



FACULTAD DE CIENCIAS HUMANAS Y SOCIALES

NEUROCIENCIA Y CIBERSEGURIDAD

¿PODEMOS OBTENER EL NÚMERO PIN DE UNA PERSONA A TRAVÉS DEL ESTUDIO DE ONDAS CEREBRALES SIN QUE LA PERSONA LO SEPA?

Autor: Julio Moreno Blasco
Director: Lucía Halty Barrutieta

Madrid
Mayo 2018

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN	1
EEG	5
TIPOS DE ONDAS CEREBRALES.	7
BCI	9
ESTUDIOS COMPARATIVOS Y DIFERENCIA ENTRE ELLOS.....	11
CONCLUSIONES	17
REFERENCIAS.....	22

Resumen

Este trabajo, introduce los conceptos de electroencefalograma (aparato que mide las señales eléctricas del cerebro) y como se conecta este a un ordenador, creando así lo que se conoce como interfaz cerebro-ordenador y posibilitando, no solo medir estas señales eléctricas, sino diferenciar unas de otras y por lo tanto a los sujetos que las emiten. Se demostrará como la diferenciación de sujetos mediante las señales eléctricas que existen de manera continuada en el cerebro es posible, y además, una medida biométrica (personal y única) fiable y estable (tasas diferenciación sujetos 80%-100%) y se harán recomendaciones futuras con el fin de adaptar esta tecnología a la realidad actual, extender su uso y proponer futuras investigaciones que creemos tienen un gran potencial.

Introducción

El presente trabajo tratará de adentrarse en un futuro inmediato, en el que cada vez más la tecnología está presente, modificando los conocimientos que tenemos del mundo y del cerebro y revelando nuevas posibilidades con gran potencial en cuanto a la psicología y su aplicación en diferentes ámbitos. La unión de psicología y tecnología es uno de los grandes hitos de la investigación actual que desencadenará nuevas teorías y nuevos postulados sobre la mente, ampliando nuestro conocimiento de ésta y utilizando dicho conocimiento para avanzar en muy diversos ámbitos.

Este trabajo de fin de grado tratará el tema de la ciberseguridad, que garantiza que se alcancen y mantengan las propiedades de seguridad de los activos de la organización y los usuarios contra los riesgos de seguridad correspondientes en el ciberentorno (Unión Internacional de Telecomunicaciones (UTI, 2010). Es decir, la aplicación de medidas de control por parte de una máquina a un ser humano, en un entorno provisto de internet con el fin de lograr su identificación o autenticación mediante medidas personales y únicas, es decir biométricas (estudio que mide los procesos biológicos, según RAE). Medidas bastante

usuales y que están a la orden del día como podrían ser la huella dactilar, el escáner de retina o facial. Estas medidas se implantan debido a que se consideran únicas, irremplazables y propias de cada ser humano, ya que pertenecen a nuestra biología, única en cada individuo. Esto permitirá diferenciarnos unos de otros a la hora de acceder a un tipo de información. En este trabajo se propone una medida biométrica ligeramente diferente del resto, basada en la interpretación de las señales cerebrales y que ofrece un potencial enorme, no solo a la hora de clasificar a un sujeto sino en cuanto a aplicaciones futuras y asentando la base para futuras líneas de investigación.

Nuestro cerebro se basa en impulsos electroquímicos que recorren las redes neuronales dando forma a nuestro pensamiento. La activación mediante impulsos eléctricos y químicos de determinadas redes y no otras, es lo que confiere el carácter individual y propio del pensamiento. Esto conlleva además una idea muy aceptada por la psicología, que consiste en que, al procesar estímulos de una determinada manera, reforzamos las redes encargadas de su procesamiento y no otras vías alternativas que podrían existir. Cuando ante un determinado estímulo (externo o interno) se activa el pensamiento, un impulso eléctrico y químico recorre una red neuronal (Matic, 2001) que atraviesa diferentes zonas del cerebro, procesándolo. Estas redes son el resultado de un aprendizaje previo que se ha ido desarrollando a través de las diferentes etapas evolutivas y construyéndose simultáneamente al desarrollo físico del cerebro. Al procesar un estímulo de una determinada manera y no de otra (diferencias individuales) se reforzará una red neuronal y no otra, dando así lugar a la diferencia individual de pensamiento.

Existen por lo tanto impulsos eléctricos y químicos en el cerebro que se corresponden con las sinapsis eléctricas y químicas. Los impulsos químicos quedan descartados de la ecuación ya que medir la química cerebral sería de poca utilidad cuando el fin es identificar y diferenciar a un sujeto de otro. Y esto es porque las respuestas químicas que emitimos son muy similares a las de los demás sujetos, principalmente debido a que se corresponden con nuestro cerebro más primitivo y a que tienen un papel, si bien importantísimo, mucho más simple. Al final los neurotransmisores son limitados mientras que las conexiones eléctricas que genera el cerebro son prácticamente infinitas. Además, no sería lógico que, por diferencias individuales, nuestro cerebro produjera sustancias químicas diferentes ante, por ejemplo, situaciones estresantes. Ya que esto conllevaría una desadaptación al medio.

No estamos diciendo que la química cerebral no pueda ser diferente en dos personas, y es probable que se pueda utilizar para diferenciar individuos, pero lo que en realidad queremos poner en relieve es la poca utilidad que tiene el pretender diferenciar a dos personas basándonos en ésta, ya que la capacidad discriminadora de ésta es mucho menor que la eléctrica por varias razones. La primera es el factor tiempo, ser capaces de medir en tiempo real, es decir, sin desfase temporal, es sumamente importante a la hora de asociar correlatos neurológicos a estímulos, y las sinapsis químicas tienen un desfase temporal de unos milisegundos (hasta 5 mseg.). Esto es debido al espacio sináptico, lo que complica asociarlas a un estímulo determinado. Sin embargo, las sinapsis eléctricas son prácticamente instantáneas (Tirapu, García, Ríos, Ardila, 2012). Otra de las razones es que las sinapsis químicas son seriales, mientras que las eléctricas pueden operar tanto entre dos neuronas como en un conjunto grande de ellas simultáneamente (por la rapidez en la transmisión) siendo la zona de activación más amplia y permitiendo recoger más información.

No obstante, cabe añadir que las sinapsis operan de forma interconectada, es decir se presentan ambas simultáneamente, y como una de las propiedades de las sinapsis químicas es que modifican las neuronas receptoras durante un breve periodo de tiempo (máximo unos minutos) esta modificación tendrá su expresión en la sinapsis eléctrica por lo que al medir la sinapsis eléctrica podríamos decir que indirectamente también medimos la modificación que ejerce la sinapsis química entre neuronas.

Para utilizar la actividad eléctrica como medida de seguridad se parte de ciertos supuestos, el primero y más relevante para la psicología es que la actividad cerebral es característica de cada sujeto, es decir, cada persona emite una señal eléctrica diferente, ya que esta variará en diversos parámetros dependiendo de las redes neuronales que la soportan, se parte de la base de que el pensamiento es único e individual, y por lo tanto su correlato físico ha de serlo también (es importante recordar que el pensamiento se sustenta en una base física que es la organización funcional de las neuronas) por lo que si dos sujetos procesan estímulos de forma diferente supondrá también la diferencia en su organización cerebral a nivel físico (Wachinger, Golland, Kremen, Fischl, Reuter, 2015).

