

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

CREACIÓN DE UN MODELO DE INTERFAZ CEREBRO- COMPUTADORA (BCI) BASADA EN SEÑALES POTENCIALES VISUALMENTE EVOCADOS EN ESTADO ESTACIONARIO (SSVEP) PARA APLICACIONES DE RÁPIDA RESPUESTA

**PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN
SISTENAS INFORMÁTICOS Y DE COMPUTACIÓN**

JOSÉ LUIS MURILLO LÓPEZ

jose.murillo01@epn.edu.ec

DIRECTOR: PhD. SANG GUUN YOO

sang.yoo@epn.edu.ec

Quito, mayo 2021

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por **José Luis Murillo López**, bajo mi supervisión.

Sang Guun Yoo, Ph.D.
DIRECTOR DE PROYECTO

DECLARACIÓN

Yo **José Luis Murillo López**, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

A través de la presente declaración cedo mis derechos de propiedad intelectual correspondientes a este trabajo, a la Escuela Politécnica Nacional, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.



José Luis Murillo López

DEDICATORIA

A quien en vida fue un padre para mí, abuelito no dudes que llevo tus enseñanzas cada día conmigo y siempre tratare de recompensar tu confianza, entrega y cariño buscando ser la mejor versión de mí mismo.

AGRADECIMIENTO

A mi familia en general, que siempre ha creído en mí, me ha apoyado y me ha motivado a cumplir mis metas. A mi mamá por todo lo que me ha enseñado y por el ejemplo de persona luchadora que ha sido para mí. A mi hermana que siempre ha estado ahí para ayudarme, aconsejarme y para reírnos con cada ocurrencia e idea loca. A mi ñaña Jaqui por toda su preocupación, cariño y ayuda. A mi mami Jenny por todo su cariño y por haberme cuidado siempre. A todas ustedes les debo más de lo que nunca podré pagar y les estoy eternamente agradecido por todo.

A Johanna Cerezo, mi amiga y compañera de investigación, cuyo aporte en este trabajo fue incomparable. Le agradezco cada momento de ayuda y apoyo que me ha brindado, no solo durante el desarrollo de este trabajo.

A mis amigos por cada momento que compartieron conmigo y que hicieron que mi experiencia en la universidad sea realmente inolvidable. No duden que significan mucho para mí y haría cualquier cosa por ustedes.

A Sang Guun Yoo, mi tutor y profesor, a quien admiro y agradezco por siempre compartir su conocimiento, consejos y tiempo; además de siempre encontrar la forma de hacerme soñar e inspirarme a ser mejor. Y al que agradezco la oportunidad de formar parte del laboratorio de investigación SmartLab, una experiencia invaluable.

La universidad fue un largo camino en el que conocí gente increíble, aprendí mucho no solo en las aulas sino también de estas personas. Aun cuando no lo supieran o, aunque no tengamos una relación especialmente cercana, cada momento fue especial y lo atesoro con mucho cariño. Quiero agradecerles por ello y espero poder conservar ese vínculo.

Finalmente, a quienes en medio de tanto caos supieron darme parte de su tiempo y ayudarme a completar la fase de pruebas de este trabajo.

Gracias totales, a todos ustedes los aprecio más de lo que he expresado o podré expresar.

CONTENIDO

Resumen	1
Abstract	
1 Introducción	3
1.1. Hipótesis	4
1.2. Objetivo General	4
1.3. Objetivos Específicos	4
2 Marco Teórico	5
2.1. Estudio del arte.....	7
3 Metodología	10
3.1. Ambiente de experimentación	11
3.1.1. Las frecuencias de estímulo	13
3.1.2. El origen de estímulo	14
3.1.3. El color y la luminosidad del estímulo	14
3.1.4. La luz difusa.....	16
3.1.5. Tamaño del estímulo	16
3.1.6. Número de estímulos simultáneos.....	16
4 Resultados Y Discusión	18
4.1. Resultados	18
4.1.1. Las frecuencias de estímulo	18
4.1.2. El origen del estímulo	18
4.1.3. El color y la luminosidad del estímulo	19
4.1.4. La luz difusa.....	21
4.1.5. El tamaño del estímulo.....	22
4.1.6. El número de estímulos simultáneos.....	23
4.2. Discusión	26
5 Conclusiones	28
6 Referencias Bibliográficas	29
7 Anexos	I
7.1. Anexo I. Carta de envío del artículo a la conferencia.....	I
7.2. Anexo II. Artículo científico.....	II

