el trabajo seminal de Farwell y Donchin sobre el P300 Speller [41,46]. Además, un gráfico logarítmico de la amplitud de pico a pico que se llama amplitud integrada EEG (aEEG) [38] se utiliza hoy en día en las Unidades de Cuidados Intensivos Neonatales.*

*Otros trabajos sobre EEG exploraron la idea de ampliar las capacidades humanas analizando las formas de onda de EEG. En [47] una característica derivada de la amplitud y frecuencia de su señal y su derivada en se utiliza el dominio del tiempo. Además, Yamaguchi et al. [48] ​​exploró el uso de la Morfología Matemática, donde se estudió la estructura en el dominio del tiempo de las contracciones y dilataciones. Finalmente las propuestas de Burch, Fujimori, Uchida y el algoritmo Period Amplitude Analysis (PAA) [49] son ​​algunos de los representaciones más antiguas donde se estableció la idea de capturar la forma de la señal.*

*De acuerdo con los criterios definidos, los algoritmos que se evaluarán son los siguientes:*

*• Persecución coincidente*

*• Entropía de permutación*

*• Código de cadena horizontal de pendiente*

*• Transformación de función de escala invariable*

All these methods provide a feature f that can be used as a template. The notation f = { fi} n 1 or f = { fi}i∈J is used to describe the concatenation of scalar values to form a multidimensional feature vector f = { f1, f2, ..., fn}. These algorithms are all based on metrics that are extracted from the shape of the single channel digital EEG signal x(n), with n varying from 1 to the length N of the EEG segment in sample points. These features are used to create dictionaries or template databases. Finally, these templates provide the basis for the pattern matching algorithm and offline classification.

Algorithms were implemented on MATLAB 2014a (Mathworks Inc., Natick, MA, USA). To maintain reproducibility, the dataset described in Section 3.6.1 and the source code has been made available in the online repository of the Code Ocean platform under the name EEGWave.

*Todos estos métodos proporcionan una característica f que se puede utilizar como plantilla. La notación f = {fi} n 1 o f = {fi}i∈J se usa para describir la concatenación de valores escalares para formar un vector de características multidimensional f = {f1, f2, ..., fn}. Todos estos algoritmos se basan en métricas que se extraen de la forma de la señal de EEG digital de un solo canal x (n), con n que varía de 1 a la longitud N del segmento de EEG en puntos de muestra. Estas funciones se utilizan para crear diccionarios o bases de datos de plantillas. Finalmente, estas plantillas proporcionan la base para el algoritmo de coincidencia de patrones y la clasificación fuera de línea.*  
  
*Los algoritmos se implementaron en MATLAB 2014a (Mathworks Inc., Natick, MA, EE. UU.). Para mantener la reproducibilidad, el conjunto de datos descrito en la Sección 3.6.1 y el código fuente están disponibles en el repositorio en línea de la plataforma Code Ocean con el nombre EEGWave.*

3.2. Matching Pursuit—MP 1 and MP 2

Pursuit algorithms refer, in their many variants, as blind source separation [50] techniques that assume the EEG signal as a linear combination of different sparse sources extracted from a template’s dictionaries. Matching Pursuit MP [51], the most representative of these algorithms, is a greedy variant that decomposes a signal into a linear combination of waveforms, called atoms, that are well localized in time and frequency [52]. Given a signal, this optimization technique, tries to find the indexes of m atoms and their weights (contributions) that minimize,

which is the error between the signal and its approximation constructed by the weighted wi atoms gi, and calculating the euclidean norm k·k2. The algorithm goes by first setting the approximating signal x ̃0 as the original signal itself,

and setting the iterative counter k as 1. Hence, it searches recurrently the best template out of the dictionary that matches current approximation.

where gi are all the available scaled, translated and modulated atoms from the dictionary. The operation |·| corresponds to the absolute value of the inner product. This step determines the atom selection process, and their contribution is calculated based on

with k representing the index of the selected atom gk and k·k2 its euclidean norm. Finally the contribution of each atom is subtracted from the next approximation [32,51,53]

The stopping criteria can be established based on a limiting threshold on Equation (1) or based on a predetermined number of steps and selected atoms. Two variants of this algorithm are evaluated. In MP 1 the dictionary is constructed with the normalized templates directly extracted from the real signal segments which is a straightforward implementation of the pattern matching technique. In MP 2 the coefficients of Daubechies least-asymetric wavelet with 2 vanishing moments atoms are used to construct the dictionary [54]. For the first version, the matching against the template is evaluated according to Equation (1) directly, whereas for the latter each feature is crafted by decomposing the signal in its coefficients and building, an eventually sparse, vector with them:

where D is the size of the dictionary.

*2. Persecución coincidente: MP 1 y MP 2*

*Los algoritmos de búsqueda se refieren, en sus muchas variantes, como técnicas de separación de fuente ciega [50] que asumen la señal EEG como una combinación lineal de diferentes fuentes dispersas extraídas de los diccionarios de una plantilla. Matching Pursuit MP [51], el más representativo de estos algoritmos, es una variante voraz que descompone una señal en una combinación lineal de formas de onda, llamadas átomos, que están bien localizadas en tiempo y frecuencia [52]. Dada una señal, esta técnica de optimización, trata de encontrar los índices de m átomos y sus pesos (contribuciones) que minimizan,*

*que es el error entre la señal y su aproximación construida por los átomos ponderados wi gi, y calculando la norma euclidiana k·k2. El algoritmo pasa primero por establecer la señal de aproximación x ̃0 como la señal original en sí misma,*

*y estableciendo el contador iterativo k en 1. Por lo tanto, busca de forma recurrente la mejor plantilla del diccionario que coincida con la aproximación actual.*

*donde gi son todos los átomos escalados, traducidos y modulados disponibles del diccionario. La operación |·| corresponde al valor absoluto del producto interior. Este paso determina la selección del átomo. proceso, y su contribución se calcula en base*

*a representando k el índice del átomo seleccionado gk y k·k2 su norma euclidiana. Finalmente se resta la contribución de cada átomo de la siguiente aproximación [32,51,53]*