Existen evidentemente excepciones a esta afirmación, hay determinados estímulos sencillos cuyo procesamiento es muy similar en diversos individuos, (por ejemplo, reconocimiento de colores) pero aun así estos despiertan experiencias subjetivas que ya son propias de cada uno. No obstante, hay que tener esto en cuenta a la hora de seleccionar los

estímulos que intervendrán en el proceso de identificación, no es lo mismo pretender captar el correlato eléctrico que generan las neuronas del córtex visual al captar el color rojo y pretender discriminar los sujetos a través de este, que hacerlo presentando la cara de una celebridad.

Aquí entramos en el segundo supuesto, los estímulos complejos son más ricos en información que los simples, esta idea se sustenta en la cantidad de redes neuronales necesarias para procesar unos u otros estímulos. A mayor complejidad estimular (por la propia característica del estímulo o por asociaciones internas) mayor información facilitará este.

Es sabido que diversos estímulos se procesan de forma diferente y en distintas áreas cerebrales. Para poder garantizar una buena medida de la señal eléctrica es necesario tener conocimientos de neuropsicología y saber qué áreas cerebrales procesan más en profundidad diferentes estímulos para dirigir nuestra atención en ellas y concentrar nuestros esfuerzos, ya que si pretendemos medir la actividad eléctrica de todo el cerebro sin plantear adecuadamente los estímulos nos encontraremos ante un rompecabezas de difícil solución.

Por último, las características de las sinapsis eléctricas juegan un papel importante a la hora de plantearse utilizarlas como medida de seguridad, ya que estas sinapsis dependen de las conexiones entre distintas neuronas y las neuronas se organizan funcionalmente como una representación física del pensamiento individual de cada sujeto. Es asumible, como mencionamos anteriormente, que este patrón eléctrico dependa de la forma exclusiva de pensar de cada individuo, siendo así irremplazable y de difícil vulneración ya que replicar la complejidad del pensamiento de una persona para poder así engañar al sistema y que éste cometa un error en el reconocimiento parece más bien imposible. No obstante, existen fallos y no es una medida que pueda garantizar el 100% de eficacia en todos los experimentos. Estas dificultades se comentarán más adelante.

Electroencefalograma

Se propondrá como medida biométrica la utilización de un aparato de electroencefalografía, o EEG que mide las señales eléctricas (electroencefalograma) que se generan en nuestro cerebro constantemente.

El aparato de EEG consiste en un casco que tiene una serie de electrodos (hasta un máximo de 256) que se colocan en el cuero cabelludo en unas posiciones ya determinadas y que se corresponden con el denominado sistema internacional 10-20. Figura 1.

Este sistema es el comúnmente utilizado a la hora de referirse a la posición que ocuparan los electrodos en el cuero cabelludo y que correlacionan con las diversas áreas cerebrales. Este sistema tiene tres tipos de electrodos, los de referencia (proporcionan una línea base neutra comparativa) que se colocan en la posición a1, a2 y en el nasion, el electrodo a tierra, (comúnmente FCz) y el resto, que son los que captan las señales eléctricas producidas por nuestro cerebro (González, 2017).

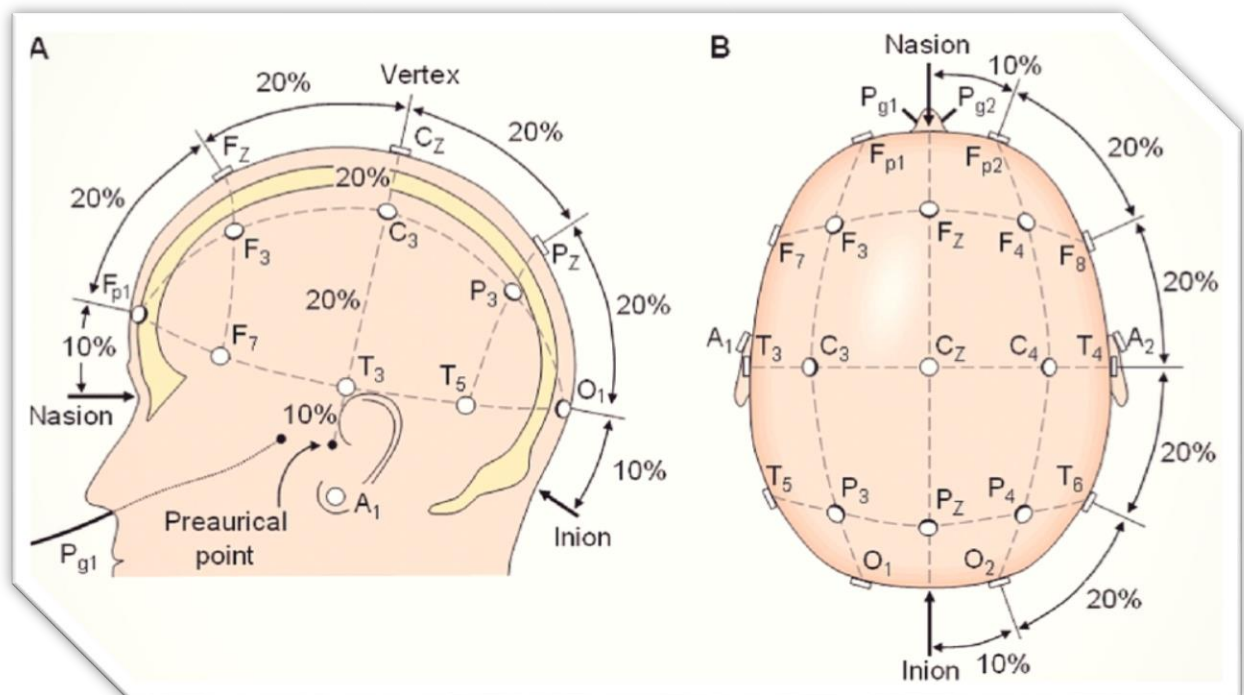


Figura 1: modelo Jasper (1958).

No obstante, la neutralidad eléctrica de las posiciones no es total, como lo prueba el hecho de que la actividad EEG registrada en una zona del cuero cabelludo es diferente si la referencia es, por ejemplo, la nariz, que si lo son, por ejemplo, los mastoides. Por ello, debemos mantener de forma constante la misma referencia para todos los sujetos y/o sesiones dentro de una misma investigación (Carretié e Iglesias, 1993).

Distinguiremos dos tipos de EEG, los exógenos y endógenos. Los EEG exógenos son denominados de esta manera ya que precisan de un estímulo externo para elicitarse la respuesta cerebral que se pretende medir, mientras que en los EEG endógenos la respuesta cerebral a medir pretende ser evocada (o no, si se trata de medir el EEG en reposo) por el sujeto, es decir, es el sujeto el que, mediante su actividad cerebral voluntaria genera un determinado potencial, que será registrado por el EEG.

