

Sistema domótico controlado a través de una interfaz cerebro-ordenador

Francisco Velasco-Álvarez*, Álvaro Fernández-Rodríguez, Ricardo Ron-Angevin

Departamento de Tecnología Electrónica, Universidad de Málaga, Bulevar Louis Pasteur 35, 29071, Málaga, España.

To cite this article: Velasco-Álvarez, F., Fernández-Rodríguez, Á., Ron-Angevin, R. 2023. Home automation system controlled through a brain-computer interface. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 20, 224-235. <https://doi.org/10.4995/riai.2023.18718>

Resumen

Las interfaces cerebro-ordenador (BCI, de *brain-computer interface*) permiten utilizar la actividad cerebral de un usuario como canal de comunicación para interactuar con determinados dispositivos. Sin embargo, adaptar los dispositivos del entorno para que sean controlados a través de una BCI no es una tarea sencilla. El objetivo del presente trabajo es controlar un sistema domótico a través de una BCI que permita la construcción de comandos de voz, los cuales serán interpretados por un asistente virtual. Doce usuarios han probado el sistema propuesto para el control de las siguientes aplicaciones y dispositivos: WhatsApp, Spotify, Google Nest, una bombilla inteligente, un enchufe inteligente (para encender y apagar una radio) y un mando de infrarrojos (para controlar una televisión y un aire acondicionado). Los resultados obtenidos han demostrado que la BCI propuesta ha resultado efectiva para el control de sistema domótico flexible y que puede ser adaptado a las necesidades de los usuarios.

Palabras clave: Interfaz cerebro-ordenador, Domótica, Voz, Potencial relacionado con eventos.

Home automation system controlled through a brain-computer interface

Abstract

Brain-computer interface (BCI) technology permits brain activity to be used as a communication channel without the usage of muscular action in order to control a computer or different devices, such as a home automation system. Nevertheless, BCI systems have proven to be difficult to adapt to handle external equipment. The objective of this work is to control a home automation system through a BCI that allows the construction of voice commands, which are interpreted by a virtual assistant. The suggested system has been tested by twelve participants. WhatsApp, Spotify, Google Nest, a smart light bulb, a smart plug (to switch on/off a radio), and an infrared controller (to control a TV and an air conditioner) were among the devices operated. The results obtained have shown that the proposed BCI was effective for the control of a flexible home automation system that can be adapted to the needs of the users.

Keywords: Brain-computer interface, Home automation, Voice, Event-related potential.

1. Introducción

Las interfaces cerebro-ordenador (BCI, de *brain-computer interface*) son un tipo de tecnología que utiliza la señal cerebral de los usuarios para establecer un canal de comunicación entre ellos y un dispositivo externo (Jonathan R. Wolpaw et al., 2002). Por tanto, esta tecnología puede ser una opción adecuada para aquellas personas que padecen un severo deterioro de sus capacidades motoras. La técnica de

neuroimagen más utilizada por las BCI es la electroencefalografía (EEG), posiblemente debido a su portabilidad, relativo bajo coste y alta resolución temporal (Nicolas-Alonso & Gomez-Gil, 2012). Por ello, para el presente trabajo se decidió usar esta señal para crear la BCI.

Una de las señales EEG más utilizadas en una BCI son los potenciales visuales relacionados con eventos (ERP, de *event-related potential*), que corresponden cambios en la señal de EEG evocados como respuesta a un determinado evento visual. Estas BCI basadas en ERP (ERP-BCI) visuales han ofrecido

en general un buen rendimiento y un elevado número de comandos disponibles (Allison et al., 2020). Además, estos sistemas ya han mostrado resultados prometedores en usuarios con graves problemas de control muscular (p. ej., Utsumi et al. (2018) y Medina-Juliá et al. (2020)). Normalmente, los ERP se evocan a través del paradigma *oddball*, en el que un conjunto de estímulos visuales se presenta de forma pseudoaleatoria mientras el usuario presta atención sólo a uno de ellos, dando como resultado un ERP después de la estimulación de este elemento deseado (es decir, el estímulo objetivo o *target*). Por lo tanto, la finalidad de la BCI es decidir cuál es el estímulo, de entre todos los presentados, que ha sido atendido por el usuario y ha provocado el ERP. Existen numerosas propuestas BCI basadas en la EEG que han sido adaptadas para el control de diversos dispositivos (Saha et al., 2021). El presente trabajo se centrará en el control de un sistema domótico a través de una ERP-BCI. El control domótico puede proporcionar autonomía a los pacientes que no pueden interactuar con su entorno y que dependen de los cuidadores para las tareas diarias. La tabla 1 enumera los estudios EEG-BCI que, hasta donde sabemos, han presentado informes detallados de sistemas relacionados con el control domótico. Se puede observar que tres de los nueve trabajos utilizaron ERP visuales como señales de control.

Gracias a una ERP-BCI, el usuario puede seleccionar diferentes estímulos asociados a, por ejemplo, determinadas letras o palabras para construir una frase. A continuación, esta frase puede ser convertida a voz por el ordenador e interpretada por un asistente virtual. Hasta nuestro conocimiento, la idea de establecer un puente de comunicación entre el sistema BCI y otros dispositivos (o aplicaciones) a través de comandos de voz solo se ha empleado anteriormente en dos trabajos: Velasco-Álvarez et al. (2021) y Shivappa et al. (2018). En Velasco-Álvarez et al. (2021), se creó un sistema de mensajería BCI para controlar WhatsApp, Telegram, un cliente de correo electrónico y un sistema de SMS a través de UMA-BCI Speller y Google Assistant. Sin embargo, dado que este enfoque no pretendía controlar dispositivos externos sino sistemas de mensajería móvil, no puede considerarse un sistema domótico. En cambio, la propuesta de Shivappa et al. (2018) sí pretendía controlar dispositivos del entorno a través de una señal EEG

basada en las respuestas auditivas en estado estacionario (ASSR, de *auditory steady-state responses*). En concreto, dicho trabajo utilizó Alexa como asistente de voz, OpenBCI como *software* BCI, y dos placas Arduino (una utilizada para reproducir archivos de sonido predeterminados y otra equipada con un sensor de proximidad, ver Shivappa et al. (2018) para más detalles). El inconveniente de este sistema era que, para adaptar su uso a nuevos dispositivos, se necesitaría personal técnico especializado o conocimientos de programación elevados. Por tanto, sería interesante utilizar una BCI que pudiera ser fácilmente configurada por los cuidadores que, sin necesidad de conocimientos técnicos, les permitiera adaptar diversas aplicaciones y dispositivos del entorno útiles para el paciente. Esta adaptación podría ser proporcionada por la aplicación UMA-BCI Speller, un *software* fácilmente configurable que utiliza los ERP visuales y permite una gran flexibilidad en la creación de la interfaz gráfica de usuario (Velasco-Álvarez et al., 2019).

En definitiva, el objetivo del presente trabajo es presentar un sistema BCI de control domótico que sea flexible y, por tanto, pueda adaptarse a los dispositivos y aplicaciones que el usuario desee controlar.

2. Método

2.1. Participantes

En el presente estudio participaron 12 usuarios ($23,5 \pm 6,07$ años, 8 hombres y 4 mujeres, denominados P01-P12). Sólo los participantes P08-P10 tenían experiencia previa en el control de una BCI. El estudio fue aprobado por el Comité de Ética de la Universidad de Málaga y cumplió las normas éticas de la Declaración de Helsinki. Todos los participantes dieron su consentimiento por escrito y declararon no tener antecedentes de enfermedad psiquiátrica o neurológica. Recibieron una remuneración monetaria de 5€ tras completar la sesión.

2.2. Adquisición de datos y procesamiento de la señal

El EEG se registró a una frecuencia de muestreo de 250 Hz utilizando las posiciones de los electrodos: Fz, Cz, Pz, Oz, P3, P4, PO7 y PO8, según el sistema internacional 10/10. Todos

Tabla 1. Propuestas de sistemas BCI basados en la señal EEG que incluyen dispositivos de uso cotidiano.

Trabajo	Señal EEG	Dispositivos controlados
Corralejo et al. (2014)	ERP visual	Televisión, reproductor DVD, sistema de altavoces, disco duro multimedia, luces, calentador, ventilador y teléfono
Aydin et al. (2016)	ERP visual	Luces, puertas ventilador, cámara, reproductor audiovisual y webs predeterminadas
Kosmyna et al. (2016)	Imaginación conceptual	Hervidor, persianas televisión y luz
Hsieh et al. (2017)	ERP auditivo	Televisión, aire acondicionado y llamada de emergencia
Shivappa et al. (2018)	ASSR	Bombilla inteligente y ventilador
Park et al. (2019)	SSVEP	Robot aspirador, purificador de aire y humidificador
Chai et al. (2020)	SSVEP + EMG	Silla de ruedas, cama de hospital, televisión, teléfono, cortinas y luces
Liu et al. (2020)	SMR	Llamada médica, de asistencia servicio o para pedir comida, televisión y dos aires acondicionados (uno de pared y otro de pie)
Sun et al. (2020)	ERP visual	Televisión, aire acondicionado y llamada de emergencia

Nota: EEG, electroencefalografía; ERP, *event-related potential*; ASSR, *auditory steady-state responses*; SSVEP, *steady-state visual evoked potentials*; EMG, electromiografía; SMR, *sensorimotor rhythms*.

los canales se referenciaron al mastoide izquierdo y se conectó a tierra la posición AFz. Las señales se amplificaron con un amplificador acti-CHamp (Brain Products GmbH, Gilching, Alemania). Todos los aspectos relativos a la recogida y el procesamiento de los datos del EEG fueron controlados por el *software* BCI2000 (Schalk et al., 2004). Dicho *software* empleó el análisis lineal discriminante de pasos hacia delante (SWLDA, de *stepwise linear discriminant analysis*) de los datos obtenidos a través del EEG para crear el clasificador que permitiría realizar la selección de comandos en la fase online.