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama de flujo del Algoritmo de Control de Respuestas.....	12
Figura 2. Arquitectura general del sistema	13
Figura 3. Precisión de clasificación del sistema en función de la frecuencia del estímulo usando un LED como fuente generadora del estímulo.....	18
Figura 4. Precisión de clasificación del sistema en función de la frecuencia del estímulo usando una pantalla LCD como fuente generadora del estímulo.	19
Figura 5. Precisión lograda con estímulos generados por un diodo LED de diferentes colores y en intensidades alta y baja.	21
Figura 6. Precisión lograda con estímulos grandes generados por un diodo LED con un filtro difusor de diferentes colores.	22
Figura 7. Precisión lograda con estímulos grandes generados por un diodo LED con un filtro difusor de diferentes colores.	23
Figura 8. Diseño de la tabla de estímulos para los BCIs.	24
Figura 9. Precisión por estímulo de los sistemas BCIs basados en SSVEPs creados en este estudio.	25

INDICE DE TABLAS

Tabla 1. Factores relacionados al estímulo en un sistema BCI basado en SSVEP.	8
Tabla 2. Valores de luminosidad por color medidos al 100% del ciclo de trabajo.	15
Tabla 3. Valores de ciclo de trabajo por color necesarios para alcanzar una luminosidad de 6 lux.	15
Tabla 4. Valores de ciclo de trabajo por color necesarios para alcanzar una luminosidad de 27 lux.	15
Tabla 5. Precisión promedio obtenida por los BCIs con los dos algoritmos usados en este experimento.	25

RESUMEN

Se ha probado que las características del estímulo pueden influenciar la fuerza con la que se manifiesta la respuesta SSVEP en el cerebro, aunque no suele ser considerado en otros trabajos. En este estudio se ha decidido probar algunas de estas características (frecuencia, origen, color, luminosidad y tamaño) usando una metodología cíclica que nos permita comparar los mejores resultados que genera cierta característica con los cambios que supone combinarla o no con otra característica. Buscando de esta manera la combinación de características del estímulo que pueden ayudar a implementar un sistema óptimo. Esta comparación se hizo con los resultados de usar CCA y un algoritmo basado en CCA para la clasificación. En los experimentos llevados a cabo se destacaron estímulos de 7 a 10 Hz, circulares, de 2.5 cm de radio, de color blanco, generados por un LED y con un filtro difusor con el que llega a una luminosidad de 6 lux. Con estos estímulos se logró construir BCIs de hasta 4 estímulos simultáneos con una precisión mayor al 82% y un tiempo de respuesta de 0.5s, así como BCIs de hasta 7 estímulos simultáneos con una precisión mayor al 90% y un tiempo de respuesta de 2.5s.

Palabras Clave: Brain Computer Interface, Steady State Visually Evoked Potentials, características del estímulo, respuesta SSVEP, CCA, EEG.