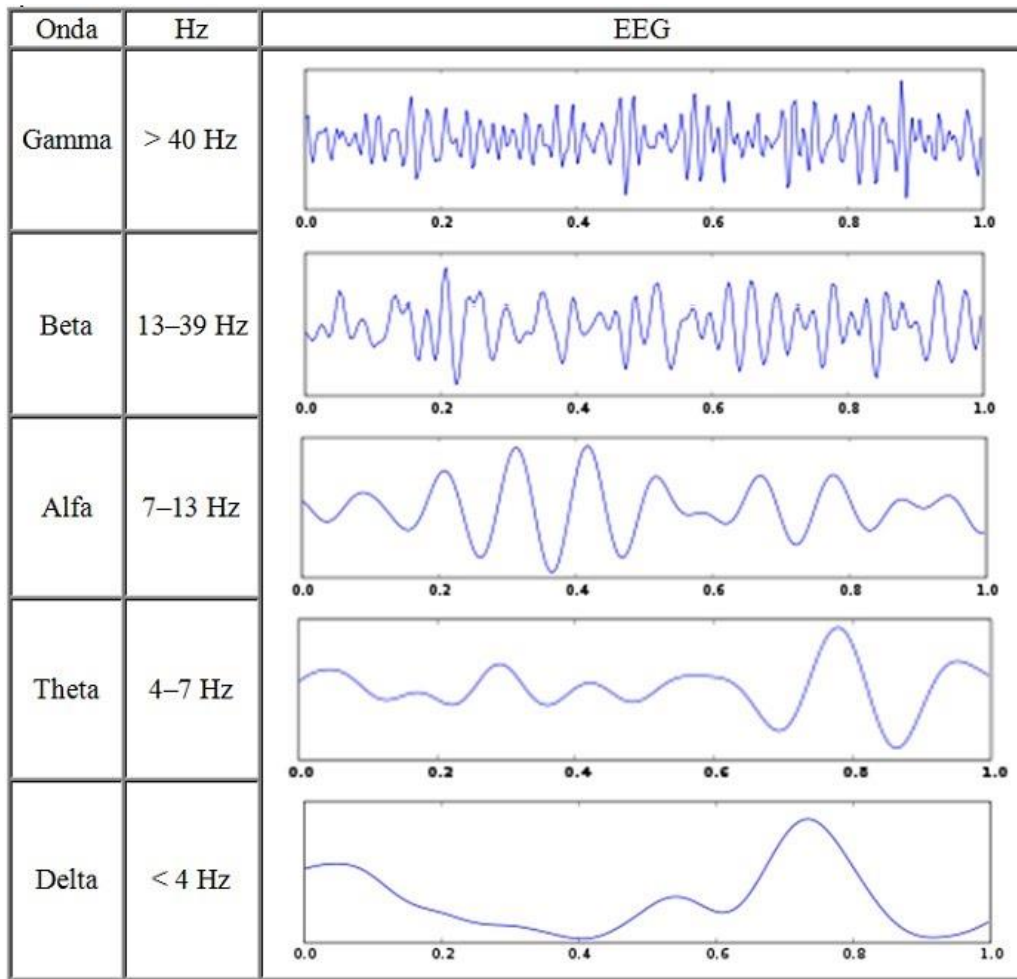
Estos electrodos además pueden implantarse en el cuero cabelludo de dos formas, la convencional (utilizando un gel que mejora la conductancia) y de forma “seca”, es decir, sin gel. La mayoría de estudios, (Searle y Kirkup, 2000) y (Guger, Krausz, Allison y Edlinger, 2012). Muestran una diferencia bastante significativa en los resultados dependiendo del método empleado, y estos resultados se inclinan a favor de la utilización del gel de conductancia. Si bien es cierto que el gel facilita la conductancia, también supone una molestia su aplicación.

Cabe decir que no es necesario la implantación de todos los electrodos para que el sistema funcione, un solo electrodo, (al margen del electrodo de tierra y del de referencia que se emplean en todos los montajes) ya recoge información eléctrica, el número de electrodos empleados dependerá del experimento. Más adelante plantearemos distintas combinaciones de electrodos y su efectividad.

El electroencefalograma precisa de una configuración previa, esta configuración se realiza para acotar el registro de señales eléctricas (en Hz.), lo que nos permitirá captar un tipo de onda cerebral y no otra.

Sabemos que los diferentes patrones de ondas cerebrales se relacionan con “diferentes estados de consciencia”, tales como concentración intensa, estado de alerta (despierto), sueño profundo, somnolencia, relajación, estados alterados de consciencia, etc. (Figura 2)

Tipos de Ondas Cerebrales. Figura 2



- Ondas Gamma: Este tipo de ondas pueden reconocerse en un rango de 25 Hz a 100 Hz durante la percepción consciente de los seres humanos (Lopes da Silva y Niedermeyer, 2004).
- Ondas Beta: Se producen cuando el cerebro está despierto e implicado en actividades mentales. Son ondas amplias y unas de las de mayor velocidad de transmisión de las cinco. Denotan una actividad mental intensa (Lopes da Silva y Niedermeyer, 2004).
- Ondas Alfa: Alfa representa un estado de escasa actividad cerebral y relajación. Estas ondas son más lentas y de mayor amplitud que las Beta (Lopes da Silva y Niedermeyer, 2004).
- Ondas Theta: Son ondas de mayor amplitud y menor frecuencia. Se alcanzan bajo un estado de calma profunda (Tortora y Reynolds, 2002).

- Ondas Delta: Son las ondas de mayor amplitud y menor frecuencia. Nunca llegan a cero, pues eso significaría la muerte cerebral. Se generan ante un estado de ‘sueño profundo’ (López, 2009).

Los electrodos deben estar correctamente situados en los puntos correspondientes del sistema 10-20 dependiendo de la tarea a realizar, es decir según el área cerebral implicada en el procesamiento del estímulo presentado o evocado. Además, debemos configurar el EEG en la longitud de onda necesaria para poder captarla, es decir, si se propone una tarea de identificación de un estímulo extraño debe configurarse el electroencefalograma para detectar ondas beta. De no ser así, las interferencias no permitirían percibir la reacción ante dicho estímulo, se solaparían las muchas ondas que genera nuestro cerebro en reposo, perdiendo de vista los parámetros de la onda que queremos registrar y no encontraríamos resultados concluyentes. Si se presenta un estímulo visual, por ejemplo, gradillas de onda senoidal, cuyas características está demostrado que excitan el córtex visual primario (Carandini, Heeger y Movshon, 1997). Los electrodos deberían colocarse en torno a las posiciones O1, O2 (Figura 1). No sería útil colocarlos en F3, F4. Y en cuanto a los parámetros de la onda, no tendría tampoco sentido restringirlos, por ejemplo, a 10 Hz. Ya que a este nivel solo se captarán ondas Theta y Delta, las cuales no están relacionadas con la percepción consciente, sino con otros estados mentales (sueño, relajación).

Como ya mencionamos anteriormente existen estímulos que discriminan más que otros. Puesto que nuestra mente trabaja de un modo similar en muchas ocasiones, es decir, procesamos ciertos estímulos en áreas concretas del cerebro, sin atender a individualidades. El estímulo visual se procesa en el córtex visual, un estímulo auditivo en la corteza temporal (giro temporal medio) y así ocurrirá con ciertos estímulos, la mayoría de naturaleza simple (única condición estimular). Los estímulos complejos requieren de la interacción de muchas de las redes neuronales de las que disponemos, así pues el tomar una decisión orientada hacia el futuro inmediato en base a condiciones estimulares confusas y cambiantes precisará del uso de prácticamente todas las estructuras cerebrales, por lo que el decidir la categoría estimular es un paso importante a la hora de diferenciar individuos, será poco representativa la diferencia de dos individuos si medimos su activación en el córtex visual al observar el color rojo y muy representativa si medimos el posible curso de acción ante un problema complejo.

Sin embargo, esta tasa mayor de diferenciación que facilita un estímulo complejo tiene un gran inconveniente; su dificultad en la medición. Mientras que el estímulo simple es más fácilmente medible.