2.3. Implementación del sistema

El objetivo de la BCI era generar comandos de voz que pudieran ser interpretados por el Asistente de Google, el cual controlaría las aplicaciones y dispositivos externos (Figura 1). Por un lado, en un ordenador portátil, se ejecutaba la aplicación UMA-BCI Speller que presentaba los estímulos y registraba y analizaba la señal de EEG. Por otro lado, en un *smartphone*, se ejecutaba el Asistente de Google que recibía, interpretaba y ejecutaba las órdenes de voz enviadas por UMA-BCI Speller.

En el sistema domótico desarrollado, se implementaron las siguientes aplicaciones y dispositivos: WhatsApp, Spotify, Google Nest, una bombilla inteligente, un enchufe inteligente (para encender/apagar una radio) y un controlador de infrarrojos (para controlar una televisión y un aire acondicionado). El Asistente de Google podía controlar directamente – es decir, en el mismo *smartphone* – WhatsApp para enviar mensajes, y Spotify para reproducir música. También era posible comunicarse directamente con el asistente para hacer peticiones específicas (p. ej., poner una alarma a las 8:00 o preguntar qué temperatura hará mañana). Por otro lado, el Asistente de Google se comunicaba a través de una conexión Wi-Fi con diferentes dispositivos: una bombilla inteligente, un enchufe inteligente que permitía encender y apagar una radio, el dispositivo Google Nest y un controlador que emitía infrarrojos y que gestionaba otros dos dispositivos (un

televisor y un aire acondicionado). El controlador de infrarrojos recibía las órdenes del Asistente de Google a través del Wi-Fi y emulaba un mando a distancia convencional. Además, el *software* UMA-BCI Speller incluía una función de predicción de texto – basada en los caracteres ya escritos en esa palabra y la probabilidad de aparición – que podía ayudar a los usuarios a la hora de escribir las palabras que constituirán el comando a enviar al Asistente de Google.

Para evitar la influencia del ruido ambiental en la comprensión de la orden por parte del asistente virtual, las órdenes de voz provenientes de UMA-BCI Speller se enviaban al *smartphone* a través de una conexión por cable (*minijack*) que conectaba la salida de audio del portátil con la entrada del micrófono del *smartphone*. El volumen de salida del portátil se mantuvo fijo durante todo el experimento, por lo que el asistente siempre recibía el mismo nivel de audio. Se utilizó el Narrador de Windows 10 (una función de texto a voz), en particular la voz denominada “Microsoft Helena” del catálogo de voces en español. Como el asistente virtual utilizado en el experimento era el Asistente de Google, cada comando comenzaba con las palabras “Ok Google...”, que es una de las palabras clave de activación del asistente. El usuario recibía información auditiva por dos altavoces: en el primer altavoz, se reproducía el comando de voz enviado por UMA-BCI Speller; mientras que, en el segundo, se reproducía la respuesta del Asistente de Google o la música de Spotify.

2.4. Paradigma de control

Para controlar el sistema domótico, se configuraron seis menús usando la herramienta UMA-BCI Speller (Figura 2). Navegando por estos menús, los participantes seleccionaban diferentes elementos para formar una frase que finalmente se convertiría en audio para proporcionar una orden específica. La selección de un elemento del menú seguía el procedimiento habitual en un paradigma de fila-columna (RCP, de *row-column paradigm*): los usuarios tenían que prestar atención al

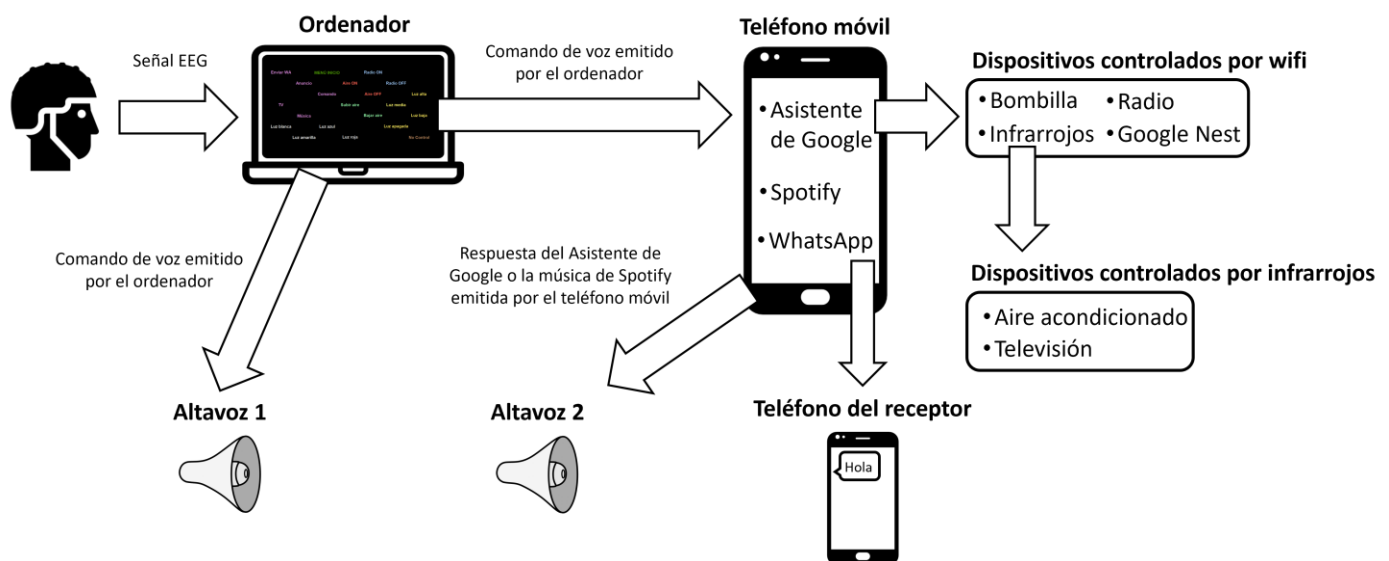


Figura 1. Implementación del sistema. El usuario selecciona los elementos en el ordenador para construir el texto que se convertirá en un comando de voz (p. ej., “OK Google, enciende el aire acondicionado”). Este comando se envía a un altavoz (altavoz 1) y al teléfono móvil. El asistente virtual del teléfono móvil recibe el comando de voz del ordenador, realiza la acción correspondiente y da una respuesta de audio al usuario (p. ej., “OK, he encendido el aire acondicionado”) a través de otro altavoz (altavoz 2).

elemento deseado (p. ej., el elemento “Radio ON” para encender la radio) y contar mentalmente el número de veces que aparecía una imagen superpuesta a ese elemento (p. ej., el icono de una radio en el caso del elemento “Radio ON”). En el RCP, las imágenes son presentadas sobre los elementos siguiendo un patrón de filas y columnas en orden aleatorio. Todos los menús consistían en una matriz de 7 × 7, aunque no todas las posiciones de la matriz eran empleadas para mostrar las imágenes. Asimismo, incluso algunas imágenes – llamadas estímulos *dummies*, las “X” en la Figura 2 – no tenían un comando asociado y eran empleadas simplemente como distractores en caso de que dicho menú no tuviera un número elevado de imágenes. Para hallar las coordenadas – fila y columna – de la imagen deseada, se necesitaban al menos 14 presentaciones de conjuntos de imágenes (7 filas y 7 columnas). A este grupo de 14 iluminaciones necesarias se le llama secuencia, y su duración era de 3136 ms. Sin embargo, como se detallará en la sección 2.5, el número de secuencias necesario para realizar una selección fue variable entre participantes. Dentro de las secuencias, la duración de cada presentación de imágenes era de 192 ms, y el intervalo entre la desaparición de un conjunto de imágenes – ya sea en fila o columna – y la aparición del siguiente conjunto (ISI, de *interstimulus interval*) era de 32 ms (Figura 3). Estos valores temporales relativos a la duración del estímulo e ISI fueron los mismos que los empleados en Velasco-Álvarez et al. (2021).

2.5. Procedimiento

Una vez explicada la tarea y preparada la instrumentación necesaria para el registro de la actividad EEG, el experimento constó de tres partes: a) una fase de calibración utilizada para obtener los parámetros del clasificador del EEG dependientes del usuario, b) una fase *online* en la cual se ponía a prueba el

sistema, y c) una fase final en la que debían ser respondidos unos cuestionarios. El experimento tuvo una duración de 80-90 minutos.