*Los criterios de parada pueden establecerse en base a un umbral límite en la Ecuación (1) o en base aun número predeterminado de pasos y átomos seleccionados. Se evalúan dos variantes de este algoritmo. En MP 1 el diccionario se construye con las plantillas normalizadas extraídas directamente del real segmentos de señal que es una implementación sencilla de la técnica de coincidencia de patrones. en MP 2 se utilizan los coeficientes de la wavelet menos asimétrica de Daubechies con 2 átomos de momentos de fuga para construir el diccionario [54]. Para la primera versión, se evalúa la coincidencia con la plantilla. de acuerdo con la Ecuación (1) directamente, mientras que para este último cada característica se elabora descomponiendo el señal en sus coeficientes y construyendo, eventualmente, un vector escaso con ellos:*

*donde D es el tamaño del diccionario.*

3.3. Permutation Entropy—PE

Bond and Pompe Permutation Entropy has been extensively used in EEG processing, with applications on Anesthesia, Sleep Stage evaluation and increasingly for Epilepsy pre-ictal detection [55]. This method generates a code based on the orderly arrangement of sequential samples, and then derives a metric which is based on the number of times each sequence is found along the signal. This numeric value can be calculated as information entropy [56]. Let’s consider a signal on a window of length W represented by the sample points and resampled by t intervals, starting from the sampling point n, doing

This sequence is of order m, which is the number of sample points used to derive the ordinal element called p. There are m! ways in which this sequence can be orderly arranged, according to the position that each sample point holds within the sequence in a decreasing order relationship [57].

For example if m = 3, and the first sample point is the bigger, the second is the smaller and the third one is in the middle, the ordinal element p corresponds to (1, 3, 2). Thus, along the signal window there can be at most k different ordinal (and overlapping) elements ps

with k = W 􀀀 (m 􀀀 1)t. The probability density function pdf for all the available permutations of order m should be p = (p1, p2, ..., pm!) with åm! i=1 pi = 1.

Hence, the time series window is mapped to a new set of k ordinal elements, and the pdf can be calculated by the empirical permutation entropy,

with 1 i m!. The Iverson Bracket [] resolves to 1 when their logical proposition argument is true, 0 otherwise. Therefore, for each i only those ordinal elements ps that were effectively found along the signal are counted to estimate pi, and zero elsewhere. The empirical permutation entropy can be calculated from the histogram as,

The implemented code was derived from [58], and the model description from [59].

This procedure produces a scalar number for the given signal window of size W. To derive a feature, a sliding window procedure must be implemented to cover an entire segment of length N. Thus, the length of the feature is N 􀀀 (W + t(m 􀀀 1)).

with u varying on a sample by sample basis along the signal, starting from the specified index.

*3.3. Entropía de permutación—PE*

*La entropía de permutación de Bond y Pompe se ha utilizado ampliamente en el procesamiento de EEG,*  
*con aplicaciones en Anestesia, evaluación de la Etapa del Sueño y cada vez más para Epilepsia pre-ictal*  
*detección [55]. Este método genera un código basado en la disposición ordenada de muestras secuenciales,*  
*y luego deriva una métrica que se basa en el número de veces que se encuentra cada secuencia a lo largo del*  
*señal. Este valor numérico se puede calcular como entropía de información [56]. Consideremos una señal en*  
*una ventana de longitud W representada por los puntos de muestra* *y remuestreado por t intervalos, comenzando desde el punto de muestreo n, haciendo*

*Esta secuencia es de orden m, que es el número de puntos de muestra utilizados para derivar el ordinal*  
*elemento llamado p. ¡Hay m! maneras en que esta secuencia puede organizarse ordenadamente, de acuerdo con la posición que ocupa cada punto de muestra dentro de la secuencia en una relación de orden decreciente [57].*

*Por ejemplo, si m = 3, y el primer punto de muestra es el más grande, el segundo es el más pequeño y el tercero*  
*uno está en el medio, el elemento ordinal p corresponde a (1, 3, 2). Así, a lo largo de la ventana de señal*  
*puede haber como máximo k elementos ordinales (y superpuestos) diferentes ps*

*con k = W ?? (m ?? 1)t. La función de densidad de probabilidad pdf para todas las permutaciones disponibles de*  
*el orden m debe ser p = (p1, p2, ..., pm!) con åm! yo = 1 pi = 1.*

*Por lo tanto, la ventana de la serie de tiempo se asigna a un nuevo conjunto de elementos ordinales k, y el pdf se puede* *calculado por la entropía de permutación empírica,*

*con 1 i m!. El corchete de Iverson [ ] se resuelve en 1 cuando su argumento de proposición lógica es verdadero,*  
*0 de lo contrario. Por lo tanto, para cada i solo aquellos elementos ordinales ps que efectivamente se encontraron a lo largo de*

*la señal se cuenta para estimar pi, y cero en otros lugares. La entropía de permutación empírica puede ser*  
*calculado a partir del histograma como,*

*El código implementado se derivó de [58] y la descripción del modelo de [59].*

*Este procedimiento produce un número escalar para la ventana de señal dada de tamaño W. Para derivar una característica,* *se debe implementar un procedimiento de ventana deslizante para cubrir un segmento completo de longitud N. Por lo tanto, la longitud de la característica es N ?? (W + t(m ?? 1)).*

*con u variando muestra por muestra a lo largo de la señal, comenzando desde el índice especificado.*

3.4. Slope Horizontal Chain Code—SHCC

This algorithm [45] proceeds by generating a coding scheme from a sequence of sample points. This encoding is based on the angle between the horizontal line on a 2D-plane and any segment produced by two consecutive sample points, regarding them as coordinates on that plane.

A signal of length N, can be represented by a list of ordered-pairs e, and it can be divided into G different blocks. These blocks are obtained by resampling the original signal from the index

with n being the original sampling index on 1 n N and bc being the floor operation, i.e., rounding of the number argument to the closest smaller integer number. On the other hand, D can be obtained by

with G < N and using instead de as the ceil operation, the rounding to the closest bigger integer number. Lastly, the value m can be derived from

This resampling produces a new sequence of values,

The next step is the normalization of each ordered-pair as vectors ... according to ...

with 1 being the vector of length G with all their components equal to 1. Hence, the scalar components ˆ xs of ˆx, and ˆ ys of ˆy, with s varying between 1 and G are effectively normalized to ˆ xs, ˆ ys 2 [0, 1]. Finally, the feature is constructed by calculating the point-to-point slope against the horizontal plane,

*3.4. Código de cadena horizontal de pendiente: SHCC*

*Este algoritmo [45] procede generando un esquema de codificación a partir de una secuencia de puntos de muestra. Esta codificación se basa en el ángulo entre la línea horizontal en un plano 2D y cualquier segmento*  
*producido por dos puntos muestrales consecutivos, considerándolos como coordenadas en ese plano.*