Interfaz Cerebro Ordenador

Esta medida de ciberseguridad aparte de precisar de un aparato de electroencefalografía exige un ordenador. Los sistemas que conectan un cerebro con un ordenador se denominan BCI (brain computer interface). La tecnología de interfaz cerebro computador (BCI) es un sistema de interacción hombre-máquina capaz de traducir nuestras intenciones en interacción real con un mundo físico o virtual (Escudero, Solis-Escalante, Melgar, Valdes-Cristerna, Yañez-Suarez, 2007). Esto implica que los datos que recoge el EEG han de ser interpretados por un ordenador mediante la utilización de un algoritmo para así poder clasificar los resultados que se obtienen, agruparlos y asociarlos a un individuo concreto. Esto ha representado una barrera no poco importante a la hora de realizar este trabajo. Es muy complicado plantear y desarrollar hipótesis sin conocer cómo funcionan los algoritmos que manipulan la información y la clasifican diferenciando un sujeto de otro.

Los sistemas BCI pueden hacer uso de características diferentes que facilita el EEG. Existen las características temporales de la señal EEG y las frecuenciales. Temporales (como los basados en potenciales evocados y potenciales lentos). Y características frecuenciales de la señal EEG (como los basados en ritmos EEG).

Los sistemas BCI basados en el análisis de la actividad EEG en el dominio de la frecuencia, es decir, basados en ritmos EEG, tratan de observar los cambios de amplitud de la señal EEG que se producen en unas determinadas bandas de interés, en función de la actividad mental del sujeto. El éxito de la clasificación viene determinado por la apropiada elección de los parámetros que caracterizan la señal, por la efectividad de los propios algoritmos de clasificación, y por supuesto, por la capacidad del sujeto para controlar dichas características. Si un sujeto no tiene control sobre los patrones EEG que genera, los algoritmos de clasificación no podrán asociar parámetros a estados mentales deseados, y el BCI no funcionará (Ponce Jurado, 2014).

Los sistemas BCI basados en características temporales, simplemente se centran en identificar, en el espectro EEG, el momento exacto en el que un estímulo elicitaba una reacción eléctrica.

Aquellos sistemas que usan como señal de entrada los potenciales evocados, es decir, emplean características temporales de la señal EEG, se basan en los cambios de potencial de la señal EEG como consecuencia de la aparición de un determinado estímulo (Donchin et al., 2000). El hecho de que estos sistemas necesiten de un estímulo externo para que sean operativos (BCI exógenos), condiciona el entorno experimental. A diferencia de los sistemas que hacen uso de los potenciales lentos o de los ritmos de la señal EEG (Wolpaw et al., 1991.) Los cuales pueden ser controlados por iniciativa del propio sujeto, sin necesidad de un estímulo externo (BCI endógenos). Es importante diferenciar el hecho de que sean controlables por el propio sujeto de las características de medición. Los potenciales lentos corresponden a dominios temporales, mientras que los ritmos EEG a dominios de frecuencia. Los BCI exógenos tienen la ventaja de que no requieren prácticamente entrenamiento por parte del sujeto, sin embargo, tienen el inconveniente de que necesitan un determinado entorno que involucre al sujeto. Los BCI endógenos sí necesitan que los sujetos lleven a cabo un entrenamiento, pero son sistemas que se adaptan mejor a un modelo de control, puesto que es el propio sujeto entrenado el que ejerce el control sobre el entorno con el que interactúa. De estos BCI, los basados en componentes frecuenciales suelen ser los más expandidos debido a la rápida respuesta de estas señales. La base de estos sistemas está en la capacidad que tienen los sujetos para controlar ciertas características de la actividad EEG, la cual incluye una variedad de diferentes ritmos identificados por su frecuencia, localización y otros aspectos relacionados con la función cerebral (Pfurtscheller, Neuper, Flotzinger, Prezenger 1997).

Estudios comparativos

Existen numerosos estudios que pretenden clasificar y diferenciar individuos mediante la medición de su actividad cerebral. La variedad de estímulos, así como su correlato neurológico, combinado con los diferentes algoritmos empleados y las muy diversas formas de utilizar un BCI dan lugar a infinitas combinaciones para desarrollar esta técnica biométrica. Destacamos el estudio elaborado por los investigadores de CEREBRE Ruiz-Blondet, M. V., Jin, Z., & Laszlo, S. (2016). Cuyos resultados muestran una tasa de identificación (capacidad de identificar de forma exclusiva a un usuario de un sistema o una aplicación que se está ejecutando en el sistema, (RAE)) del 100%. Estos investigadores utilizaron una muestra de 56 individuos a los que se les suministró una batería estimular de 5 grandes grupos de estímulos (gradillas de onda senoidal, palabras de baja frecuencia, comida, caras famosas, combinación anteriores estímulos coloreados) que inciden sobre diferentes zonas del cerebro, presentando 100 variantes de estos para así obtener un total de 500 estímulos visuales cuya presentación se realizó en series de 100. Emplearon 30 electrodos y ajustaron el EEG para todo el espectro de ondas cerebrales (esto es:1-50 Hz). Controlando en todo momento el tiempo inter-estímulo e identificando el momento justo en el que el correlato neuronal coincide con el procesamiento del estímulo, desechando así las posibles interferencias. La totalidad de la prueba tuvo una duración de 1 hora y media contemplando tiempos de descanso y de relajación. Los resultados obtenidos son impresionantes, recalando que el ordenador identificó correctamente a los participantes todas las veces. Sin tasa de error.

Solo tenemos conocimiento de otro experimento de resultados similares, es el realizado por los investigadores La Rocca, et al., (2014). Que obtuvieron una tasa de reconocimiento del 100% al combinar mediciones realizadas a 108 sujetos, en reposo (sin estímulos externos) en dos pruebas distintas; reposo-ojos abiertos y reposo-ojos cerrados. Se colocaron 60 electrodos de los cuales 56 fueron empleados para registrar la actividad EEG (los otros cuatro son considerados de referencia) durante un minuto por cada condición estimular y aplicando un filtro de 50hz, ambas pruebas fueron sub-divididas en intervalos de 10 segundos durante los cuales se registró la actividad EEG considerándola como un suceso aislado, posteriormente se cruzaron los resultados de los intervalos y entre ambas pruebas (ojos abiertos-ojos cerrados) para así finalmente poder obtener el 100% de tasa de clasificación. Cabe remarcar que los resultados obtenidos por cada prueba presentan también

una tasa de discriminación muy elevada, siendo 96% para ojos cerrados y 97% para ojos abiertos.

Estos porcentajes de diferenciación entre sujetos son más comunes en experimentos similares. Así Ravi y Palaniappan (2005) utilizaron 61 electrodos, restringidos a la captación de ondas gamma (30-50 Hz) en 20 sujetos durante una tarea de potenciales visuales evocados (VEP), en la cual se les presentaban series de 3 estímulos cuyo contorno y características primarias estaba dibujado en blanco y negro y posteriormente se les pedía que los recrearan en su imaginación. En este momento se registra la señal eléctrica producida por el cerebro y se computa para así poder obtener una tasa de clasificación del 95%. Más adelante en 2007 Palaniappan, con Mandic, obtuvieron una tasa de clasificación algo mejor; 98% con una muestra de 40 individuos, manteniendo el mismo número de electrodos (61) y aplicando el mismo método (VEP).