ABSTRACT

It has been proven that the characteristics of the stimulus can influence the strength of the SSVEP response in the user. However, a complete study of the influence of different characteristics was not considered in previous works. In this study, we have decided to test the most important characteristics of a visual stimulus that can affect the results of a BCI system based on SSVEP i.e., frequency, type of light source, color, illuminance, and size. For the present study, we have used a cyclic methodology called action research that allows us to perform different experiments to compare the best results generated by a certain characteristic of a visual stimulus and combine it with other characteristics, finding in this way, the optimal combination of stimulus' characteristics that can allow to implement a more precise BCI system. For the experimentation, we have used the CCA algorithm and a new algorithm which we have called RCA for signal classification. The experiments' results indicated that a white color circular visual stimulus of 7 to 10 Hz generated by an LED with a diffuser filter reaching 6 lux delivered the best SSVEP responses. With this combination of characteristics, it was possible to build different BCI prototypes having up to 4 simultaneous stimuli with a precision higher than 82% and a response time of 0.5s. In a similar way, it was also possible to simulate BCI systems of up to 7 simultaneous stimuli with a precision higher than 90% and a response time of 2.5s.

Keywords: Brain Computer Interface, Steady State Visually Evoked Potentials, stimulus characteristics, SSVEP response, CCA, EEG

1 INTRODUCCIÓN

Las Interfaces Cerebro-Computador (BCIs) son una tecnología que permite una conexión directa entre el Sistema Nervioso Central de una persona y cualquier dispositivo externo [1]. Es decir que es una tecnología que hace posible el control de dispositivos usando ondas cerebrales. Esta es una nueva tecnología de Comunicación Alternativa y Aumentativa (AAC) que a diferencia de otras no requiere ningún esfuerzo muscular voluntario y por lo tanto es muy útil para personas con discapacidades motoras graves [2]. Para implementar un BCI, es necesario abarcar las siguientes etapas: la adquisición de señales cerebrales, el procesamiento de las señales adquiridas, la clasificación de estas señales en comandos de operación y finalmente la ejecución de estos comandos [1].

La adquisición de ondas cerebrales es indispensable para la implementación de un sistema BCI, por lo que se han desarrollado una gran cantidad de técnicas para lograrlo. De manera general, esta tecnología ha sido clasificado en técnicas invasivas y no invasivas [3]. Las técnicas invasivas utilizan electrodos que son colocados mediante una cirugía, llamada craneotomía, las cuales están en contacto directo con el cerebro. Los ejemplos más destacables de técnicas invasivas son el Electrocorticograma (ECoG), que es cuando los electrodos son colocados en la superficie del córtex; y el Registro de Neuronas Intracorticales (INR), que es cuando estos electrodos sí penetran el tejido cerebral [4]. Al no tener que lidiar con la impedancia de la piel estos electrodos pueden obtener señales de alta calidad y de cualquier zona del cerebro.

Las técnicas no invasivas, en cambio, no utilizan implantes quirúrgicos ni requieren de ninguna cirugía. Entre estas técnicas, se destacan la electroencefalografía (EEG), que requiere de electrodos sobre la piel para captar la actividad eléctrica de la corteza cerebral; la Magnetoencefalografía (MEG) que usa dispositivos de interferencia cuántica superconductores para medir los campos magnéticos producidos por la actividad eléctrica del cerebro; la Resonancia Magnética Funcional (fMRI) que mide la actividad neuronal en el cerebro detectando los cambios en el nivel de sangre durante tareas específicas; el Infrarrojo Cercano Funcional (fNIR) que mide los cambios en el nivel de oxígeno de la sangre causados por el aumento de la actividad neuronal en el cerebro; y la Tomografía por Emisión de Positrones (PET) que mide la actividad cerebral de forma indirecta mediante la detección de la actividad metabólica [5]. Estas técnicas suelen ser más seguras y fáciles de implementar, pero la señal tiende a llenarse de artefactos e incluso necesita de un amplificador para ser correctamente medida en algunos casos.