La fase de calibración consistió en prestar atención a 12 elementos predeterminados (“DOMOTICA2021”) en el menú de escritura (Figura 4). El número de secuencias – es decir, el número de veces que se resaltaba cada fila y columna con las correspondientes imágenes – se fijó en cinco, por lo que cada imagen se presentaba 10 veces. Tras la calibración, se realizó el SWLDA para obtener el clasificador específico del usuario. Según los resultados de *accuracy* obtenidos con dicho clasificador, se ajustó también el número de secuencias que sería empleado en la fase *online* para cada participante. Como en otros trabajos previos (p. ej., Furdea et al. (2009) y Townsend et al. (2010)), el criterio para elegir el número de secuencias en la fase *online* fue escoger aquella secuencia que en la fase de calibración ofreciera la mayor tasa de símbolos escritos (WSR, de *written symbol rate*). Sin embargo, este criterio se adaptó para que el número de secuencias fuera al menos de 3, aunque su máximo WSR se hallara en una secuencia anterior.

La fase *online* consistió en realizar varias tareas con la finalidad de probar el control con las diferentes aplicaciones y dispositivos. Todos los participantes realizaron las mismas tareas y en el mismo orden. Además de explicar al participante las tareas a ejecutar y el orden, se colocaba una hoja a cada lado de la pantalla con dicha información, de esta manera que el usuario no necesitaba memorizar qué debía hacer. Estas instrucciones explicitaban qué comando había que elegir en la interfaz para realizar cada tarea. En caso de que el participante se equivocara (aunque ese error completara una tarea posterior), debía corregir la selección y continuar por donde iba. Las tareas por realizar, detalladas en orden, fueron las

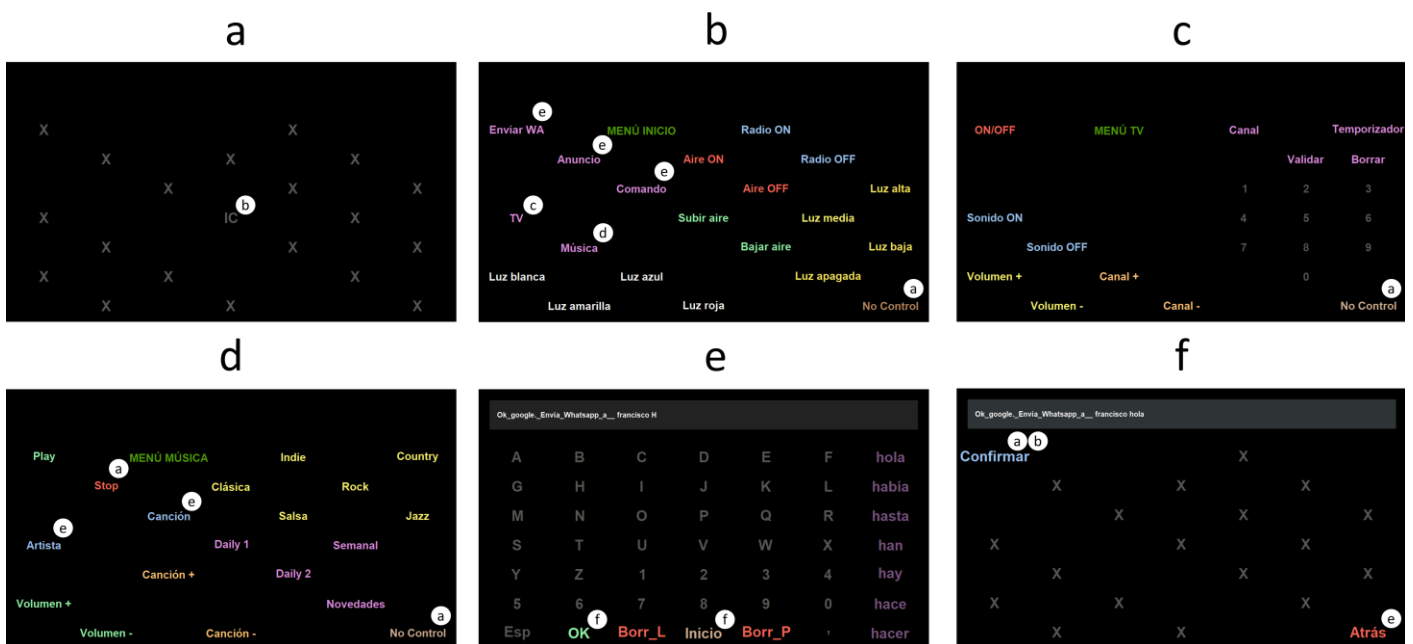


Figura 2. Navegación entre los seis menús disponibles: a) menú No-control, en el cual el único comando disponible estaba destinado a comenzar el control intencional en el siguiente menú; b) menú Inicio, en el cual se selecciona el dispositivo o aplicación a controlar; c) menú TV, relativo al control de la televisión; d) menú Música, relativo al control de Spotify; e) menú Escritura, requerido para la construcción de texto personalizado (p. ej., para un mensaje de WhatsApp); y f) menú Confirmación, empleado para confirmar la ejecución del comando. La letra en el interior de los círculos blancos indica a qué menú redirigía dicho comando; este círculo no era presentado en la aplicación.

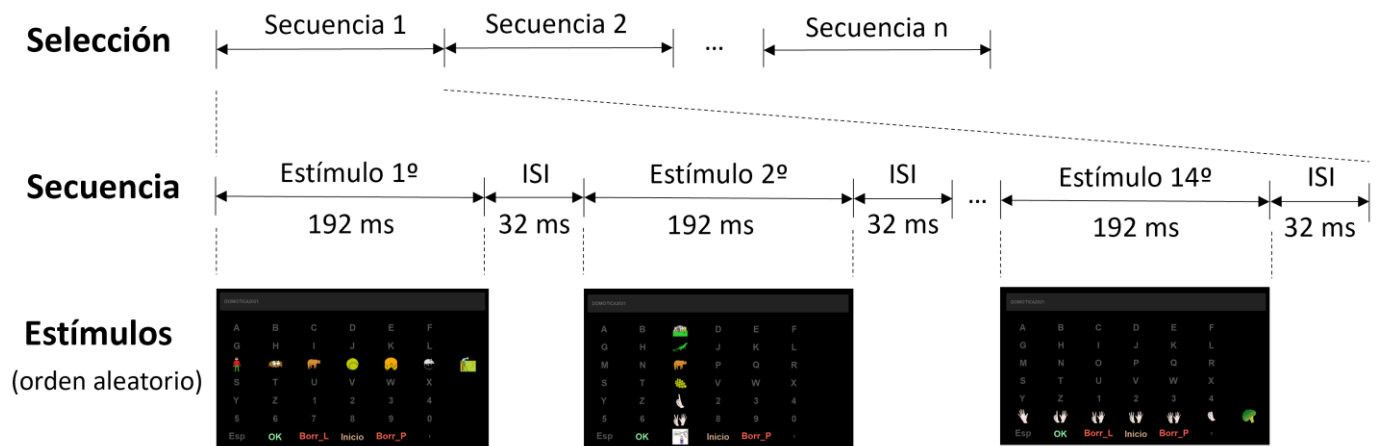


Figura 3. Temporización para realizar la selección de un elemento en la interfaz, para la cual es necesario completar un número variable de secuencias (dependiendo de la tarea y del participante) y, para cada secuencia, la presentación de 14 estímulos durante 192 ms cada uno (7 filas + 7 columnas) separados por un intervalo entre estímulos (ISI, de *interstimulus interval*) de 32 ms.

Fase de calibración	Fase online	Cuestionarios
12 selecciones 1 tarea en el menú de deletreo: <ul style="list-style-type: none"> • Seleccionar los símbolos correspondientes para escribir "DOMOTICA2021" <div style="border: 1px solid black; padding: 2px; width: fit-content; margin: 5px auto;">No feedback</div> <ul style="list-style-type: none"> • 5 secuencias 	<div style="writing-mode: vertical-rl; transform: rotate(180deg); border: 1px solid black; padding: 2px; font-weight: bold; text-align: center;">Clasificador (SWLDA)</div> 54 selecciones 12 tareas entre menús: <ul style="list-style-type: none"> • Encender la bombilla • Encender el aire acondicionado • ... <div style="border: 1px solid black; padding: 2px; width: fit-content; margin: 5px auto;">Feedback</div> <ul style="list-style-type: none"> • Número de secuencias variable 	<ul style="list-style-type: none"> • System usability scale • Raw NASA-TLX • Ítems ad hoc

Figura 4. Resumen del procedimiento que debe realizar el participante durante la sesión.

siguientes (los comandos específicos requeridos para completar cada tarea están entre paréntesis):

- El participante comienza la tarea en el menú No-control.
- Ir al menú Inicio ("IC") y encender la lámpara a alta intensidad ("Luz alta").
- Encender el aire acondicionado ("Aire ON") y aumentar la temperatura ("Aire +").
- Encender la radio ("Radio ON") y escucharla durante un minuto en el menú No-control ("NC"). Apagarla después de ese minuto ("IC", "Radio OFF").
- Acceder al menú Comando para consultar información meteorológica a través de la escritura de "tiempo hoy" ("Comando", "T", "tiempo", "H", "hoy", "OK", "Confirmar").
- Acceder al menú Inicio ("IC"), luego al menú Música ("Música"), elegir un género libre para comenzar a reproducirlo en Spotify (por ejemplo, "Jazz"), subir el volumen ("Volumen +"), pasar a la siguiente canción ("Canción +"), e ir al menú No-control ("No control").
- Ir al menú Inicio ("IC") y, a continuación, ir al menú Escritura relativo a WhatsApp para enviar un mensaje a un contacto llamado "Francisco" con el texto "hola". Tanto el nombre del receptor como la palabra "hola" fueron propuestos como predicciones por el sistema al seleccionar la primera letra. Se necesitaron un mínimo de 8 acciones para completar

esta tarea ("IC", "Enviar WA", "F", "Francisco", "H", "hola", "OK", "Confirmar").