*Una señal de longitud N puede representarse mediante una lista de pares ordenados e,*  
*y se puede dividir en G bloques diferentes. Estos bloques se obtienen remuestreando el original.*  
*señal del índice*

*donde n es el índice de muestreo original en 1 n N y b c es la operación de piso, es decir, redondeo*  
*del argumento numérico al número entero más pequeño más cercano. Por otro lado, D se puede obtener por*

*con G < N y usando en su lugar d e como la operación de techo, el redondeo al entero más grande más cercano*  
*número. Por último, el valor m puede derivarse de*

*Este remuestreo produce una nueva secuencia de valores,*

*El siguiente paso es la normalización de cada par ordenado como vectores... según...*  
  
*siendo 1 el vector de longitud G con todas sus componentes iguales a 1. Por lo tanto, las componentes escalares*  
*ˆ xs de ˆx, y ˆ ys de ˆy, con s variando entre 1 y G se normalizan efectivamente a ˆ xs, ˆ ys 2 [0, 1]. Finalmente, la característica se construye calculando la pendiente de punto a punto contra la*  
*plano horizontal,*

3.5. Scale Invariant Feature Transform—SIFT

SIFT [60] is a very successful feature extraction technique from Computer Vision. It has a biomimetic inspiration on how the visual cortex analyze images based on orientations [61]. This method has been used in [62] to analyze EEG signals based on their plots on 2D images. The first step of the algorithm is the plot generation based on single-channel EEG segments x(n). Hence, this signal is normalized by the z-score [63]:

with d being the signal magnification factor and ¯ x and sx, the mean and standard deviation of x on the signal segment. The width of the image is determined based on the 1-s length size of the segment in sample units. This corresponds to the sampling frequency Fs of the EEG signal segment. The width is adjusted by multiplying by the magnification factor d, w = d Fs (22)

whereas the height is calculated based on the peak-to-peak amplitude of the signal within the segment,

Equation (24) determines the vertical position of the image where the signal’s zero value will be located.

Finally, a binary, black-and-white image plot is generated based on

0 otherwise

where z1 and z2 are the image coordinates values, 255 represents white and 0 is the background black

color of the plot. These points are interpolated using the Bresenham algorithm [62]. Once the plot is generated, its center is used to localize the center of the SIFT patch. This region of the image, where the signal’s most important salient waveform should be located, is divided in a grid of 4 4 block and the bidimensional gradient vectors are calculated on each one of them. Therefore, for each block (i, j) within the patch, a histogram h(i, j, q) of the gradient orientations, for 8 circular orientations q, are calculated. This histogram is concatenated for all the 16 blocks and a feature is thus formed:

with i and j belonging to I = f0, 1, 2, 3g and localizing the 16 blocks within the grid. The angles q that belong to Q are the eight possible equidistant values between 0 and 315. This vector is normalized, clamped to 0.2, and re-normalized again. Details of the method can be found on [60,62]. It was implemented using the VLFeat [64] public Computer Vision libraries.

*3.5. Transformación de entidad de escala invariable: SIFT*

*SIFT [60] es una técnica de extracción de características muy exitosa de Computer Vision. Tiene*  
*una inspiración biomimética sobre cómo la corteza visual analiza las imágenes en función de las orientaciones [61]. Este método se ha utilizado en [62] para analizar señales de EEG en función de sus gráficos en imágenes 2D. El primer paso del algoritmo es la generación de gráficos basada en segmentos de EEG de un solo canal x (n).*  
*Por lo tanto, esta señal está normalizada por el puntaje z [63]:*

*siendo d el factor de magnificación de la señal y ¯ x y sx, la desviación media y estándar de x en el*  
*segmento de señal El ancho de la imagen se determina en función del tamaño de longitud de 1 s del segmento en Ciencia del cerebro. 2018, 8, 199 10 de 24* *unidades de muestra Esto corresponde a la frecuencia de muestreo Fs del segmento de señal EEG. el ancho es* *ajustado multiplicando por el factor de magnificación d,*  
*w = re Fs (22)*

*Considerando que la altura se calcula en función de la amplitud de pico a pico de la señal dentro del segmento,*  
  
*La ecuación (24) determina la posición vertical de la imagen donde el valor cero de la señal*  
*ser localizado.*

*Finalmente, se genera un gráfico de imagen binaria en blanco y negro basado en*

*0 de lo contrario*

*donde z1 y z2 son los valores de las coordenadas de la imagen, 255 representa el blanco y 0 es el fondo negro*  
*color de la trama. Estos puntos se interpolan utilizando el algoritmo de Bresenham [62].*  
*Una vez que se genera el gráfico, su centro se usa para localizar el centro del parche SIFT. esta región de*  
*la imagen, donde debe ubicarse la forma de onda saliente más importante de la señal, se divide en una cuadrícula*  
*de 4 4 ​​bloques y sobre cada uno de ellos se calculan los vectores de gradiente bidimensionales. Por lo tanto,*  
*para cada bloque (i, j) dentro del parche, un histograma h (i, j, q) de las orientaciones de gradiente, para 8 circulares orientaciones q, se calculan. Este histograma está concatenado para todos los 16 bloques y una característica es formado así:*

*con i y j pertenecientes a I = f0, 1, 2, 3g y localizando los 16 bloques dentro de la grilla. Los ángulos q que*  
*pertenecen a Q son los ocho posibles valores equidistantes entre 0 y 315. Este vector está normalizado,*  
*sujetado a 0.2, y vuelto a normalizar de nuevo. Los detalles del método se pueden encontrar en [60,62]. Fue*  
*implementado utilizando las bibliotecas públicas de Computer Vision VLFeat [64].*

3.6. Experimental Protocol

The objective of the following experiments is to assess the performance of the algorithms that aim to recognize the shape of the P300 waveform, obtained after averaging signal segments. This performance is evaluated by processing a pseudo-real dataset with two modalities where subtle alterations on the latency and amplitude of the P300 component are simulated in a controlled environment. The experiments are performed by the offline evaluation of the character identification rate of a Visual P300-Based BCI Speller application.

Farwell and Donchin P300 Speller [46,65] is one the most used BCI paradigms to implement a thought translation device and to send commands to a computer in the form of selected letters, similar to typing on a virtual keyboard. This procedure exploits a cognitive phenomena raised by the oddball paradigm [27]: along the EEG trace of a person which is focusing on a sequence of two different visual flashing stimulus, a particular and distinctive transient component is found each time the expected stimulus flashes. This is cleverly utilized in the P300 Speller, where rows and columns of a 6 6 matrix flashes randomly but only the flashing of a column or row where the letter that a user is focusing will trigger concurrently the P300 ERP along the EEG trace.