De entre las técnicas no invasivas, EEG es el más estudiado debido a que brinda respuestas más rápidas, requiere de equipamiento menos costoso y es más sencillos de implementar [6]. Además, es la técnica que más patrones de señales cerebrales cubre, siendo las más usadas: el P300 que es un *Event-Related Potential* (ERP) que presenta picos de 300 ms en respuesta a estímulos del paradigma “odball”; *Slow Cortical Potentials* (SCPs) que son los cambios en el nivel de polarización de las neuronas generados al estar en un estado de agitación o calma; *Steady-State Visual Evoked Potentials* (SSVEPs) que genera actividad cerebral que imita la frecuencia a la que un estímulo visual está parpadeando; y *Sensorimotor Rhythms* (SMRs) que son patrones asociados al movimiento, sea ejecutado o imaginario [4].

De entre estos patrones, SSVEP es el que está ganando más popularidad en los últimos años. Esto puede deberse a que es el que provee la comunicación más rápida y confiable de entre todos los otros patrones [4]. Además, es fácil de implementar ya que requiere de periodos de entrenamientos muy cortos o nulos y necesita muy pocos electrodos para empezar a funcionar [7]. En un BCI basado en SSVEP la precisión de clasificación está relacionada con la fuerza de la respuesta SSVEP, relación Señal-Ruido (SNR) y las diferentes propiedades del estímulo [8]. Existen muchos estudios que han conseguido implementar exitosamente BCIs basados en SSVEP mejorando el SNR o ajustando un algoritmo de clasificación a la respuesta SSVEP. Pero hay muy pocos trabajos que se enfocan en las diferentes propiedades del estímulo. Ante esta situación, este trabajo se ha motivado en realizar un análisis de como las diferentes propiedades podrían mejorar la efectividad del SSVEP y con ello permitir la implementación de un BCI basado en SSVEP, que se beneficie de estos resultados más efectivos.

1.1. Hipótesis

Los factores relacionados a la generación de estímulos afectan a los resultados de la detección de respuestas SSVEP en un modelo de BCI.

1.2. Objetivo General

Crear un modelo de Interfaz Cerebro-Computadora basada en señales SSVEP mediante el análisis de diferentes características de los estímulos para aplicaciones de rápida respuesta.

1.3. Objetivos Específicos

- Determinar las características del estímulo visual utilizados más frecuentemente que podrían afectar a la detección de respuestas SSVEP.
- Realizar pruebas a una población de estudio variando las distintas características de los estímulos.
- Comparar las variaciones en los resultados de clasificación de las respuestas SSVEP en los distintos escenarios de experimentación generados en base a las diferentes características de los estímulos.

2 MARCO TEÓRICO

Para el año 1800, el médico y neuroanatomista Franz Joseph Gall había propuesto algunas ideas radicales para su tiempo, una de ellas fue que el cerebro es el órgano de la mente y que, a pesar de ser un solo órgano, funciona como si fuera un sistema de muchos órganos [9]. Esto argumentando que diferentes zonas de la corteza cerebral se encargan de distintas funciones específicas; llegó a numerar 27 de estas zonas asociadas todas a una facultad mental. Las técnicas de imagen radiográfica actuales han permitido ver estas zonas en una persona viva, así como obtener lecturas de la actividad cerebral de una persona al realizar tareas específicas [10]. No solo han confirmado la existencia de estas zonas en la corteza cerebral, hoy categorizadas como lóbulos cerebrales, sino también que estas se especializan en distintas funciones, debido a que la actividad cerebral generada al realizar una tarea implica una respuesta y una zona específica del cerebro. La idea de Gall es hoy en día una de las piedras angulares de la neurociencia moderna.

Esta idea ha cambiado la forma en que se estudia el cerebro, mejorando el entendimiento que se tiene de su funcionamiento y ha permitido la aparición de nuevas formas de aprovechar este conocimiento. Y una de ellas son las Interfaces Cerebro-Computador (BCI), una tecnología que permite una conexión directa entre el Sistema Nervioso Central (CNS) de una persona y cualquier dispositivo externo [1]. Normalmente, la actividad cerebral del CNS se produce por alguna actividad, como el tacto, o genera alguna salida natural, como el movimiento. La idea de un BCI es transformar la actividad del CNS en salidas artificiales que replacen, restauren, potencien, complementen o mejoren las salidas naturales. El estudio masivo de los BCIs como medio de comunicación del cerebro con su medio externo empezó en 1970 cuando la Agencia de Proyectos de Investigación Avanzados de Defensa de los Estados Unidos (DARPA) empezó un enorme programa de investigación en BCIs [11]. Aunque no fue hasta 1976 que Jacques J. Vidal consiguió la primera evidencia de que mediante un BCI las ondas cerebrales se comunican con dispositivos externos.