- Acceder al menú Inicio ("IC"), luego a Música ("Música") y, posteriormente, desactivar Spotify ("Stop"), lo que llevaría al menú No-control.
- Encender la luz a una intensidad baja ("Luz baja") y ponerla en azul ("Luz azul").
- Acceder al menú TV ("TV") para encender la tv ("ON/OFF"), poner el canal 7 ("Canal", "7", "Validar"), subir el volumen ("Vol+"), poner un temporizador de 2 minutos ("Temporizador", "2", "Validar") y permanecer en el menú No-control hasta que se apague la tv ("NC").
- Ir al menú Inicio ("IC"), y apagar la lámpara ("Apagar luz").
- Apagar el aire acondicionado ("Aire OFF").
- Acceder al menú Anuncio ("Anuncio") para escribir "fin" ("F", "fin", "OK", "Confirmar") y comunicar a través del dispositivo Google Nest que el experimento ha finalizado.

Finalmente, al acabar la tarea *online*, el usuario debía responder a una serie de cuestionarios para evaluar su experiencia subjetiva. Estos cuestionarios serán detallados en la sección 2.6.2. Tras completar los cuestionarios, el usuario recibía la remuneración económica (5€) por su participación y se daba por concluida la sesión.

2.6. Evaluación

Han sido utilizadas dos tipos de métricas para evaluar el control del sistema en la ejecución de las tareas requeridas: a) medidas de rendimiento para cuantificar la realización objetiva, y b) cuestionarios para describir la experiencia subjetiva.

2.6.1 *Rendimiento*. Se evaluó el rendimiento del sistema tanto en la fase de calibración como en la fase *online*. El rendimiento en la fase de calibración se utilizó para adaptar el número de secuencias en función de los criterios expuestos en la sección 2.5. Sin embargo, hay que tener en cuenta que no hubo retroalimentación en la fase de calibración, ya que los parámetros del clasificador aún no se habían calculado. El rendimiento en la fase *online* permitió evaluar el control real del sistema. Las variables utilizadas para medir el rendimiento en la fase de calibración fueron el *accuracy* y el WSR, mientras que para la tarea *online* se utilizó el tiempo empleado en realizar la tarea, el *accuracy* y el éxito en la tarea de estado de espera (es decir, permanecer en el menú No-control un determinado tiempo mientras se escucha la radio o se ve la televisión).

2.6.2 *Cuestionarios*. Para evaluar la experiencia subjetiva del usuario, se utilizaron tres cuestionarios: a) System usability scale (SUS) (Brooke, 1996), b) Raw NASA-TLX (Hart, 2006) y c) un cuestionario *ad hoc* diseñado por los investigadores para extraer información adicional. Todos los cuestionarios se presentaron en español.

a. El SUS se utilizó para realizar una evaluación general de la usabilidad del sistema BCI. Constaba de 10 ítems que debían ser evaluados según una escala Likert de 5 puntos, de 1 (totalmente en desacuerdo) a 5 (totalmente de acuerdo). La puntuación global de usabilidad proporcionada por este cuestionario va de 0 a 100 (ver Brooke (1996) para los detalles de la puntuación del SUS). Según Bangor et al. (2008), una puntuación de 70 puntos del sistema es el mínimo para ser considerado como aceptable. Los ítems utilizados en el presente trabajo fueron los siguientes (el nombre de la variable se ha añadido al final de cada ítem entre paréntesis).

- Creo que los pacientes y los cuidadores podrían utilizar esta aplicación con frecuencia. (frecuencia de uso)
- Esta aplicación me parece innecesariamente compleja. (complejidad)
- Me pareció que la aplicación era fácil de usar. (facilidad de uso)
- Creo que necesitaría la ayuda de una persona con conocimientos técnicos para utilizar esta aplicación. (necesidad de soporte técnico)
- Me pareció que las distintas funciones de este sistema estaban bien integradas. (integración de funciones)
- Creo que la aplicación es muy incoherente a la hora de ejecutar las distintas acciones. (incoherencia)
- Me imagino que la mayoría de la gente aprenderá a utilizar este sistema muy rápidamente. (facilidad de aprendizaje)
- La aplicación me pareció muy lenta e ineficiente de usar. (lentitud e ineficiencia)
- Me sentí seguro al utilizar esta aplicación. (confianza de uso)
- Necesitaba aprender muchas cosas antes de poder utilizar esta aplicación. (necesidad de conocimientos)

b. El Raw NASA-TLX mide la carga de trabajo del usuario producida por el control del sistema. Este cuestionario es una modificación del NASA-TLX (Hart & Staveland, 1988). Esta modificación ha sido ampliamente utilizada y consiste en acortar el cuestionario para reducir el tiempo requerido (Hart, 2006). El Raw NASA-TLX es un cuestionario multidimensional con seis subescalas que se puntúan de 0 a 100 (demanda mental, demanda física, demanda temporal, rendimiento, esfuerzo y frustración), en intervalos de cinco unidades. Las puntuaciones más altas significan una mayor carga de trabajo. Los extremos de cada subescala son “muy bajo/muy alto”, excepto en el caso de la subescala de rendimiento, que tiene como extremos “perfecto/fracaso”. La carga de trabajo total se calculó promediando las puntuaciones obtenidas en cada una de las subescalas. Los ítems utilizados fueron los siguientes (el nombre de la variable se ha añadido al final de cada ítem entre paréntesis):

- ¿Qué grado de exigencia mental tenía la tarea? (demanda mental)
- ¿Qué grado de exigencia física tenía la tarea? (demanda física)
- ¿Cuál fue el ritmo de la tarea? (demanda temporal)
- ¿En qué medida tuvo éxito en la realización de lo que se le pidió que hiciera? (rendimiento)
- ¿Cuánto tuvo que trabajar para alcanzar su nivel de rendimiento? (esfuerzo)
- ¿En qué medida te sentiste inseguro, desanimado, irritado, estresado y molesto? (frustración)

c. Cuestionario *ad hoc*. Además del SUS y el Raw NASA-TLX, se preparó un pequeño cuestionario *ad hoc* para evaluar otros aspectos que se consideraron relevantes. El cuestionario constaba de los siguientes cinco ítems de respuesta abierta (donde se añade el nombre de la variable al final de cada ítem entre paréntesis):

- Enumere hasta tres características negativas de la interfaz. (características negativas)
- Enumere hasta tres características positivas de la interfaz. (características positivas)
- ¿Añadiría alguna funcionalidad a alguna de las aplicaciones o dispositivos controlados? En caso afirmativo, ¿cuál o cuáles? (funcionalidades adicionales)
- ¿Añadiría el control de alguna otra aplicación o dispositivo? En caso afirmativo, ¿cuál o cuáles? (aplicaciones o dispositivos adicionales)
- Comentarios adicionales. (comentarios adicionales)

3. Resultados

3.1. Rendimiento

3.1.1. Fase de calibración.

La mayoría de los participantes (10 de 12) alcanzaron el 100% de *accuracy* con sólo 3 secuencias. Todos los participantes obtuvieron su mayor WSR entre la primera y tercera secuencia (Figura 5), por lo que el número de secuencias empleado para todos ellos fue igual a 3 en la fase *online*. Los buenos resultados obtenidos para el rendimiento fueron coherentes con los mostrados en la Figura 6 para la forma de onda del ERP producido, donde el promedio de las señales asociadas con los estímulos *target* y *non-target* pueden

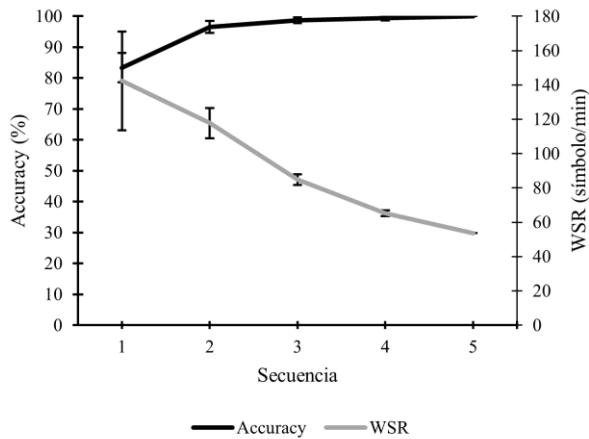


Figura 5. Promedio de *accuracy* (\pm error estándar) (%) y tasa de símbolos escritos (WSR, símbolos/min) obtenida por los participantes sanos en cada una de las secuencias de la fase de calibración.

distinguirse de manera clara, especialmente para el componente P300 (con un pico alrededor de 490 ms para el estímulo *target* en casi todos los canales).