A problem with the information produced by a P300 Speller is that the subjects that take part on the experiment are within the closed loop of the BCI system and the human is not a static compliant entity that always performs what the experimenter asks for in a precise and consistent way [66].

Therefore, P300 experiments data is often mined with null-signals. These are EEG streams which are marked as having the signal component but, because the subject was not particularly focused, or concentrated, the expected signal element is not generated. This lack of certainty may be in detriment of any conducted analysis and can be misleading or difficult to deal with. Previous works have addressed this same issue, particularly when benchmarking different algorithms [31,43,67].

In order to tackle this problem, a pseudo-real dataset based on an EEG stream is generated under two different modalities. A passive modality and an active modality.

*3.6. Protocolo experimental*

*El objetivo de los siguientes experimentos es evaluar el rendimiento de los algoritmos* *que tienen como objetivo reconocer la forma de onda P300, obtenida después de promediar segmentos de señal.* *Este rendimiento se evalúa mediante el procesamiento de un conjunto de datos pseudo-reales con dos modalidades donde* *sutiles alteraciones en la latencia y la amplitud del componente P300 se simulan de forma controlada ambiente. Los experimentos se realizan mediante la evaluación fuera de línea de la identificación del personaje de una aplicación BCI Speller basada en Visual P300.*

*Farwell and Donchin P300 Speller [46,65] es uno de los paradigmas BCI más utilizados para implementar*  
*un dispositivo de traducción de pensamientos y para enviar comandos a una computadora en forma de letras seleccionadas, similar a escribir en un teclado virtual. Este procedimiento explota un fenómeno cognitivo planteado por* *el paradigma del bicho raro [27]: a lo largo del trazo del EEG de una persona que se está enfocando en una secuencia de dos* *diferente estímulo visual intermitente, un componente transitorio particular y distintivo se encuentra cada vez* *el estímulo esperado parpadea. Esto se utiliza inteligentemente en el P300 Speller, donde filas y columnas de* *una matriz de 6 6 parpadea aleatoriamente, pero solo el parpadeo de una columna o fila donde está la letra de un usuario* *el enfoque activará simultáneamente el P300 ERP a lo largo del trazo del EEG.*

*Un problema con la información que produce un P300 Speller es que los sujetos que participan en*  
*el experimento está dentro del circuito cerrado del sistema BCI y el ser humano no cumple con la estática*  
*entidad que siempre realiza lo que el experimentador le pide de manera precisa y consistente [66].*

*Por lo tanto, los datos de los experimentos P300 a menudo se extraen con señales nulas. Estas son corrientes de EEG que* *están marcados como que tienen el componente de señal pero, debido a que el sujeto no estaba particularmente enfocado,* *o concentrada, no se genera el elemento de señal esperado. Esta falta de certeza puede estar en* *detrimento de cualquier análisis realizado y puede ser engañoso o difícil de manejar. Trabajos previos* *han abordado este mismo problema, particularmente al comparar diferentes algoritmos [31,43,67].*

*Para abordar este problema, se genera un conjunto de datos pseudo-reales basado en un flujo de EEG bajo*  
*dos modalidades diferentes. Una modalidad pasiva y una modalidad activa.*

3.6.1. EEG Stream Generation

Eight (8) healthy participants are recruited voluntarily and the experiment is conducted anonymously in accordance with the Declaration of Helsinki published by the World Health Organization. No monetary compensation is handed out and they agree and sign a written informed consent. This study is approved by the Departamento de Investigación y Doctorado, Instituto Tecnológico de Buenos Aires (ITBA). The participants are healthy and have normal or corrected-to-normal vision and no history of neurological disorders. These voluntary subjects are aged between 20–40 years old. EEG data is collected in a single recording session. Each subject is seated in a comfortable chair, with her/his vision aligned to a computer screen located one meter in front of her/him. The handling and processing of the data and stimuli is conducted by the OpenVibe platform [68]. Gel-based active electrodes (g.LADYbird, g.Tec, Austria) are used on locations Fz, Cz, Pz, Oz, P3,P4, PO7 and PO8 according to the 10–20 international system. Reference is set to the right ear lobe and ground is preset as the AFz position. Sampling frequency is set to 250 Hz.

The experimental protocol is composed of 35 trials to spell 7 words of 5 letters each. Each trial is composed of 10 intensification sequences of the 6 columns and 6 rows of the Speller Matrix. This yields exactly 120 intensifications of rows and columns per trial. The duration of each intensification as well as the Inter-Stimulus Interval, the pause between stimulations, are set to 0.125 s. This provides a 4 Hz frequency of flashes on the screen. The initial pause and the inter-trial pauses are set to 20 s. The whole experiment lasts for around 1400 s. This produces an EEG stream which contains 4200 marked sections where 3500 of them are labeled as True and the remaining 700 as False. The extracted EEG signals are band-pass filtered using a 4th order Butterworth digital filter between 0.1 and 10 Hz and a 50 Hz notch filter is applied to remove line AC noise. The EEG trace is finally downsampled to 16 Hz. Segments of 1-s length are extracted according to the markers information and those with variations larger than 70 V are identified as artifacts and eliminated.

Four out of the eight participants are instructed to passively watch the flashing screen while not focusing on any particular letter. They do not receive any extra information on the screen. None of them have any experience with a BCI device. A questionnaire is handed out at the end of the experiment with questions about how the participant felt during it, without giving more details.

The remaining four participants perform a copy-spelling task where the computer monitor highlights the target letter, which is the one that the subject needs to focus. Across the duration of the trial, the current target letter is informed at the bottom of the screen.