Shiliang Sun (2008) redujo el número de electrodos necesarios para conseguir una correcta tasa de clasificación (94%) a 15 electrodos acotados de 8 a 30Hz (Fc3 a Fc4, C3 a C4, Cp3 a Cp4). Los sujetos fueron sometidos a tareas de imaginación que consistían en imaginar el movimiento de las manos izquierda y derecha.

Vemos como un gran número de estudios se centran en obtener tasas de clasificación muy elevada, sometiendo a los participantes de los experimentos a diversas condiciones estimulares, siendo las más comunes el uso de los VEP, y largos registros de actividad neuronal disponiendo de numerosos electrodos (salvando el experimento de La Rocca et al (2014)), configurados según diversas longitudes de onda y que captan multitud de datos que más adelante serán computados por un algoritmo muy potente para poder clasificar a los participantes de dichos experimentos. Esta metodología si bien aporta altas tasas de clasificación, recibe numerosas críticas debido al número de electrodos utilizado, que es considerado excesivo y cuya consecuencia directa es el desgaste de los participantes del experimento al ser sometidos, entre otros factores, a la colocación del aparato de EEG, cuyos electrodos han de ser colocados con detalle y comprobados individualmente por lo que se podría afirmar que la condición experimental resulta poco agradable para el sujeto. Resultados similares en cuanto a clasificación se han obtenido en otros estudios que utilizan menos de 10 electrodos, con la consiguiente mejora en el entorno experimental.

Por ejemplo, Muhammad, Khazaimatol, Justin y Nurul (2010) lograron una tasa de clasificación del 81% con 4 canales (C3, P3, C4, P4) para 10 sujetos, (edades comprendidas entre 22-28 años) mediante la captación de la señal EEG en reposo, con ojos abiertos y cerrados. Estos mismos autores en dicho experimento variaron la condición experimental y utilizaron únicamente dos canales (C3, C4) y lograron así una tasa de clasificación de 71%, si bien es algo menor se observa como doblar el número de canales representa un aumento de apenas el 10% en la tasa de clasificación.

Otro ejemplo, Paranjape et al., (2001) consiguieron clasificar, con una tasa del 82%, a 40 individuos utilizando 8 electrodos por sujeto. Estos electrodos se colocaron en las posiciones (F7, F8, T3, T4, T5, T6, P3, P4), los datos fueron recabados con los sujetos en reposo con ojos abiertos y ojos cerrados. El estudio a pesar de no explicitar el tiempo (se estima que el experimento duró 1 hora, basándonos en las tablas de resultados aportados) de captación de la señal defiende que con un tiempo prolongado la tasa de clasificación aumenta, llegando al 100% incluso basándose en un único electrodo para recopilar la señal (p4). Poniendo así de manifiesto que se podría clasificar individuos hasta con un solo electrodo, pudiendo prescindir de las complicaciones que conlleva el uso de muchos electrodos.

Otros autores proponen esta medida como forma de autenticación, la diferencia entre identificación (explicada anteriormente) y autenticación es que la autenticación es la capacidad de demostrar que un usuario o una aplicación es realmente quién dicha persona o aplicación asegura ser (Marcel, Millán, 2007). El BCI puede ser configurado para que realice ambas tareas o tan solo una de ellas. Normalmente la identificación suele ser suficiente para permitir o denegar el acceso, pero para comprobar que sigue siendo la persona que accedió la que sigue utilizando el BCI haría falta la autenticación.

El experimento de Jiang-Feng (2009) utiliza ambas formas de clasificar, la identificación y la autenticación. En este experimento se pidió a tres sujetos que realizaran movimientos imaginarios con las manos, pies o lengua en función de la premisa de un investigador, se recopiló la información de 6 electrodos (C3, C4, P3, P4, O1, O2) y se aplicó un filtro final de 2-40 Hz para obtener tasas de identificación 75-78% y tasas de autenticación

de 75-80%. Ambos métodos utilizan los mismos datos recopilados durante la prueba, la diferencia entre estos viene dada por los algoritmos empleados para una u otra tarea.

Riera et al., (2008) utilizaron dos únicos electrodos, utilizando el aparato de EEG; ENOBIO system (aparato portátil de fácil manejo muy adecuado por no ser excesivamente invasivo con el sujeto). Estos autores tomaron como electrodos de medición los situados en el cuero cabelludo correspondiente a la zona del córtex prefrontal, esto corresponde a las posiciones Fp1, Fp2 (sistema 10-20). Fue aplicado un filtro a 50 Hz. Durante el experimento se pidió a los sujetos que se relajasen y procuraran no moverse ni pensar en nada en particular. La condición estimular fue un cuarto oscuro. Se consiguió una tasa de autenticación de 96.6% en una muestra de 51 sujetos más 36 intrusos. Las tasas de error que obtuvieron fueron de 3.4%. La tasa de error puede referirse a errores de tipo 1 (en los cuales una persona autorizada no es autenticada, y errores de tipo 2 (en los cuales un intruso es autenticado como miembro del sistema). En este experimento la tasa de error fue la misma para ambos tipos de error. Cabe añadir que los errores más perjudiciales son los de tipo 2.

Hema et al., 2008, capturaron 2 canales de 6 sujetos mientras se realizaba un set de 5 tareas mentales, para lograr una tasa de autenticación máxima del 97%. Poulos et al., (1999) registraron las señales EEG de 75 sujetos con dos únicos canales (O2, Cz) durante 3 minutos, en reposo, con los ojos cerrados. Se estableció un filtro de 30 Hz y se consiguieron unas tasas de clasificación hasta del 84%. Estos resultados son sorprendentes si tenemos en cuenta la fecha del experimento y que los datos fueron recopilados y computados con Matlab.

Un estudio de especial relevancia para este trabajo fue el de Armero, Afanador, Martinez y Domínguez, (2014) en el que se utilizaron 70 sujetos, de los cuales 50 eran considerados como miembros del sistema y 20 como intrusos. Se registró la actividad del EEG durante 2-5 minutos. La condición experimental fue una habitación con las luces apagadas, con los sujetos sentados, en reposo, con los ojos cerrados. Los electrodos empleados se encontraban en las posiciones Fp1, Fp2 más un electrodo de referencia en Fpz. El filtro se aplicó a 50 Hz. Se consiguió una tasa de identificación de 93,8% para un intento de acceso de 6 segundos. En cuanto a la autenticación, se consiguió reducir los errores de esta hasta 0,5 % con un tiempo de 12 segundos, no obstante, se pueden manejar los parámetros para intentar reducir los errores de tipo 2 a 0, con el consiguiente aumento de los errores de tipo 1, esto ocurre al aumentar los parámetros de exigencia para detectar intrusos, lo que repercute en un aumento de la exigencia para ser autenticado como sujeto genuino. Este

sistema permite una flexibilidad en cuanto a las necesidades del momento, pudiendo ajustarse los parámetros en función de la situación.