3.1.2. *Fase online*. Todos los participantes completaron la fase *online* excepto P05, que la abandonó debido al gran número de errores que se estaban produciendo (abandonó la tarea cuando tenía un 41,77% de *accuracy* y estaba en la quinta tarea, relacionada con la gestión de Spotify). Por lo tanto, este participante no se tuvo en cuenta para los promedios reportados en esta sección. El *accuracy* medio obtenido por los participantes que completaron la tarea fue del $80,68 \pm 11,91\%$ (tabla 2). En concreto, el número medio de selecciones incorrectas totales fue de $17,18 \pm 13,78$ (de un total de $78,09 \pm 20,67$), que incluía $9,82 \pm 7,56$ selecciones de elementos *dummies* sin consecuencias. Además, el promedio de tiempo para completar todas las tareas fue de $29,27 \pm 7,2$ min, incluyendo los periodos de descanso opcional en el menú No-control. Si se restan estos periodos de descanso, los usuarios

tardaron una media de $26,53 \pm 7,02$ min en completar las tareas requeridas. En cuanto a las dos tareas relacionadas con la permanencia en el menú No-control en estado de espera (mientras se escuchaba la radio o se veía la televisión), dos participantes no cumplieron el tiempo requerido: P01 para el minuto de escuchar la radio (40,77 s) y P03 para los dos minutos de ver la televisión (20,38 s).

Tabla 2. Resultados de la tarea en línea en términos de tiempo necesario para completar las tareas (Tiempo total, min) y el *accuracy* global (Accuracy, %).

Usuario	Tiempo total (min)	Accuracy (%)
P01	26.55	84.06
P02	22.81	94.83
P03	41.16	64.35
P04	24.51	90.48
P06	42.86	66.37
P07	22.81	94.92
P08	32.66	71.26
P09	21.79	96.49
P10	31.64	72.62
P11	27.91	100
P12	27.23	79.17
Media \pm DT	29.67 ± 7.2	80.68 ± 11.91

3.3. Cuestionarios

3.3.1 *System usability scale*. En cuanto a las subdimensiones evaluadas con el SUS por los 11 participantes que completaron la fase *online*, todos los ítems positivos (ítems impares: frecuencia de uso, facilidad de uso, integración de funciones, facilidad de aprendizaje y confianza de uso) fueron puntuados con una media superior a cuatro puntos, mientras que los ítems negativos (ítems pares: complejidad, necesidad de soporte técnico, incoherencia, lentitud e ineficacia, y necesidad de conocimientos) obtuvieron valores promedio iguales o inferiores a dos puntos (Figura 7). La puntuación media de la

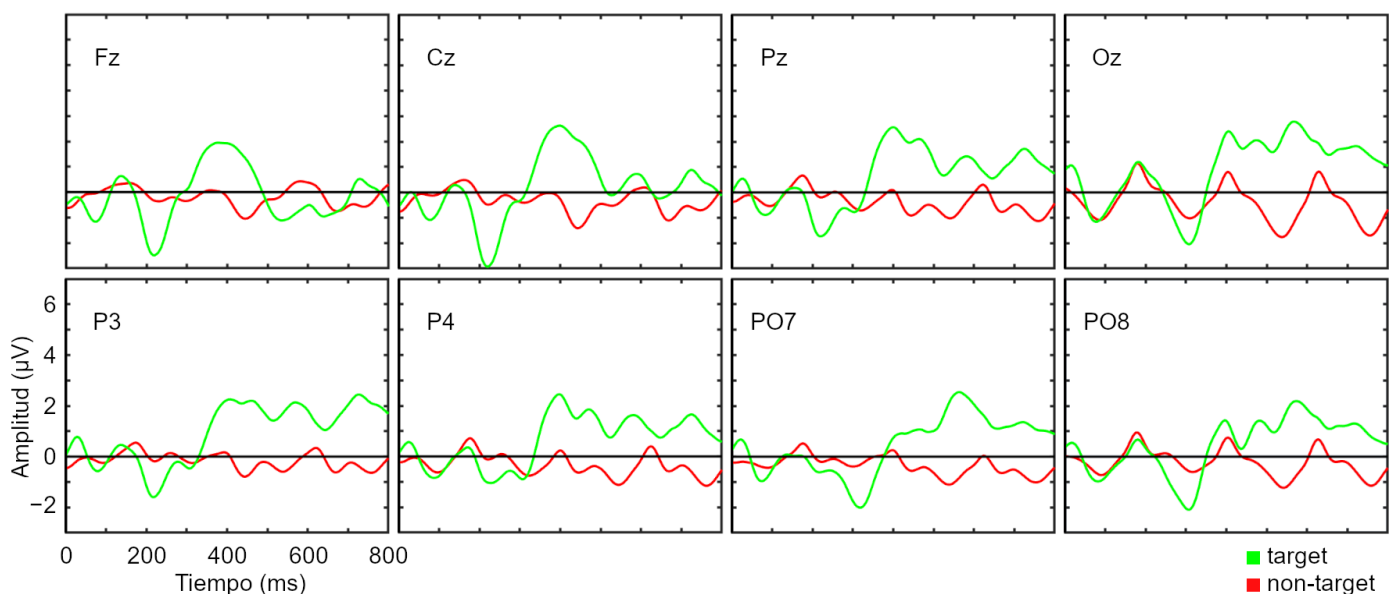


Figura 6. Promedio general de las formas de onda del potencial relacionado con el evento (μ V) para los estímulos *target* y *non-target* en cada posición de los electrodos.

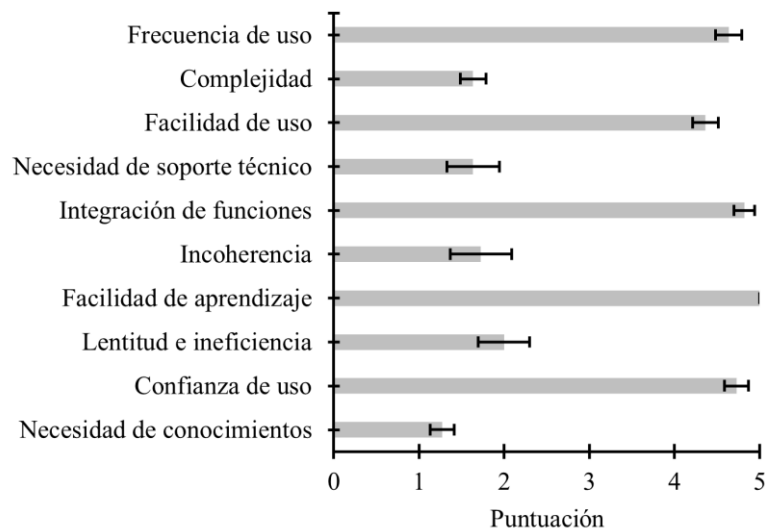


Figura 7. Puntuaciones medias (\pm error estándar) de los participantes para cada una de las subdimensiones del cuestionario System usability scale (SUS).

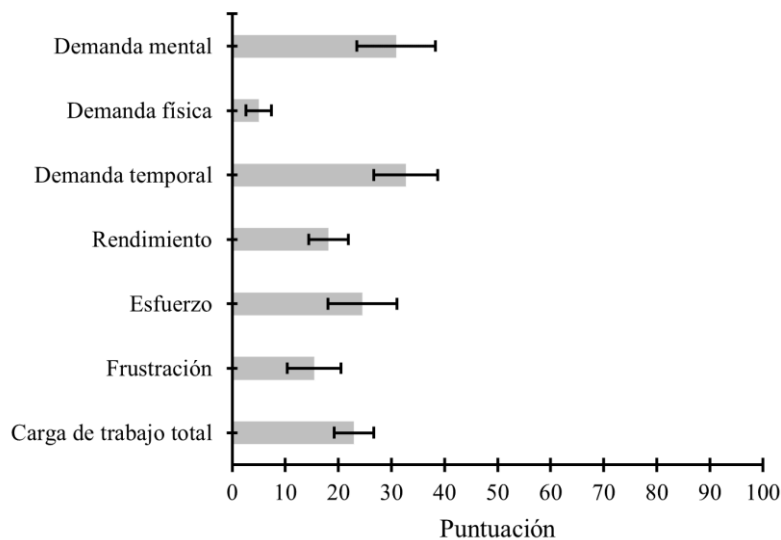


Figura 8. Puntuaciones medias (\pm error estándar) obtenidas por los participantes para cada una de las subdimensiones del cuestionario Raw NASA-TLX.

usabilidad global fue de $88,18 \pm 7,67$. Ningún participante obtuvo una puntuación inferior a 70 puntos (la más baja fue 77,5 para P10). Por lo tanto, se puede concluir que los usuarios valoraron muy positivamente el sistema.