Para implementar un sistema BCI, es necesario abarcar las siguientes etapas: adquisición de señales, extracción de características, traducción de características y comandos de salida [1]. La adquisición de señales se refiere al proceso de obtener la señal cerebral y amplificarla o remover el ruido que contenga de ser necesario, obteniendo una versión digitalizada de la señal. La extracción de características usa esta señal para aislar componentes únicos de la señal que se relacionen fuertemente con la intención del usuario. La traducción de características usa estos componentes para escoger el comando de operación que se va a ejecutar. Y el comando de salida se refiere a la aplicación que se le va a dar al sistema BCI que puede ser para rehabilitación, asistencia médica o control de tecnologías de Comunicación Alternativa y Aumentativa, vehículos, robots, dispositivos del hogar [7].

Por lo tanto, el punto de partida al implementar un sistema BCI es la adquisición de señales desde el CNS. El CNS es la parte del Sistema Nervioso conformada principalmente por la médula espinal y el cerebro [10]. Con este fin se han desarrollado una gran cantidad de técnicas de adquisición, que capturan distintas señales, de distintas partes del CNS y

usando diferente equipo. De manera general se podría clasificar estas técnicas en invasivas y no invasivas [3].

Las técnicas no invasivas son las técnicas que usan cierta variedad de equipo para adquirir las señales, pero todos tienen en común que no requieren de ningún procedimiento quirúrgico y pueden ser fácilmente removidos del usuario [1]. Estas técnicas suelen ser más seguras y fáciles de implementar, pero la señal tiende a llenarse de artefactos e incluso necesita de un amplificador para ser correctamente medida en algunos casos

Entre las técnicas no invasivas, se destacan la electroencefalografía (EEG), la magnetoencefalografía (MEG), la Resonancia Magnética Funcional (fMRI), el Infrarrojo Cercano Funcional (fNIR) y la Tomografía por Emisión de Positrones (PET) [5]. EEG es el método más usado entre todos los estudios de BCI [4]; mide la actividad eléctrica de la corteza cerebral por medio de electrodos que se colocan sobre la piel. El resto de los métodos mencionados no usan electrodos, MEG usa enormes dispositivos de interferencia cuántica superconductores (SQUIDs) para medir los campos magnéticos producidos por la actividad eléctrica del cerebro. Mientras que los restantes, de hecho, no miden la actividad cerebral directamente; fMRI mide la actividad neuronal en el cerebro detectando los cambios en el nivel de sangre durante tareas específicas; fNIR mide los cambios en el nivel de oxígeno de la sangre causados por el aumento de la actividad neuronal en el cerebro; y PET mide la actividad cerebral mediante la detección de la actividad metabólica [5].

Las técnicas invasivas son las técnicas que utilizan electrodos que son colocados directamente en contacto con el tejido cerebral, al no tener que lidiar con la impedancia de la piel estos electrodos pueden obtener señales de alta calidad y estas señales se obtienen de cualquier zona del cerebro [1]. Sin embargo, la colocación de estos electrodos requiere de un procedimiento quirúrgico llamado craneotomía que podría ser peligroso para el usuario y no ha sido probado en largas sesiones de adquisición de señales [3]. Por estos motivos el número de estudios que usan técnicas invasivas es menor en comparación a las técnicas no invasivas.