Tabla representativa estudios comparativos. Armero, G. S., Afanador, A. S., Martinez, A. R., y Domínguez, L. V. (2014). Combinación de múltiples detectores para identificación/autenticación biométrica basada en electroencefalogramas. En Mundo Eléctrico (Vol. 95, pp. 84-91). (figura 3)

Estudio	# sujetos	Experimento	Tasa de clasificación	HTER
Poulos et al. 1999	4+75 intrusos	2 canales, en reposo	72-84 %	21%
Poulos et al. 1999	4+75 intrusos	2 canales, en reposo	95 %	9.2 %
Parajanpe et al. 2001	40	1 canal, en reposo	79-85 %	n/a
Ravi and Palaniappan 2005	20	61 canales, VEP	92 -95.3%	n/a
Mohammadi et al. 2006	10	1-3 canales, en reposo	80 – 100 %	n/a
Palaniappan and Mandic 2007	40	61 canales, VEP	92.9 – 98.1%	n/a
Marcel and Millan 2007	9	32 canales, tareasmentales	n/a	6.6 – 7.1%
Riera et al. 2008	51+36 intrusos	2 canales, en reposo	87.5 – 98.1%	3.5 – 5.5%
Hema et al. 2008	6	2 canales, tareasmentales	91.6 – 97.5 %	n/a
Trabajo actual	50+20 intrusos	2 canales, en reposo	93.8 %	2.4 %

A pesar de las diferencias entre experimentos que se da, normalmente, en el número de electrodos y en la condición estimular, los resultados de todos ellos son muy concluyentes, superando todos ellos el 80% de clasificación, lo que resalta la utilidad del EEG como medida biométrica.

Conclusiones

Este método implica una serie de ventajas sobre otras medidas biométricas ya mencionadas anteriormente.

La primera es que estas señales son la manifestación de la actividad cerebral, por lo que siempre existirán en un cerebro vivo, es imposible no generar señales eléctricas ya que aun en estado de coma siempre existe una cierta actividad cerebral que las genera, por lo que la ausencia de estas señales se relaciona con la muerte cerebral. Esto implica una medida de ciberseguridad que puede ser utilizada por cualquier individuo, independientemente de su estado físico, no sucede lo mismo con la huella dactilar o el escáner de retina, por ejemplo.

La segunda ventaja fue nombrada con anterioridad, y es que es imposible replicar la organización funcional neuronal de un individuo, sencillamente no se puede imitar la forma de pensar que alguien tiene y por lo tanto su patrón electroquímico.

La tercera es una aplicación muy interesante de esta tecnología que es la autenticación en tiempo real, es decir, mientras se lleve el casco de EEG este puede autenticar al usuario cada breve lapso para asegurarse que nadie más accede la información, es una medida de seguridad continua.

No obstante, existen numerosas dificultades a la hora de aplicar un EEG a un individuo, es costoso, ya que la tecnología de los EEG portátiles todavía está en desarrollo, y no es un método especialmente confortable, sin embargo, los problemas principales que pueden ocurrir son consecuencia directa del fallo de computación de algoritmos y en la captación de señales (ruido externo) lo que podría alterar los datos recibidos por el ordenador y poner en riesgo la investigación.

El principal problema EEG es que, como dicen Mercado, Herrera, Pansza, y Gutierrez, (2016), es susceptible a diversas fuentes de ruido e interferencia, ya que su banda de frecuencias coincide con otras señales eléctricas endógenas (como la señal electrocardiográfica y la electromiográfica) y exógenas.

Las interferencias electromiográficas o EMG (características por su alta frecuencia), son producidas por la contracción de los diferentes músculos faciales. Así, los movimientos

de los maxilares suelen hacer que los electrodos de los lóbulos temporales capten artefactos, los movimientos de los músculos frontales (que mueven las cejas) introducen interferencias en los electrodos de los lóbulos frontales, etc. Estos artefactos pueden atenuarse facilitando la relajación del sujeto y evitando la aplicación de tareas en las que deba verbalizar. Pero los artefactos más importantes para el registro EEG son los de naturaleza ocular: parpadeos y movimientos oculares. Su amplitud es normalmente superior a la de la propia señal EEG y pueden afectar en mayor o menor medida, a los electrodos colocados en cualquier posición del SI 10-20 (Velasco, 2013).

En la actualidad encontramos una tendencia ascendente en los experimentos que presentan un sistema BCI basado en EEG como posible medida para identificar o autenticar sujetos, la razón es que parece una medida que presenta mayores ventajas sobre las dificultades que entraña, sin embargo, queda camino para poder implantarla eficazmente.

El concepto clave de este trabajo es comprobar la viabilidad de un BCI que identifique y autentique a sujetos en un entorno laboral, como medida de ciberseguridad real, se pretende plantear un modo de implantar este tipo de tecnología más usualmente ligada a experimentos de laboratorio a un ambiente empresarial, para ello lo que prima es la funcionalidad del BCI, es decir la capacidad para clasificar individuos en un contexto de máxima eficacia y eficiencia. Para ello se realizó una intensa búsqueda bibliográfica de todos los experimentos que plantean la identificación de sujetos en base a su electroencefalograma, comparando las características de estos y pretendiendo maximizar el nivel de autenticación por cada electrodo, con el fin de reducir el número necesario de estos y por lo tanto el coste temporal que supone el aplicarlos. Se estudiaron diversos métodos para agilizar la colocación de EEG y se contemplaron las distintas posibilidades que ofrecen actualmente los experimentos posteriores.

No es tarea sencilla plantear un sistema que pueda reconocer a una persona y sea funcional y práctico a la vez. Como ya hemos visto existen numerosas variables estimulares a las que se puede someter a un sujeto, numerosas combinaciones de electrodos para la medición de estos y diversas formas de configurarlos en función de la onda que se espere obtener, por todo ello las variables y las posibilidades son muchas, sin embargo hemos observado como los estudios ponen de manifiesto que no es necesario utilizar condiciones estimulares complejas ni un gran número de electrodos para obtener resultados fiables que permitan diferenciar sujetos. Sin embargo observamos como muchos estudios apenas limitan

las longitudes de onda que el electroencefalograma debe captar y mucho menos las ajustan a los diferentes electrodos que se activan en el momento, que dependen de la zona del córtex activada y cuyas longitudes de onda varían en función de la tarea a realizar, esto puede deberse a una incorrecta clasificación de las tareas en cuanto a las longitudes de onda que estas generan y a que, aun captando todo el espectro de onda, con los algoritmos adecuados se obtiene una correcta tasa de clasificación, sin embargo se recomienda para futuros trabajos experimentales el intentar acotar la recogida de estas ondas adecuando las longitudes esperadas a las tareas que va a realizar el sujeto, esto disminuiría los datos obtenidos haciendo más sencilla la tarea de computar mediante algoritmos estos datos.

Si el fin último es poder hacer práctica esta nueva cibercontraseña neuronal optaremos por cualquiera de los métodos que empleen dos electrodos, ya que sus tasas de clasificación son elevadas y sus errores asumibles.

La justificación de colocar únicamente dos electrodos se basa en la sencillez de este método y su practicidad. Como manifiestan los diferentes experimentos anteriormente expuestos. Ya que el principal vector de este trabajo es el acercamiento a un sistema biométrico basado en EEG que resulte funcional consideramos que estos métodos, son los más viables de cara a la futura investigación. La naturaleza neurológica del córtex prefrontal facilita la resolución experimental ya que ocupa 1/3 de todo el córtex cerebral y está considerado como la región cerebral más compleja y más activa (recibe señales procedentes de todas las regiones en las que se forman las experiencias conscientes (Tirapu, García, Ríos, y Ardila, 2012)) (de ahí que multitud de experimentos utilicen el formato de captación “en reposo” ya que es una zona del cerebro especialmente activa aun en estado de relajación) además de interactuar con la mayoría de regiones cerebrales e involucrar procesos complejos, lo que resulta beneficioso, ya que si el cerebro procesa los datos y genera patrones EEG de forma individualizada donde realmente se pone de manifiesto esta “huella personal neurológica” sería en el córtex prefrontal, que es donde convergen muchas de las señales electro-químicas del cerebro para dar forma a pensamientos complejos. Si por ejemplo nos centrásemos en colocar electrodos en el área occipital, concretamente en el córtex visual (localización 10-20), con la finalidad de discriminarlos vía EEG, y presentáramos a un grupo de individuos una batería de estímulos puramente visuales probablemente no seríamos capaces de diferenciarlos si únicamente utilizamos la señal EEG proveniente de dichos electrodos.