3.3.2. *Raw NASA-TLX*. Las puntuaciones medias dadas por los 11 participantes para cada una de las subdimensiones del cuestionario Raw NASA-TLX pueden verse en la Figura 8. Como era de esperar, debido al número de dispositivos a controlar y a la naturaleza de la tarea, las subdimensiones con mayor peso en la carga de trabajo total fueron la demanda temporal ($32,73 \pm 19,92$) y la demanda mental ($30,91 \pm 24,58$), frente a, por ejemplo, la demanda física ($5 \pm 8,06$). La media de carga de trabajo total declarada por los participantes fue de $22,92 \pm 12,37$.

3.3.3. Cuestionario *ad hoc*. A continuación, se resumen las respuestas dadas por 10 de los participantes a cada ítem (un participante no respondió a este cuestionario). Debido a la libertad de los usuarios para responder los ítems de respuesta

abierta, se han recogido aquellas que los investigadores consideraron más relevantes.

- Características negativas*. Tres participantes coincidieron en que el sistema era lento en cuanto a la construcción de las órdenes de voz (P01, P11 y P12). Dos participantes afirmaron que los estímulos se presentaban demasiado rápido (P02 y P07). Sólo un participante mencionó la incomodidad del gorro y el uso del gel electrolítico (P03). Dos participantes destacaron la necesidad de concentrarse para controlar el sistema (P01 y P11). Dos participantes criticaron la aparición de errores durante las tareas de control (P06 y P12). Un participante también consideró que las descripciones de algunos comandos eran confusas (P08), mientras que otro afirmó que la selección de opciones que permite el sistema podría mejorarse (P09). Por último, un participante consideró que la

forma en que se distribuían los elementos en la interfaz era mejorable (P10).

- b. *Características positivas.* La característica positiva con la que se encontró más acuerdo fue la facilidad de uso del sistema (P01, P02, P11 y P12). Tres participantes consideraron que era sencillo (P01, P02 y P12), y dos lo consideraron útil (P01 y P06). Además, algunos participantes señalaron que la interfaz era eficaz (P03), ágil (P09), cómoda de usar (P11), muy personalizable (P12), que simplificaba el uso de dispositivos en el entorno (P06), que proporcionaba autonomía (P07) y que el uso de iconos e imágenes era útil (P09 y P10).
- c. *Funcionalidades adicionales.* Dos participantes afirmaron que sería interesante añadir un submenú específico con más opciones para el aire acondicionado (P01 y P09), y trasladar las opciones de luz existentes a otro submenú para que el menú Inicio fuera más limpio (P01). Otro participante consideró que sería útil poder cambiar la emisora de radio (P07). Por último, dos participantes señalaron que estaría bien poder añadir más géneros musicales o elegir una lista de reproducción de su propia cuenta de Spotify (P06 y P02).
- d. *Aplicaciones o dispositivos adicionales.* Las aplicaciones o dispositivos sugeridos por los participantes fueron alarmas o recordatorios (P01), persianas (P02 y P08), un robot aspirador (P02), un audiolibro o libro electrónico (P07), búsquedas en línea (P07), un ordenador (P07), una cafetera (P09), Chromecast, para controlar una televisión inteligente con Netflix, Amazon Prime video, etc. (P10), puertas y ventanas (P11) y redes sociales (P12).
- e. *Comentarios adicionales.* Sólo tres participantes hicieron comentarios adicionales. Uno destacó que la experiencia de controlar el sistema propuesto le había parecido muy interesante e interactiva (P02). En una línea similar, otro participante indicó que el experimento había sido agradable y entretenido (P08). Por último, otro participante concluyó que, aunque hay tecnologías más rápidas que las BCI, no tienen el potencial de ésta (P12).

4. Discusión

En general, en las pruebas realizadas se mostró con éxito el control de varios dispositivos y aplicaciones. Esta sección tiene dos objetivos principales: a) discutir y profundizar en los resultados obtenidos; y, cuando sea posible, b) contextualizarlos con la literatura anterior en base a las medidas de rendimiento y cuestionarios.

4.1. Rendimiento

El *accuracy* promedio alcanzado por los usuarios durante la fase *online* fue de 80,68%, claramente por encima del umbral del 70% establecido en Kübler et al. (2001) para una

comunicación eficaz. Sólo tres participantes quedaron por debajo de este umbral (P03, P06 y P05, cuyos resultados no se incluyeron en el cálculo de la media). Hay que destacar que los participantes sólo se sometieron a un breve proceso de calibración y que la mayoría no tenía experiencia previa en el manejo de estos sistemas (sólo P08-P10 tenían experiencia previa). También hay que recordar que el objetivo no era conseguir el mayor *accuracy* posible, ya que el número de secuencias utilizadas se adaptó para maximizar la eficiencia en la selección de comandos a través del WSR.

Una comparación con nuestro estudio anterior para el control de un sistema de mensajería móvil (Velasco-Álvarez et al., 2021), que siguió un procedimiento similar (es decir, el uso de comandos de voz que eran interpretados por un asistente virtual), muestra que el *accuracy* obtenido aquí fue ligeramente inferior (80,68% frente a 86,14%), pero la tasa de transferencia de información (ITR, de *information transfer rate*) fue superior (25,9 bits/min frente a 21,69bits/min). El ITR es el número de bits transmitidos por segundo y proporciona una evaluación más general que el *accuracy*, ya que, además de considerarlo, tiene en cuenta el número de elementos disponibles en la interfaz, así como el tiempo necesario para cada selección, que depende del número de secuencias utilizadas (Wolpaw et al., 1998). Es difícil establecer una comparación fiable entre los distintos estudios, así como explicar por qué el *accuracy* fue mejor en el primer trabajo y el ITR en el segundo. Además de la posibilidad de que las diferencias se deban al azar, los estudios difieren en algunos aspectos como el tipo de estimulación utilizada para elicitarse los ERP (*flash* blanco para el primer estudio e imágenes para el actual) o las tareas a realizar. Sin embargo, se admite que los mejores resultados en al menos el ITR eran esperables ya que estudios anteriores indicaban que el uso de imágenes como estímulo a atender mejoraba el rendimiento de un BCI basado en ERP bajo el RCP (Fernández-Rodríguez et al., 2021), lo que en el presente estudio se tradujo en un menor uso de secuencias para la tarea *online* en comparación con el estudio anterior que utilizaba el cambio de color a blanco (en el presente estudio todos los participantes utilizaron 3 secuencias, que fue el menor número posible, mientras que en el estudio anterior la media fue de 4,25).

Cabe mencionar que el sistema no ha sido optimizado para ofrecer el máximo el rendimiento, ya que se ha utilizado un RCP clásico y un clasificador basado en un SWLDA. El objetivo ha sido utilizar únicamente las opciones estándar del *software* UMA-BCI Speller – y, por tanto, BCI2000 – tal y como lo haría un usuario sin conocimientos técnicos. Una vez validada la propuesta de sistema doméstico en estas condiciones, futuros trabajos pueden añadir cambios para mejorar el rendimiento, como aplicar un método de eliminación o corrección de artefactos, modificar el número de estímulos o la forma de presentarlos (por ejemplo, utilizando el paradigma del *checkerboard* (Townsend et al., 2010)), aplicar técnicas alternativas para mejorar la precisión del clasificador (Labib et al., 2020) o reducir el tiempo de calibración (Jin, Li, et al., 2020). También es importante considerar un diseño de la BCI centrado en las capacidades del usuario, con la opción de emplear otras modalidades sensoriales además de la visual, como la auditiva o incluso la táctil (p. ej., Jin, Chen, et al. (2020) o Lu et al. (2019)).

El propio sistema de control dio lugar a varios errores que no fueron causados por una incorrecta ejecución por parte del usuario, sino por fallos del propio sistema (p. ej., de Google Assistant o de los dispositivos a controlar). Este tipo de errores solo sucedieron en tres ocasiones: a) un problema con la aplicación Spotify, b) un fallo de Google Assistant para entender un comando de voz, y c) un fallo del dispositivo de infrarrojos. Basándonos en nuestro trabajo anterior en Velasco-Álvarez et al. (2021), fue posible identificar qué comandos de voz tenían más probabilidades de ser malinterpretados por Google Assistant. Esto pone de manifiesto la importancia de describir este tipo de errores en detalle, de manera que puedan ser evitados en futuros trabajos. En este estudio, por ejemplo, se produjo un error en el comando “Canción +” (sólo ocurrió una vez), diseñado para que la aplicación musical pasara a la siguiente canción. La frase que la interfaz BCI envió al asistente de voz fue “Ok Google, siguiente canción”; quizás una mejor especificación del contexto del comando podría ser la solución, por ejemplo, con “Ok Google, reproduce la siguiente canción en Spotify”.

En cuanto al tiempo de interacción con el sistema domótico, cabe mencionar dos aspectos. Por un lado, el tiempo necesario para realizar una selección no difiere especialmente de otros sistemas BCI basados en ERP visuales: 9,41 segundos. Por otro lado, hay que tener en cuenta el retraso añadido por el asistente virtual operado por voz: aunque es un tiempo variable que depende de factores externos (como el estado del *smartphone* que ejecuta el asistente o la carga de la red de datos), solía ser inferior a 10 segundos. Como ejemplo, a la orden “Ok Google [un segundo de pausa], reproduce música en Spotify”, el sistema tardaba nueve segundos en responder (incluyendo el tiempo empleado en poner en voz la frase) en condiciones medias.