*3.6.1. Generación de flujo de EEG*

*Se reclutan voluntariamente ocho (8) participantes sanos y se lleva a cabo el experimento* *anónimamente de acuerdo con la Declaración de Helsinki publicada por World Health Organización. No se entrega compensación monetaria y ellos están de acuerdo y firman un escrito informado consentir. Este estudio está aprobado por el Departamento de Investigación y Doctorado, Instituto Tecnológico de Buenos Aires (ITBA). Los participantes están sanos y tienen una visión normal o corregida a normal. y sin antecedentes de trastornos neurológicos. Estos sujetos voluntarios tienen entre 20 y 40 años. antiguo. Los datos de EEG se recopilan en una sola sesión de registro. Cada sujeto está sentado en una silla cómoda, con su visión alineada a una pantalla de computadora ubicada a un metro frente a él/ella. el manejo* *y el procesamiento de los datos y estímulos es realizado por la plataforma OpenVibe [68]. Activo a base de gel* *Los electrodos (g.LADYbird, g.Tec, Austria) se utilizan en las ubicaciones Fz, Cz, Pz, Oz, P3,P4, PO7 y PO8* *según el sistema internacional 10-20. La referencia se establece en el lóbulo de la oreja derecha y la tierra está preestablecida como la posición AFz.* La frecuencia de muestreo se establece en 250 Hz.

*El protocolo experimental se compone de 35 ensayos para deletrear 7 palabras de 5 letras cada una. Cada ensayo es compuesto por 10 secuencias de intensificación de las 6 columnas y 6 filas de la Matriz de ortografía. Esto produce exactamente 120 intensificaciones de filas y columnas por prueba. La duración de cada intensificación también como Inter-Stimulus Interval, la pausa entre estímulos, se establecen en 0,125 s. Esto proporciona 4 Hz*  
*frecuencia de destellos en la pantalla. La pausa inicial y las pausas entre ensayos se establecen en 20 s. El conjunto experimento dura alrededor de 1400 s. Esto produce un flujo de EEG que contiene 4200 secciones marcadas donde 3500 de ellos están etiquetados como verdaderos y los 700 restantes como falsos. Las señales EEG extraídas son* *filtrado de paso de banda utilizando un filtro digital Butterworth de cuarto orden entre 0,1 y 10 Hz y una muesca de 50 Hz se aplica un filtro para eliminar el ruido de CA de la línea. La traza del EEG finalmente se reduce a 16 Hz. Segmentos de* *La longitud de 1 s se extrae de acuerdo con la información de los marcadores y aquellos con variaciones mayores que* *70 V se identifican como artefactos y se eliminan.*

***A cuatro de los ocho participantes se les indica que miren pasivamente la pantalla parpadeante mientras no*  
*centrándose en cualquier letra en particular. No reciben ninguna información extra en la pantalla. Ninguno de ellos tener alguna experiencia con un dispositivo BCI.*** *Se entrega un cuestionario al final del experimento.*  
*con preguntas sobre cómo se sintió el participante durante el mismo, sin dar más detalles.*  
*Los cuatro participantes restantes realizan una tarea de ortografía en la que el monitor de la computadora*  
*resalta la letra objetivo, que es la que el sujeto necesita enfocar. A lo largo de la duración de la*  
*prueba, la letra objetivo actual se informa en la parte inferior de la pantalla.*

3.6.2. Passive Modality

First for a passive modality, real P300 ERP templates obtained from a public dataset, are superimposed into the generated EEG stream of 4 subjects. A set of template ERPs is acquired from the Subject Number 8 of the public dataset 008-2014 [69] published on the BNCI-Horizon website [70] by IRCCS Fondazione Santa Lucia. The experimental protocol implemented to produce this dataset is the same as the one described in Section 3.6.1. On the other hand, the EEG traces where these templates are superimposed, are experimentally obtained by subjects which are observing the flashing of the stimulus matrix during a P300 Speller procedure but they do not engage in focusing on any letter in particular. Everything is there, except the P300 ERP component. Hence, along the EEG stream, the markers information is used to localize the True segments where the P300 should be found,

and those timing locations are used to superimpose the extracted ERP waveform. By implementing this pseudo-real approach, it is possible to effectively control null-signals and to adjust the shape of the evoked potential.

A sample P300 ERP obtained from the trial number 2 of Subject 8 can be seen in Figure 2. These templates are selected due to their shapes more closely resembling the prototypical P300 waveform [71,72]. They are produced by extracting segments for this subject and by point-to-point coherently average them.

*3.6.2. Modalidad Pasiva*

*Primero para una modalidad pasiva, plantillas reales de ERP P300 obtenidas de un conjunto de datos público,*

*se superponen en el flujo de EEG generado de 4 sujetos. Se adquiere un conjunto de plantillas ERP de el Número de Sujeto 8 del conjunto de datos públicos 008-2014 [69] publicado en el sitio web de BNCI-Horizon [70] por IRCCS Fundación Santa Lucía. El protocolo experimental implementado para producir este conjunto de datos es el mismo que el descrito en la Sección 3.6.1. Por otro lado, el EEG traza donde estos las plantillas se superponen, se obtienen experimentalmente por sujetos que observan el parpadeo de la matriz de estímulos durante un procedimiento P300 Speller pero no se enfocan en ningún carta en particular. Todo está ahí, excepto el componente ERP P300. Por lo tanto, a lo largo del EEG flujo, la información de los marcadores se utiliza para localizar los segmentos verdaderos donde se debe encontrar el P300, y esas ubicaciones de temporización 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 deel potencial evocado.*

*Una muestra de ERP P300 obtenida 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 al prototipo P300 forma de onda [71,72]. Se producen mediante la extracción de segmentos para este tema y por punto a punto. promediarlos coherentemente.*

3.6.3. Active Modality

Second, an active modality is also implemented, where a P300-Based BCI Speller experiment is performed on four subjects. For this scenario, the signal segments are modified to guarantee the inclusion of a P300 component. However, in this case the templates are extracted from the same subject. Hence, the EEG signal is preprocessed and labeled segments are extracted. Segments labeled True are coherently point-to-point averaged, and 70 templates are produced from the whole set of 35 trials. Once templates are procured, a random False segment for the same subject is obtained. This is used as a baseline signal and is added to the template, conforming a new segment which has a superimposed P300 template. This procedure continues until the 700 segments marked as True are completed.

Figure 3 shows a 5 s sample of the EEG trace obtained with the MNE library [73]. Channel S represents the twelve different stimulus markers (columns or rows) while channel L represent the label (True vs False). Labels are represented by square signals. False segments are marked with single amplitude square signals while True segments are identified by double-amplitude square signals. Subfigure (a) shows the signals before the ERP template is superimposed while subfigure (b) shows the same signals with the superimposed ERP template. At first-sight, differences are really hard to spot visually. Subfigures (c) and (d) show only one second of channels Cz and L from the same segment.

The superimposed ERP can be devised enclosed by the vertical bars, around 31.5 s, where in (d) the peak is slightly bigger. Figure 4 shows the obtained ensemble average ERPs as result of superimposing the template signal into the EEG stream, time-locked to the stimulus onset. These 12 point-to-point averaged segments correspond to the first trial of the EEG stream.