Un dato realmente interesante es que el córtex prefrontal es la última estructura cerebral en madurar completamente (22-24) años, lo que coincide con una evidente cristalización de nuestra personalidad (Bunge, Zelazo 2006). Esto debe ser tenido en cuenta siempre que se realicen controles de seguridad de este tipo a colectivos menores de esta edad, ya que su corteza prefrontal será susceptible de cambiar y por lo tanto los datos recopilados tendrían que cambiar para ajustarse al nuevo patrón neuronal, esto se puede observar en experimentos (Muhammad, Khazaimatol, Justin y Nurul 2010) cuya muestra está compuesta por sujetos cuyas edades están comprendidas en este intervalo, lo que se traduce en una menor tasa de clasificación sobre todo si el experimento tiene cierto carácter longitudinal.

El potencial de estas investigaciones revela que no estamos lejos de un futuro en el que la conectividad cerebro-maquina sea un quimera, (incluso la conectividad cerebro-maquina-cerebro ha sido ya conseguida (Grau, Ginhoux, Riera, Nguyen y Chauvat, 2014)) las funciones de una conectividad total serian enormemente beneficiosas, no solo en campos específicos como informática, sino que tendría enormes repercusiones en la vida diaria, el hecho de poder manejar un ordenador que decodifique y comprenda las señales que emite nuestro cerebro a tiempo real no solo ampliaría nuestra concepción de la mente sino que nos permitiría establecer una simbiosis con la máquina, siendo capaz esta de satisfacer nuestras demandas instantáneamente en cuanto al uso de la información, y por ejemplo proporcionarnos feedback instantáneo de nuestros estados mentales así como monitorearlos en tiempo real, lo que sin duda alguna revolucionaria la psicología además de la medicina y neurociencia e incluso el mundo de la empresa. No sin dejar dudas del balance coste/beneficio, si bien es cierto que la utilidad de esta tecnología es inmensa, existen ciertos aspectos quizá poco éticos al respecto, por ejemplo, realizar test psicométricos basándonos en la captación de estas señales para determinar si una persona posee cualidades deseables como liderazgo, a la hora de dirigir una empresa, cuando sabemos que estas mediciones no son controlables por el sujeto (Acosta, Acosta, Suárez y Rojas, 2017). Sin embargo, en la otra cara de la moneda, encontramos estudios que mediante esta tecnología han logrado restaurar redes neurales dañadas restaurando la función que estas mantenían (Miranda, et al., 2015).

Pero el gran salto sin duda es ser capaz de invertir el flujo de información, si fuéramos capaces no solo de conectar nuestro cerebro a una máquina que descifre los impulsos

eléctricos de este, sino de conectar una maquina a unos electrodos implantados en el córtex que estimulen la corteza cerebral, la frontera entre hombre y maquina se desdibujaría, pasando a formar parte de una nueva entidad, que podría manejar información de todo tipo a unas velocidades desconocidas, curando enfermedades producidas por desajustes neuronales, corrigiendo redes neuronales dañadas, etc. Jacobs et al., (2012) afirma que los estudios sugieren que la estimulación neural podría tener el potencial para reestablecer la conexión funcional y sus consecuencias asociadas mediante la modulación de la eficiencia de los mecanismos sinápticos. Por su parte, Garcia, Villa, y Castaño (2006) comentan que el potencial de estas interfaces es inmenso, no solo en el desarrollo de sistemas artificiales para el control motriz, sino también en el campo de regeneración neuronal y terapias neurológicas.

Recientemente se ha descubierto la existencia de proteínas que generan nuevos axones en las neuronas y que regulan su crecimiento (Garrido, Hernández, 2009), es decir, que alteran la organización funcional permitiendo generar nuevo aprendizaje. Combinando este conocimiento junto con una estimulación cortical producida por electrodos intracraneales, proporcionaría los ingredientes necesarios para crear tejido neurológico en zonas concretas y específicas, lo que proporcionaría una base para generar nuevos aprendizajes y almacenar nuevo conocimiento, que podría ser suministrado simultáneamente a través de la red. Esto es; descargar un archivo pdf enviándolo a nuestra cabeza decodificado en ondas eléctricas que llegarían al electrodo implantado en el córtex parietal que a su vez estimularía una pequeña bolsa sináptica artificial que liberaría las proteínas necesarias para crear una red neuronal que sustente dicho archivo y poder integrarlo en la memoria. Suena a ciencia ficción, sin embargo, la neurociencia avanza a pasos agigantados y las utopías de hoy serán los grandes hitos del mañana.

Si bien es cierto que el hipotético acceso a un aprendizaje instantáneo resultaría un salto evolutivo sin precedentes no deja de plantear dilemas éticos, ¿qué ocurre con las experiencias ligadas al aprendizaje, y más concretamente, con las experiencias emocionales? Al desarrollar esta teoría encontramos que si accedemos de forma instantánea a la información perdemos la experiencia emocional que implica el adquirir aprendizaje de forma vivencial, la cual hemos considerado imprescindible para organizar contenidos y para acceder a ellos, lo cual podría implicar que los contenidos adquiridos de esta forma no se asentasen correctamente o que las redes neuronales creadas para soportarlos no fueran lo bastante

sólidas, ya que, no compartirían vínculos con las estructuras subcorticales. O bien que las emociones ligadas a ciertos contenidos concretos no fueran lo suficientemente relevantes para el desarrollo y mantenimiento de estos. Se abren así interesantes futuras líneas de investigación y futuros debates entre pensamiento-emoción y su interconexión, aplicado todo ello a un futuro salto evolutivo en el que los humanos en favor de la supervivencia de la especie deciden unirse a la inteligencia artificial en lugar de competir con ella.

Referencias:

1. Abdullah, M. K., Subari, K. S., Loong, J. L. C., & Ahmad, N. N. (2010). Analysis of the EEG signal for a practical biometric system. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 68, 1123-1127.
2. Acosta, F. A. P., Acosta, J., Suárez, R., & Rojas, Y. (2017). Identificación de Estilos de Liderazgo con Datos Aportados por EEG. *Neumann Business Review*, 3(2), 113-126.
3. Armero, G. S., Afanador, A. S., Martínez, A. R., & Domínguez, L. V. (2014). Combinación de múltiples detectores para identificación/autenticación biométrica basada en electroencefalogramas. In *Mundo Eléctrico* (Vol. 95, pp. 84-91).
4. Bunge, S. A., & Zelazo, P. D. (2006). A brain-based account of the development of rule use in childhood. *Current Directions in Psychological Science*, 15(3), 118-121.
5. Carandini, M., Heeger, D. J., & Movshon, J. A. (1997). Linearity and normalization in simple cells of the macaque primary visual cortex. *Journal of Neuroscience*, 17(21), 8621-8644.
6. Carretié, L., & Iglesias, J. (1993). Potenciales evocados en respuesta a expresiones faciales de emociones. *Estudios de Psicología*, 14(50), 75-86.
7. E. Donchin et al., "The Mental Prosthesis: Assessing the Speed of a P300-Based Brain-Computer Interface", *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, vol. 8, N°. 2, pp. 174-179, June 2000
8. Escudero, F. A., Solis-Escalante, T., Melgar, E., Valdes-Cristerna, R., & Yañez-Suarez, O. (2007). Registro de señales de EEG para aplicaciones de Interfaz Cerebro Computadora (ICC) basado en Potenciales Evocados Visuales de Estado Estacionario (PEVEE). In *IV Latin American Congress on Biomedical Engineering 2007, Bioengineering Solutions for Latin America Health* (pp. 87-90). Springer, Berlin, Heidelberg.