4.2. Cuestionarios

De los trabajos comentados en la introducción (Tabla 1), sólo Corralejo et al. (2014), Kosmyna et al. (2016) y Chai et al. (2020) emplearon medidas subjetivas para evaluar la aplicación. Sin embargo, de estos tres estudios, sólo Chai et al. (2020) utilizó un cuestionario estandarizado (NASA-TLX) que permitiría contextualizar nuestro trabajo actual, ya que en Corralejo et al. (2014) y Kosmyna et al. (2016) sólo se utilizaron ítems *ad hoc*. También conviene tener en cuenta que nuestro trabajo anterior, Velasco-Álvarez et al. (2021), utilizó el control por voz y empleó los mismos cuestionarios que el presente estudio, lo que facilita enormemente la comparación.

4.2.1. System usability scale.

Las puntuaciones del SUS obtenidas para la aplicación fueron muy positivas. Se obtuvo una puntuación de $88,18 \pm 7,67$ puntos en la medida de usabilidad global, donde 70 es el umbral para considerar como aceptable un sistema según Bangor et al. (2008). Ninguno de los participantes obtuvo una puntuación inferior a este umbral. Las puntuaciones medias en cada subdimensión también fueron adecuadas: todas las subdimensiones negativas se puntuaron entre 1,27 y 2 puntos, y las positivas entre 4,36 y 4,82 puntos. Estos resultados sólo pueden contextualizarse con los obtenidos en nuestro trabajo anterior, Velasco-Álvarez et al. (2021). La puntuación de usabilidad fue ligeramente más positiva en el presente trabajo, ya que la usabilidad global en nuestro

trabajo anterior fue de $82,5 \pm 15,63$ puntos. Por lo tanto, parece que los usuarios valoraron esta aplicación, relacionada con el control domótico, como más usable en comparación con otra centrada en el envío de mensajes de texto. También es destacable que en este trabajo pudimos utilizar lo aprendido y lo sugerido por los participantes en nuestro estudio anterior para mejorar el sistema (p. ej., añadiendo opciones propuestas por los propios participantes, el uso de imágenes para la estimulación en lugar de resaltar letras y el uso de comandos de voz que fueran fácilmente interpretados por Google Assistant).

4.2.2. Raw NASA-TLX.

En cuanto a la carga de trabajo, y considerando los trabajos relacionados con el control domótico BCI de Chai et al. (2020) y Velasco-Álvarez et al. (2021), el presente trabajo ha arrojado una valoración positiva de la aplicación. La puntuación media de la carga de trabajo total dada por los participantes fue de $22,92 \pm 12,37$ puntos. Además, las puntuaciones de las diferentes subdimensiones tuvieron una media de entre 5 y 30,91 puntos. El estudio de Chai et al. (2020) utilizó señales de SSVEP y electromiografía (EMG) para el control de los siguientes dispositivos: silla de ruedas, cama de hospital, televisor, teléfono, cortinas y luces. Este trabajo previo sólo informó de las subdimensiones del cuestionario, en lugar de añadir también la carga de trabajo total. Los resultados obtenidos por Chai et al. (2020) muestran una tendencia similar a nuestro trabajo actual ya que todas sus subdimensiones ofrecieron una puntuación entre los 20 y los 40 puntos, a excepción de la variable rendimiento, que presentó una puntuación aproximada de 77 puntos (frente a nuestros $18,18 \pm 12,30$ puntos). Una comparación del presente trabajo con nuestro trabajo anterior en Velasco-Álvarez et al. (2021) indica que se obtuvieron puntuaciones medias más bajas para cada subdimensión en el presente estudio (de 5 a 33 puntos en el presente trabajo; de 21 a 78 puntos en Velasco-Álvarez et al. (2021)). Este hecho queda reflejado en la carga de trabajo total obtenida, que fue de $31,55 \pm 17,44$ puntos en Velasco-Álvarez et al. (2021), mientras que en el presente trabajo ha sido de $22,92 \pm 12,37$ puntos.

4.2.3. Cuestionario ad hoc.

Gracias al cuestionario *ad hoc*, se extrajeron varios puntos interesantes que deberían tenerse en cuenta en futuras propuestas. Cabe destacar que varios participantes consideraron el sistema útil y fácil de usar. Sin embargo, algunos usuarios lo consideraron lento y señalaron que el uso del gel era molesto. La velocidad del sistema podría mejorarse permitiendo un *accuracy* aceptable a partir de un menor número de secuencias, o reduciendo el número de elementos disponibles en los diferentes menús configurados con la herramienta UMA-BCI Speller. El problema del uso de gel podría solucionarse mediante la utilización de, por ejemplo, electrodos semisecos, los cuales podrían ser más adecuados para un uso cotidiano del sistema (Li et al., 2020). En cuanto a las demás aplicaciones y dispositivos sugeridos por los participantes, la mayoría de las sugerencias podrían implementarse con relativa facilidad a través de la interfaz (p. ej., programar una alarma o controlar un televisor inteligente). Como se ha mencionado anteriormente, el uso de Google Assistant para controlar dispositivos y aplicaciones a través de comandos de voz está muy extendido, y sería sencillo añadir los comandos deseados a la interfaz de UMA-BCI Speller.

4.3. Limitaciones y futuros trabajos

El presente trabajo posee ciertas limitaciones que deben ser consideradas para especificar el impacto real de los resultados obtenidos. La principal limitación del estudio puede recaer en la ausencia de pruebas con los potenciales usuarios de estas aplicaciones: pacientes y cuidadores. Por tanto, el presente trabajo supone un estudio de viabilidad o prueba de concepto con un resultado positivo, pero que se encuentra pendiente de validación para su aplicación asistencial a pacientes. Por otro lado, aunque el objetivo del trabajo era evaluar el empleo de comandos de voz construidos con una BCI para ser interpretados por un asistente virtual, otros aspectos relativos al rendimiento podrían haber sido optimizados. Por ejemplo, nuestra propuesta ha empleado los softwares BCI2000 y UMA-BCI Speller, herramientas de un relativo fácil uso pero con ciertas limitaciones en su configuración. Algunas de estas limitaciones podrían ir desde el uso de algoritmos de clasificación más eficientes que reduzcan el tiempo de calibración necesario para empezar a controlar el sistema (Lotte et al., 2018) hasta el uso de paradigmas de presentación más complejos (p. ej., Ryan et al. (2018)). Por otro lado, a pesar de la fácil personalización de la interfaz y el conjunto de dispositivos a controlar (p. ej., una televisión, una radio o una cama articulada), todos los usuarios han empleado la misma configuración de interfaz visual y dispositivos (Figura 1). Por tanto, sería interesante que futuras propuestas pusieran a prueba esta adaptación a las necesidades específicas de los usuarios y a los diferentes dispositivos que tienen presentes en su entorno. Finalmente, otro aspecto que debe ser considerado por futuros trabajos podría ser el *hardware* empleado, con el objetivo de desarrollar dispositivos portátiles de bajo coste económico y que, además, no requieran conocimientos técnicos para su uso.

5. Conclusiones

En este trabajo se ha presentado un procedimiento que permite controlar un sistema domótico a través de la actividad cerebral de un usuario. Se ha demostrado que es posible implementar una BCI para el control de diversos dispositivos y aplicaciones sin necesidad de elevados conocimientos técnicos, de forma flexible y que, por tanto, puede adaptarse a las necesidades de un usuario. En general, resulta complejo adaptar un sistema BCI para el control de dispositivos y aplicaciones externas. Sin embargo, el control por voz es cada vez más común en los dispositivos comerciales. Por lo tanto, la idea de esta propuesta facilita el trabajo a la hora de incorporar nuevos dispositivos al sistema BCI, siempre y cuando estos dispositivos hayan sido configurados de fábrica para ser controlados a través de comandos de voz. Además, el *software* UMA-BCI Speller ha demostrado ser una herramienta útil y adecuada para controlar numerosos dispositivos del entorno mediante la construcción de comandos de voz. En definitiva, la prueba de viabilidad del sistema presentado ha mostrado resultados positivos que permiten continuar su desarrollo de cara a mejorar la calidad de vida de aquellos pacientes con las capacidades motoras severamente afectadas.

Agradecimientos

Este trabajo es parte del proyecto SICODIS (PID2021-127261OB-I00), que ha sido financiado conjuntamente por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades (MCIU), la Agencia Estatal de Investigación (AEI), el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER) y la Universidad de Málaga (UMA). Además, los autores quieren agradecer a todos los participantes su colaboración.