*3.6.3. Modalidad Activa*

*En segundo lugar, también se implementa una modalidad activa, donde un experimento de ortografía BCI basado en P300 se realiza sobre cuatro sujetos. Para este escenario, los segmentos de la señal se modifican para garantizar la inclusión de un componente P300. Sin embargo, en este caso las plantillas están extraídas del mismo tema. Por lo tanto, la señal de EEG se procesa previamente y se extraen los segmentos etiquetados. Los segmentos etiquetados como verdaderos son promediado coherentemente punto a punto, y se producen 70 plantillas a partir del conjunto completo de 35 ensayos. Una vez que se adquieren las plantillas, se obtiene un segmento falso aleatorio para el mismo tema. esto se usa como señal de línea de base y se agrega a la plantilla, conformando un nuevo segmento que tiene una superposición Plantilla P300. Este procedimiento continúa hasta que se completan los 700 segmentos marcados como True.*

*La Figura 3 muestra una muestra de 5 s de la traza de EEG obtenida con la biblioteca MNE [73]. Canal S representa los doce marcadores de estímulo diferentes (columnas o filas) mientras que el canal L representa el etiqueta (Verdadero vs Falso). Las etiquetas se representan mediante señales cuadradas. Los segmentos falsos están marcados con un solo señales cuadradas de amplitud, mientras que los segmentos verdaderos se identifican mediante señales cuadradas de doble amplitud. La subfigura (a) muestra las señales antes de que se superponga la plantilla ERP, mientras que la subfigura (b) muestra las mismas señales con la plantilla ERP superpuesta. A primera vista, las diferencias son realmente difíciles de detectar visualmente. Las subfiguras (c) y (d) muestran solo un segundo de los canales Cz y L del mismo segmento.*

*El ERP superpuesto se puede idear encerrado por las barras verticales, alrededor de 31.5 s, donde en (d) el pico es un poco más grande. La Figura 4 muestra los ERP promedio del conjunto obtenidos como resultado de la superposición la señal de la plantilla en el flujo de EEG, sincronizado en el tiempo con el inicio del estímulo. Estos 12 punto a punto los segmentos promediados corresponden a la primera prueba del flujo de EEG.*

3.6.4. Experiments

The experiments are as follows:

Experiment 1—Letter Identification Performance: the letter identification performance of each one of these methods on the artificially generated pseudo-real dataset. The pool of 70 P300 ERP waveforms, either obtained from the same subject in the passive-modality or from each subject in the active-modality are used to compose the artificial P300 wave in the pseudo-real dataset. Templates are randomly selected.

Experiment 2—Latency Noise: Instead of superimposing the P300 ERPs over the EEG trace at the exact locations where stimulus onsets are situated, an artificial latency lag is added. The lagging value is picked from a uniform distribution U(0, 0.4) [s] ranging from 0 to 0.4 of the 1 s segment size [74].

Experiment 3—Component Amplitude Noise: the amplitude of the main P3b component of the ERP template is randomly altered. This component is defined to be located from the stimulus onset between 148 ms up to 996 ms which is around 840 ms long. This waveform element, multiplied by a gain factor, is subtracted from the original template. This gain factor between 0 and 1 is drawn from a uniform distribution U(0, 1). Additionally this subtracted waveform is multiplied by a Gaussian window with a support of the same length [75]. This avoids adding any discontinuity into the artificial generated signal.

All these experiments are executed using cross validation procedure dividing the letter to spell in two sets, preserving the structure of the letter identification trials. Spelling letters are scrambled while the order and group of each intensification sequence is preserved.

Finally the performance at letter identifications for these same methods is evaluated by running an offline BCI Simulation on the Dataset IIb of the BCI Competition II (2003) [76]. The protocol of this dataset is very similar to what was used to obtain the pseudo-real dataset. The sampling frequency of this dataset is 240, the number of letters are 73 where the first 42 are used to create the template dictionary for all the methods and the remaining 31 are used to test the character recognition rate performance. Additionally, in this dataset the number of available intensification number sequences is 15. The classification method Support Vector Machine SVM with a linear kernel, is added for comparison as control using a feature f constructed by normalizing the signal on each channel [77].

This method has been proved efficient in decoding P300 in several BCI Competitions [78].

*3.6.4. Experimentos*

*Los experimentos son los siguientes:*

*Experimento 1—Rendimiento de identificación de letras: el rendimiento de identificación de letras de cada uno de estos métodos en el conjunto de datos pseudo-real generado artificialmente. La piscina de 70 P300 ERP formas de onda, obtenidas del mismo sujeto en la modalidad pasiva o de cada sujeto en la modalidad activa se utilizan para componer la onda P300 artificial en el conjunto de datos pseudo-reales. Las plantillas se seleccionan al azar.*

*Experimento 2: Ruido de latencia: en lugar de superponer los ERP P300 sobre el trazo de EEG en las ubicaciones exactas donde se sitúan los inicios de los estímulos, se agrega un retraso de latencia artificial. El valor rezagado se toma de una distribución uniforme U(0, 0.4) [s] que va de 0 a 0.4 del tamaño del segmento 1 s [74].*

*Experimento 3: Ruido de amplitud del componente: la amplitud del componente principal P3b del La plantilla ERP se modifica aleatoriamente. Este componente se define para estar ubicado desde el estímulo inicio entre 148 ms hasta 996 ms, que es alrededor de 840 ms de largo. 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 sustraída es multiplicado por una ventana gaussiana con un soporte de la misma longitud [75]. Esto evita agregar cualquier discontinuidad en la señal generada artificialmente.*

*Todos estos experimentos se ejecutan utilizando el procedimiento de validación cruzada dividiendo la letra para deletrear dos juegos, conservando la estructura de los ensayos de identificación de letras. Las letras de ortografía están codificadas mientras se conserva 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 BCI fuera de línea en el conjunto de datos IIb de la competencia BCI II (2003) [76]. El protocolo de este*

*El conjunto de datos es muy similar al que se utilizó para obtener el conjunto de datos pseudo-reales. La frecuencia de muestreo de este conjunto de datos es 240, el número de letras es 73 donde los primeros 42 se usan para crear la plantilla diccionario para todos los métodos y los 31 restantes se utilizan para probar la tasa de reconocimiento de caracteres actuación. Además, en este conjunto de datos, el número de secuencias numéricas de intensificación disponibles es 15. Se agrega el método de clasificación Support Vector Machine SVM con un kernel lineal para comparación como control utilizando una característica f construida mediante la normalización de la señal en cada canal [77].*

***Este método ha demostrado su eficacia en la decodificación de P300 en varios concursos BCI [78].***

3.6.5. Classification

The same classification algorithm based on k-nearest neighbors is used for all the methods [79]. The experimental protocol used to generated the pseudo-real dataset used in the experiments 1 to 3 is composed of 35 trials to spell 7 words of 5 letters each. Each trial is composed of 10 intensification sequences of the 6 columns and 6 rows of the Speller Matrix. Fifteen trials are used to build the dictionary of templates, extracting the averaged EEG segments for the row and column that already contain the P300 ERP, hence shielding 30 different templates per channel. Figure 5 shows the set of templates while using the first 15 trials of the dataset.