Los ejemplos más destacados de técnicas invasivas son el Electrocorticograma (ECoG) y el Registro de Neuronas Intracorticales (INR) [4]. ECoG es considerado el EEG invasivo y usa electrodos que son colocados en la superficie de la corteza cerebral para medir la actividad eléctrica del cerebro [1]. Al estar tan cerca del cerebro puede obtener mejor información de una mayor cantidad de neuronas cercanas, sin llegar a dañar ninguna neurona ya que no penetra el tejido cerebral [3]. INR también mide la actividad eléctrica del cerebro, sin embargo, sus electrodos sí penetran la materia gris del cerebro [4]. Estos electrodos llegan a tener un nivel de precisión tan alto que pueden ser configurados para adquirir información de una sola neurona. A pesar de la gran precisión, al INR se le atribuyen la mayoría de las desventajas y peligros de las técnicas no invasivas, como el desgaste del electrodo con el tiempo, el daño tisular, el cuerpo rechazando los electrodos o el movimiento de los electrodos en el cerebro [12].

Para la extracción de características, hay que considerar la idea de Gall, es decir que cada zona del cerebro reacciona o se encarga de un estímulo. Por ello, se han desarrollado patrones para categorizar las señales cerebrales y cómo se generan. Las más usadas son: P300, *Slow Cortical Potentials* (SCPs), *Steady-State Evoked Potentials* (SSEP), y *Sensorimotor Rhythms* (SMRs). P300 es un *Event-Related Potential* (ERP) en el que se generan picos de 300 ms en el cerebro en respuesta a identificar la ocurrencia de acciones

distintas que se presentan en medio de un conjunto de acciones iguales, a esto se le ha llamado el paradigma *odball* [13]. Los SCPs son los cambios en el nivel de polarización de las neuronas generados al estar en un estado de agitación (polaridad negativa) o calma (polaridad positiva). Los SSEPs generan actividad cerebral que imita la frecuencia a la que se presta atención a un estímulo en estado estacionario, es decir, de naturaleza vibratoria; este estímulo puede ser visual, auditivo o sensorial [4]. Los SMRs son patrones asociados al movimiento, sea ejecutado (*Motor Excution*) o imaginario (*Motor Imagery*).

De las técnicas de adquisición de señales antes mencionadas, EEG es la más estudiada debido a que cubre la mayor cantidad de patrones cerebrales existentes, haciendo posible usar todos los patrones antes mencionados. Además, brinda respuestas más rápidas, requiere de equipamiento menos costoso y es más sencillo de implementar [6]. Aunque los electrodos que se usan para EEG son más fáciles de colocar en el usuario, es importante remarcar como limitación que deben ser precisamente colocados (a veces usando pasta conductiva o gel abrasivo) y que al llegar a requerir de hasta más de 100 electrodos dependiendo del patrón de onda cerebral que se estudie, la colocación de los electrodos puede llegar a ser un proceso largo y tedioso [3]. De no ser correctamente colocados la calidad de la señal será muy mala, por ello para obtener lecturas consistentes de las diferentes regiones de la cabeza se ha establecido un estándar para la colocación de electrodos, llamado el Sistema Internacional 10-20 [6]. Cuyo nombre hace referencia a que los electrodos más usados se suelen posicionar a lo largo de la cabeza separados por un 10, 20, 20, 20, 20 y 10 % de la longitud de la cabeza.

Steady-State Visual Evoked Potentials (SSVEPs) es un tipo de SSEPs y es el patrón cerebral más usado en la actualidad [4]. Es un SSEP visual, es decir que genera una señal en el cerebro que imita la frecuencia a la que está parpadeando un estímulo visual cuando la persona se enfoca en este estímulo. Esta respuesta se genera principalmente en el lóbulo occipital del cerebro, y puede ser fácilmente adquirida e identificada haciendo uso de un único electrodo de EEG. Su popularidad ha crecido debido a que posee una alta Relación Señal-Ruido (SNR), las tasas de transferencia de información son las más altas, el entrenamiento para usarlo es mínimo y porque posee la ventaja de facilidad de uso [14].