Referencias

- Allison, B. Z., Kübler, A., & Jin, J. (2020). 30+ years of P300 brain-computer interfaces. *Psychophysiology*, 57(7), 1–18. <https://doi.org/10.1111/psyp.13569>
- Aydın, E. A., Bay, Ö. F., & Güler, İ. (2016). Implementation of an Embedded Web Server Application for Wireless Control of Brain Computer Interface Based Home Environments. *Journal of Medical Systems*, 40(1), 1–10. <https://doi.org/10.1007/s10916-015-0386-0>
- Bangor, A., Kortum, P. T., & Miller, J. T. (2008). An empirical evaluation of the system usability scale. *International Journal of Human-Computer Interaction*. <https://doi.org/10.1080/10447310802205776>
- Brooke, J. (1996). SUS - A quick and dirty usability scale. *Usability Evaluation in Industry*, 189(194), 4–7. <https://doi.org/10.1002/hbm.20701>
- Chai, X., Zhang, Z., Guan, K., Lu, Y., Liu, G., Zhang, T., & Niu, H. (2020). A hybrid BCI-controlled smart home system combining SSVEP and EMG for individuals with paralysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, 56, 101687. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101687>
- Corralejo, R., Nicolás-Alonso, L. F., Álvarez, D., & Hornero, R. (2014). A P300-based brain-computer interface aimed at operating electronic devices at home for severely disabled people. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 52(10), 861–872. <https://doi.org/10.1007/s11517-014-1191-5>
- Fernández-Rodríguez, Á., Medina-Julíá, M. T., Velasco-Álvarez, F., & Ron-Angevin, R. (2021). Different effects of using pictures as stimuli in a P300 brain-computer interface under rapid serial visual presentation or row-column paradigm. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 59(4), 869–881. <https://doi.org/10.1007/s11517-021-02340-y>
- Furdea, A., Halder, S., Krusienski, D. J., Bross, D., Nijboer, F., Birbaumer, N., & Kübler, A. (2009). An auditory oddball (P300) spelling system for brain-computer interfaces. *Psychophysiology*, 46(3), 617–625. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.2008.00783.x>
- Hart, S. G. (2006). Nasa-Task Load Index (NASA-TLX); 20 Years Later. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 50(9), 904–908. <https://doi.org/10.1177/154193120605000909>
- Hart, S. G., & Staveland, L. E. (1988). Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of Empirical and Theoretical Research. In *Advances in Psychology* (Vol. 52, Issue C, pp. 139–183). [https://doi.org/10.1016/S0166-4115\(08\)62386-9](https://doi.org/10.1016/S0166-4115(08)62386-9)
- Hsieh, K. L., Sun, K. T., Yeh, J. K., & Pan, Y. U. (2017). Home care by auditory Brain Computer Interface for the blind with severe physical disabilities. *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Applied System Innovation: Applied System Innovation for Modern Technology, ICASI 2017*, 527–530. <https://doi.org/10.1109/ICASI.2017.7988473>
- Jin, J., Chen, Z., Xu, R., Miao, Y., Wang, X., & Jung, T. P. (2020). Developing a Novel Tactile P300 Brain-Computer Interface with a Cheeks-Stim Paradigm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 67(9), 2585–2593. <https://doi.org/10.1109/TBME.2020.2965178>
- Jin, J., Li, S., Daly, I., Miao, Y., Liu, C., Wang, X., & Cichocki, A. (2020). The Study of Generic Model Set for Reducing Calibration Time in P300-Based Brain-Computer Interface. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 28(1), 3–12. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2019.2956488>
- Kosmyna, N., Tarpin-Bernard, F., Bonnefond, N., & Rivet, B. (2016). Feasibility of BCI control in a realistic smart home environment. *Frontiers in Human Neuroscience*, 10(August), 10. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2016.00416>
- Kubler, A., Neumann, N., Kaiser, J., Kotchoubey, B., Hinterberger, T., & Birbaumer, N. P. (2001). Brain-computer communication: Self-regulation of slow cortical potentials for verbal communication. *Archives of*

- Physical Medicine and Rehabilitation*, 82(11), 1533–1539. <https://doi.org/10.1053/apmr.2001.26621>
- Labib, F. E. Z. M., Fouad, I. A., Mabrouk, M. S., & Sharawy, A. A. (2020). MULTIPLE CLASSIFICATION TECHNIQUES TOWARD A ROBUST and RELIABLE P300 BCI SYSTEM. *Biomedical Engineering - Applications, Basis and Communications*, 32(2), 1–12. <https://doi.org/10.4015/S1016237220500106>
- Li, G. L., Wu, J. T., Xia, Y. H., He, Q. G., & Jin, H. G. (2020). Review of semi-dry electrodes for EEG recording. *Journal of Neural Engineering*, 17(5). <https://doi.org/10.1088/1741-2552/abbd50>
- Liu, Y., Liu, Y., Tang, J., Yin, E., Hu, D., & Zhou, Z. (2020). A self-paced BCI prototype system based on the incorporation of an intelligent environment-understanding approach for rehabilitation hospital environmental control. *Computers in Biology and Medicine*, 118(January), 103618. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.103618>
- Lotte, F., Bougrain, L., Cichocki, A., Clerc, M., Congedo, M., Rakotomamonjy, A., & Yger, F. (2018). A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces: A 10 year update. *Journal of Neural Engineering*, 15(3). <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aab2f2>
- Lu, Z., Li, Q., Gao, N., Yang, J., & Bai, O. (2019). Happy emotion cognition of bimodal audiovisual stimuli optimizes the performance of the P300 speller. *Brain and Behavior*, September, 1–13. <https://doi.org/10.1002/brb3.1479>
- Medina-Juliá, M. T., Fernández-Rodríguez, Á., Velasco-Álvarez, F., & Ron-Angevin, R. (2020). P300-Based Brain-Computer Interface Speller: Usability Evaluation of Three Speller Sizes by Severely Motor-Disabled Patients. *Frontiers in Human Neuroscience*, 14(October), 1–10. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2020.583358>
- Nicolas-Alonso, L. F., & Gomez-Gil, J. (2012). Brain computer interfaces, a review. *Sensors*, 12(2), 1211–1279. <https://doi.org/10.3390/s120201211>
- Park, S., Cha, H. S., & Im, C. H. (2019). Development of an Online Home Appliance Control System Using Augmented Reality and an SSVEP-Based Brain-Computer Interface. *IEEE Access*, 7, 163604–163614. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2952613>
- Ryan, D. B., Colwell, K. A., Throckmorton, C. S., Collins, L. M., Caves, K., & Sellers, E. W. (2018). Evaluating Brain-Computer Interface Performance in an ALS Population: Checkerboard and Color Paradigms. *Clinical EEG and Neuroscience*, 49(2), 114–121. <https://doi.org/10.1177/1550059417737443>
- Saha, S., Mamun, K. A., Ahmed, K., Mostafa, R., Naik, G. R., Darvishi, S., Khandoker, A. H., & Baumert, M. (2021). Progress in Brain Computer Interface: Challenges and Opportunities. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 15(February), 1–20. <https://doi.org/10.3389/fnsys.2021.578875>
- Schalk, G., McFarland, D. J., Hinterberger, T., Birbaumer, N., & Wolpaw, J. R. (2004). BCI2000: A general-purpose brain-computer interface (BCI) system. In *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* (Vol. 51, Issue 6, pp. 1034–1043). <https://doi.org/10.1109/TBME.2004.827072>
- Shivappa, V. K. K., Luu, B., Solis, M., & George, K. (2018). Home automation system using brain computer interface paradigm based on auditory selection attention. *I2MTC 2018 - 2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference: Discovering New Horizons in Instrumentation and Measurement, Proceedings*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/I2MTC.2018.8409863>
- Sun, K. T., Hsieh, K. L., & Syu, S. R. (2020). Towards an accessible use of a brain-computer interfaces-based home care system through a smartphone. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2020, 16–18. <https://doi.org/10.1155/2020/1843269>
- Townsend, G., LaPallo, B. K., Boulay, C. B., Krusienski, D. J., Frye, G. E., Hauser, C. K., Schwartz, N. E., Vaughan, T. M., Wolpaw, J. R., & Sellers, E. W. (2010). A novel P300-based brain-computer interface stimulus presentation paradigm: Moving beyond rows and columns. *Clinical Neurophysiology*, 121(7), 1109–1120. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2010.01.030>
- Utsumi, K., Takano, K., Okahara, Y., Komori, T., Onodera, O., & Kansaku, K. (2018). Operation of a P300-based braincomputer interface in patients with Duchenne muscular dystrophy. *Scientific Reports*, 8(1), 4–11. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-20125-6>
- Velasco-Álvarez, F., Fernández-Rodríguez, Á., Vizcaíno-Martín, F.-J., Díaz-Estrella, A., & Ron-Angevin, R. (2021). Brain-Computer Interface (BCI) Control of a Virtual Assistant in a Smartphone to Manage Messaging Applications. *Sensors*, 21(11). <https://doi.org/10.3390/s21113716>
- Velasco-Álvarez, F., Sancha-Ros, S., García-Garaluz, E., Fernández-Rodríguez, Á., Medina-Juliá, M. T. T., & Ron-Angevin, R. (2019). UMA-BCI Speller: an Easily Configurable P300 Speller Tool for End Users. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 172, 127–138. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.02.015>
- Wolpaw, J. R., Ramoser, H., McFarland, D. J., & Pfurtscheller, G. (1998). EEG-based communication: Improved accuracy by response verification. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 6(3), 326–333. <https://doi.org/10.1109/86.712231>
- Wolpaw, Jonathan R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. M. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 113(6), 767–791. [https://doi.org/10.1016/S1388-2457\(02\)00057-3](https://doi.org/10.1016/S1388-2457(02)00057-3)