Described algorithms produce a feature f for each averaged EEG segment. The aim of the classification procedure is to identify for the remaining 20 trials which of the 6 features f that were obtained for row intensification, labeled by f1, ..., 6g, and which of the 6 features for column intensification, named f7, ..., 12g are the ones that elicited the P300 response on the averaged EEG segment. The row number of the matrix can be obtained by doing with qi being the set of k-nearest neighbors of the feature fu with u varying from 1 to 6. The parameter k represents the number of neighbors chosen from the dictionary of templates. The column can be obtained in the same way, Thus, the letter identification performance can be obtained by measuring the accuracy channel-by-channel at identifying the correct letter on the matrix, coordinated by roˆw and coˆ l.

*3.6.5. Clasificación*

*El mismo algoritmo de clasificación basado en k-vecinos más cercanos se utiliza para todos los métodos [79]. El protocolo experimental utilizado para generar el conjunto de datos pseudo-reales utilizados en los experimentos 1 a 3 es compuesto por 35 ensayos para deletrear 7 palabras de 5 letras cada una. Cada prueba se compone de 10 intensificaciones secuencias de las 6 columnas y 6 filas de la matriz de ortografía. Se utilizan quince ensayos para construir el diccionario de plantillas, extrayendo los segmentos de EEG promediados para la fila y la columna que ya contienen el ERP P300, por lo tanto, protegen 30 plantillas diferentes por canal. La Figura 5 muestra el conjunto de plantillas mientras utiliza los primeros 15 ensayos del conjunto de datos.*

*Los algoritmos descritos producen una característica f para cada segmento de EEG promediado. El objetivo de la*

*El procedimiento de clasificación es identificar para los 20 ensayos restantes cuál de las 6 características f que se obtuvieron para la intensificación de fila, etiquetados por f1, ..., 6g, y cuál de las 6 características para la columna*

*intensificación, denominada f7, ..., 12g son las que provocaron la respuesta P300 en el EEG promediado segmento. El número de fila de la matriz se puede obtener haciendo siendo qi el conjunto de k-vecinos más cercanos de la característica fu con u variando de 1 a 6. El parámetro k representa el número de vecinos elegidos del diccionario de plantillas. La columna puede ser obtenidos de la misma manera,*

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

4. Results

Results for the first experiment are shown in Figures 6 and 7. The performance while identifying each letter of the standard P300 Speller Matrix, and the channels where the best and worst performance are attained, are shown. Each one represents the percentage of letters that is actually predicted by the algorithms using a cross-validation procedure. As previously described the data is continuously divided in two sets, where the first 15 letters are used to derive the dictionary of templates while the remaining 20 letters are used to measure the letter identification performance. This is repeated one hundred times, and performances averaged. Figure 6 shows the results for the passive modality while Figure 7 shows the results for the active modality. Figures 8 and 9 shows the performance curves for five algorithms for the second experiment, where a noisy latency lag is included. Best and worst channels are also shown.

Finally, Figures 10 and 11 represents the performance values obtained for the Experiment 3, when the amplitude of the P3b component of the template is randomly attenuated. Furthermore, results obtained for the dataset BCI Competition 2003 IIb are shown in Figure 12 and in Table 2. For this experiment the number of available intensification sequences is 15.

Table 2. Speller classification performance obtained for the dataset IIb of the BCI Competition II (2003) for each one of the algorithms using 15 repetitions of intensification sequences. The first 42 trials are used for training to build the template dictionary and the remaining 31 for testing. The channel where the best performance is attained, is also shown.

*4. Resultados*

*Los resultados del primer experimento se muestran en las Figuras 6 y 7. El rendimiento al identificar cada letra de la Matriz Ortográfica P300 estándar, y los canales donde el mejor y el peor rendimiento se alcanzan, se muestran. Cada uno representa el porcentaje de letras que realmente predice los algoritmos utilizando un procedimiento de validación cruzada. Como se describió anteriormente, los datos son continuamente dividido en dos conjuntos, donde las primeras 15 letras se utilizan para derivar el diccionario de plantillas mientras que el Las 20 letras restantes se utilizan para medir el rendimiento de identificación de letras. Esto se repite uno cien veces, y se promediaron las actuaciones. 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 de cinco algoritmos para 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 desempeño obtenidos para el Experimento 3, cuando la amplitud de la componente P3b de la plantilla se atenúa aleatoriamente. Además, los resultados obtenidos para el conjunto de datos BCI Competition 2003 IIb se muestran en la Figura 12 y en la Tabla 2. Para este experimento, el número de secuencias de intensificación disponibles es 15.*

*Tabla 2. Rendimiento de clasificación ortográfica obtenido para el conjunto de datos IIb de la Competencia BCI II (2003) para cada uno de los algoritmos utilizando 15 repeticiones de secuencias de intensificación. Los primeros 42 ensayos son utilizado para el entrenamiento para construir el diccionario de plantilla y los 31 restantes para la prueba. El canal dondetambién se muestra el mejor rendimiento obtenido.*

5. Discussion

A significant reduction of performance was found when latency noise is added. The latency noise reduces the information contained in the averaged signal, mainly due to the invalidation of the SNR enhancement performed by the signal averaging procedure. This reduction alters the obtained shape of the waveform of the ERP and impacts on the performances regardless of the method. On the other hand, all the algorithms show some resistance to noise in peak amplitudes of the main component.

This is shown by the similarities of obtained results between the Experiment 1 and 3. Using a straightforward dictionary of templates for MP-1 proved more beneficial in terms of performance than the approach of using a Hilbert base ofWavelets atoms on MP-2. Either applying latency noise or amplitude noise, the method based on the signal’s templates instead of using their coefficients achieve much better character identification rates.