9. García, F., Villa, A., & Castaño, P. (2006). Interfaces neuronales y sistemas máquinacerebro: fundamentos y aplicaciones. *Revista Ingeniería Biomédica*, 14-22.
10. Garrido, J. J., & Hernández, M. D. (2009). Mecanismos implicados en la axonogénesis, el crecimiento axonal y la localización de proteínas en el axón. *Monografías de la Real Academia Nacional de Farmacia*.
11. G. Pfurtscheller, C. Neuper, D. Flotzinger, and M. Prezenger, "EEG-Based discrimination between imagination of right and left hand movement", *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, vol. 103, pp. 642-651, 1997
12. Grau, C., Ginhoux, R., Riera, A., Nguyen, T. L., Chauvat, H., Berg, M., ... & Ruffini, G. (2015). Conscious Brain-to-Brain Communication in Humans Using Non-Invasive Technologies. *Brain Stimulation: Basic, Translational, and Clinical Research in Neuromodulation*, 8(2), 323.
13. González Gil, V. (2017). Identificación biométrica basada en el electroencefalograma.
14. Guger, C., Krausz, G., Allison, B. Z., & Edlinger, G. (2012). Comparison of dry and gel based electrodes for P300 brain-computer interfaces. *Frontiers in neuroscience*, 6, 60.
15. Hema, C. R., Paulraj, M. P., Nagarajan, R., Yaacob, S., & Adom, A. H. (2008). Application of Particle Swarm Optimization for EEG Signal Classification (< Special Issue> Contribution to 21 Century Intelligent Technologies and Bioinformatics). *International Journal of Biomedical Soft Computing and Human Sciences: the official journal of the Biomedical Fuzzy Systems Association*, 13(1), 79-84.
16. Jian-feng, H. (2009, November). Multifeature biometric system based on EEG signals. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Interaction Sciences: Information Technology, Culture and Human* (pp. 1341-1345). ACM.
17. J.R. Wolpaw et al., "An EEG-based brain-computer interface for cursor control", *Electroenceph. Clin. Neurophysiol*, nº 78, pp. 252-259, 1991.

18. La Rocca, D., Campisi, P., Vegso, B., Cserti, P., Kozmann, G., Babiloni, F., & Fallani, F. D. V. (2014). Human brain distinctiveness based on EEG spectral coherence connectivity. *IEEE transactions on Biomedical Engineering*, 61(9), 2406-2412.
19. Lopes da Silva, F. H., & Niedermeyer, E. (2004). *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications and Related Fields*. Michigan: Lippincott Williams & Wilkins
20. López, M. A. (2009). *Interfaz BCI de altas prestaciones basada en la detección y procesamiento de la actividad cerebral (BCI - DEPRACAP)*. Granada.
21. Marcel, S., & Millán, J. D. R. (2007). Person authentication using brainwaves (EEG) and maximum a posteriori model adaptation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 29(4).
22. Match, D. J. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones*. Cátedra de Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos–Orientación I.
23. Mercado, J. A., Herrera, J., de Jesus Pansza, A., & Gutierrez, J. (2016). Embedded EEG recording module with active electrodes for motor imagery brain-computer interface. *IEEE Latin America Transactions*, 14(2), 503-510.
24. Miranda, R. A., Casebeer, W. D., Hein, A. M., Judy, J. W., Krotkov, E. P., Laabs, T. L., ... & Weber, D. J. (2015). DARPA-funded efforts in the development of novel brain–computer interface technologies. *Journal of neuroscience methods*, 244, 52-67.
25. Palaniappan, R., & Mandic, D. P. (2007). Biometrics from brain electrical activity: A machine learning approach. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 29(4), 738-742.

26. Paranjape, R. B., Mahovsky, J., Benedicenti, L., & Koles, Z. (2001). The electroencephalogram as a biometric. In *Electrical and Computer Engineering, 2001. Canadian Conference on* (Vol. 2, pp. 1363-1366). IEEE.
27. Ponce Jurado, J. V. (2014). Implementación de una interface cerebro-computador para la detección de posición con la ayuda de las señales EEG (Bachelor's thesis, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE. Carrera de Ingeniería Electrónica en Telecomunicaciones.
28. Poulos, M., Rangoussi, M., Chrissikopoulos, V., & Evangelou, A. (1999). Person identification based on parametric processing of the EEG. In *Electronics, Circuits and Systems, 1999. Proceedings of ICECS'99. The 6th IEEE International Conference on* (Vol. 1, pp. 283-286). IEEE.
29. Ravi, K. V. R., & Palaniappan, R. (2005, July). Recognising individuals using their brain patterns. In *Information Technology and Applications, 2005. ICITA 2005. Third International Conference on* (Vol. 2, pp. 520-523). IEEE.
30. Riera, A., Dunne, S., Cester, I., & Ruffini, G. (2008, June). STARFAST: A wireless wearable EEG/ECG biometric system based on the ENOBIO sensor. In *Proceedings of the international workshop on wearable micro and nanosystems for personalised health*.
31. Riera, A., Soria-Frisch, A., Caparrini, M., Grau, C., & Ruffini, G. (2008). Unobtrusive biometric system based on electroencephalogram analysis. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008, 18.
32. Ruiz-Blondet, M. V., Jin, Z., & Laszlo, S. (2016). CEREBRE: A novel method for very high accuracy event-related potential biometric identification. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 11(7), 1618-1629.
33. Saggar, M., King, B. G., Zanesco, A. P., MacLean, K. A., Aichele, S. R., Jacobs, T. L., ... & Ferrer, E. (2012). Intensive training induces longitudinal changes in meditation state-related EEG oscillatory activity. *Frontiers in human neuroscience*, 6, 256.

34. Searle, A., & Kirkup, L. (2000). A direct comparison of wet, dry and insulating bioelectric recording electrodes. *Physiological measurement*, 21(2), 271.
35. Sun, S. (2008, December). Multitask learning for EEG-based biometrics. In *Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008. 19th International Conference on* (pp. 1-4). IEEE.
36. Tirapu, J., García, A., Ríos, M., & Ardila, A. (2012). *Neuropsicología de la corteza prefrontal y las funciones ejecutivas*. Barcelona: Viguera.
37. Tortora, G., & Reynolds, S. (2002). *Principios de Anatomía y Fisiología*. México DF: Oxford.
38. Velasco, P. M. G. (2013). *Influencia de la estimulación sonora binaural en la generación de ondas cerebrales. Estudio electroencefalográfico* (Doctoral dissertation, Universidad Complutense de Madrid).
39. Wachinger, C., Golland, P., Kremen, W., Fischl, B., Reuter, M., & Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. (2015). BrainPrint: a discriminative characterization of brain morphology. *Neuroimage*, 109, 232-248.