Regarding results produced for the public and real dataset IIb of P300 ERP from the Berlin BCI Competition II (2003), the obtained character identification rate is above theoretical chance level, and for some algorithms close to the usable threshold of 70% [80,81]. When the character identification rate reaches this level of performance, the usage of word predicting algorithms allows to implement practical speller applications. Results for this competition have shown perfect classification with tailored algorithms [82]. This level is also similar to the performance obtained for the Experiment 3, which represents coincidentally the more realistic scenario for the pseudo-real dataset. It is important to remark that the algorithms presented here analyze the waveform structure of a single-channel signal [65,83].

*5. Discusión*

***Se encontró una reducción significativa del rendimiento cuando se agrega ruido de latencia. El ruido de latencia reduce la información contenida en la señal promediada, principalmente debido a la invalidación de la SNR mejora realizada por el procedimiento de promediación de la señal. Esta reducción altera la forma obtenida. de la forma de onda del ERP y repercute en el rendimiento independientemente del método. En el otro Por otro lado, todos los algoritmos muestran cierta resistencia al ruido en las amplitudes máximas de la componente principal.***

*Esto se demuestra por las similitudes de los resultados obtenidos entre el Experimento 1 y 3. El uso de un diccionario directo de plantillas para MP-1 demostró ser más beneficioso en términos de rendimiento que el enfoque de usar una base Hilbert de átomos Wavelets 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 usar su Los coeficientes logran tasas de identificación de caracteres mucho mejores.*

*Sobre los resultados producidos para el conjunto de datos públicos y reales IIb del ERP P300 del BCI de Berlín Competencia II (2003), la tasa de identificación de personajes obtenida está por encima del nivel de probabilidad teórico, y para algunos algoritmos cerca del umbral utilizable del 70% [80,81]. Cuando la identificación del personaje rate alcanza este nivel de desempeño, el uso de algoritmos de predicción de palabras permite implementar Aplicaciones prácticas de la ortografía. Los resultados de esta competición han mostrado una clasificación perfecta con algoritmos adaptados [82]. Este nivel también es similar al rendimiento obtenido para el Experimento 3, que representa coincidentemente el escenario más realista para el conjunto de datos pseudo-real. Es importante para comentar que los algoritmos presentados aquí analizan la estructura de forma de onda de un solo canal señal [65,83].*

6. Conclusions

The purpose of this work is threefold, (1) raise awareness about the utility of using automatic waveform-based methods to study EEG signals, (2) to provide an overview of the state-of-the-art of those methods, and (3) to compare those methods and verify if it is possible to obtain acceptable classification performances based exclusively on the signal’s waveform.

The higher performance results are obtained for the methods SHCC and SIFT either on the pseudo-real dataset and on the BCI Competition. We verified that it is possible to obtain discriminating information from the underlying signal based exclusively on an automated method of processing the waveforms. This brings the possibility to use these techniques to implement intelligible [84] automatic detection procedures, i.e., systems that are able to emphasize clearly and noticeable what are the factors that caused the system action, decision or classification. This is due to the fact that they are based on metrics which can be visually verified.

Further work should be conducted in terms of a multichannel meaningful extension of these waveform-based methods [83]. Moreover, the possibilities of finding overcomplete dictionaries for matching pursuit sparse representation based on obtained signal templates, could also be considered an area of future improvement.

We believe that the adoption of a hybrid methodology which can process the signal automatically, but at the same time, maintains an inherent intelligible property that can be mapped to existing procedures, and above all, can maintain the clinician trust on the system behavior is beneficial to Clinical Practice, Neuroscience and BCI research. Additionally, this may foster collaboration in a multidisciplinary environment and may ease the acceptance and translation of BCI technology [66].

The reason being, for caregivers and medical staff, particularly those with the expertise of the clinical EEG which is based on waveforms, they may feel a natural understanding of how the system is performing. Another benefit of these methodologies is that they have a potential universal applicability. As they are only analyzing waveforms, they can be explored in other disciplines where the structure or shape of the waveform is of relevance. Analyzing signals by their waveforms is relative common in chemical analysis [85], seismic analysis in Geology [86], and quantitative financial analysis. Electrocardiogram EKG, on the other hand, has been extensively processed and studied analyzing the waveform structure [87].

*6. Conclusiones*

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

***Los resultados de mayor rendimiento se obtienen para los métodos SHCC y SIFT ya sea en el conjunto de datos pseudo-reales y en el Concurso BCI. Verificamos que es posible obtener discriminantes información de la señal subyacente basada exclusivamente en un método automatizado de procesamiento de la formas de onda Esto trae la posibilidad de utilizar estas técnicas para implementar inteligible [84] automático procedimientos de detección, es decir, sistemas que sean capaces de enfatizar de forma clara y notoria cuáles son los factores que motivó la acción, decisión o clasificación del sistema. Esto se debe a que se basan en métricas que se pueden verificar visualmente.***

*Se debe seguir trabajando en términos de una extensión multicanal significativa de estos métodos basados en formas de onda [83]. Además, las posibilidades de encontrar diccionarios demasiado completos para También se podría considerar la representación escasa de búsqueda coincidente basada en las plantillas de señal obtenidas. un área de mejora futura. Creemos que la adopción de una metodología híbrida que pueda procesar la señal automáticamente, pero al mismo tiempo, mantiene una propiedad inteligible inherente que se puede mapear a existentes procedimientos y, sobre todo, puede mantener la confianza del médico en el comportamiento del sistema es beneficioso para Práctica Clínica, Neurociencia e investigación BCI. Además, esto puede fomentar la colaboración en un entorno multidisciplinario y puede facilitar la aceptación y traducción de la tecnología BCI [66].*

***La razón es que, para los cuidadores y el personal médico, en particular aquellos con experiencia en el ámbito clínico EEG que se basa en formas de onda, pueden sentir una comprensión natural de cómo el sistema está actuando Otro beneficio de estas metodologías es que tienen una potencial aplicabilidad universal. Como solo analizan formas de onda, pueden explorarse en otras disciplinas donde la estructura o la forma de la forma de onda es relevante. El análisis de señales por sus formas de onda es relativamente común en análisis químico [85], análisis sísmico en geología [86] y análisis financiero cuantitativo. Electrocardiograma EKG, por otro lado, ha sido ampliamente procesado y estudiado analizando el estructura de forma de onda [87].***