2.1. Estudio del arte

De acuerdo con [15], las características del estímulo pueden tener una gran influencia en la respuesta SSVEP, por lo que deben ser cuidadosamente consideradas cuando se diseña un BCI basado en SSVEPs. Estas características son: el tipo del estímulo, la frecuencia de estímulo, el color de estímulo, el tamaño del estímulo, el número de estímulos simultáneos y la distancia entre los estímulos.

La frecuencia del estímulo se correlaciona generalmente con el número de estímulos simultáneos y éstos son los que mayormente se utilizan en las implementaciones de SSVEP. El estímulo parpadeante puede evocar una respuesta SSVEP en una variedad de amplitudes, clasificadas como frecuencias de banda baja (5-12Hz), banda media (12-25 Hz) y banda alta (25-50 Hz) [16]: siendo la banda baja y media las más usadas [15].

La mayoría de los estudios han analizado la influencia del color del estímulo, teniendo como componente común usar los colores primarios del modelo RGB (ver Tabla 1). En conjunto con los colores primarios, estos trabajos analizan el blanco y gris [17], el violeta [18], y el blanco y amarillo [19]. En todos son estos trabajos, se encontró que los colores primarios generaban peores resultados con relación a los colores adicionales que estudiaron. El nivel de luminosidad del estímulo no fue mencionado en estos trabajos, a excepción de [19] donde se usaron diferentes niveles de luminosidad para cada color, siendo los de los colores primarios los más bajos, lo cual pudo afectar sus resultados.

Además de usar estímulos monocromáticos, también se ha medido la influencia del color en estímulos cromáticos [20] i.e. estímulos que alternan dos colores en lugar de alternar el estado encendido/apagado. En este trabajo las combinaciones verde-rojo y verde-azul generaban los mejores resultados. Sin embargo, este trabajo no hace una comparación de sus resultados con estímulos monocromáticos.

El tamaño y la forma del estímulo fueron estudiados también en [19] llegando a la conclusión de que la precisión mejoraba mientras más grande era el estímulo. Adicionalmente, en [21], se estudió la influencia del tipo del estímulo encontrando que los *frosted* LED generaban las mejores respuestas SSVEP al tener cierto tipo de difusión.

Como podemos ver en los trabajos analizados, durante los últimos años, se han realizado el estudio de la influencia de las diferentes características a las respuestas SSVEP. Pero se han realizado por separado y se muestran resultados que estas proveen. En otras palabras, no existe un estudio estructurado en el que se analicen las características en conjunto, relacionándolas y usando los resultados para obtener una implementación de BCI completa y efectiva.

Tabla 1. Factores relacionados al estímulo en un sistema BCI basado en SSVEP.

Estudio	Frecuencia (Hz)	Origen	Tamaño	Color	Fondo	Luminosidad	Nro. De Estímulos
[20]	Bajo (< 12) Medio (12 - 30) Alto (> 30)	Diodo LED	-	Blanco-gris Verde-rojo Verde-azul	-	750 mcd 250 mcd	1
[17]	7.5, 8, 8.57, 9.23, 10, 10.9, 12, 13.33, 15, 17.14	LCD 120 Hz	-	Rojo Azul Verde Blanco Gris	Negro	-	5
[22]	6.32, 6.67, 7.06, 7.5, 8, 8.57, 9.23, 9.32, 10, 10.91	LCD 120 Hz	175 x 175 px	-	-	-	4
[23]	7, 8, 9, 10	Anillo COB LED	130 mm de radio	Verde	-	357 lux 715 lux 1072 lux 1430 lux	1
[24]	13, 14, 15, 16, 17	LCD	-	Blanco	-	-	5

Estudio	Frecuencia (Hz)	Origen	Tamaño	Color	Fondo	Luminosidad	Nro. De Estímulos
[25]	6.67, 7.5, 8.57, 10, 12, 15	LCD 60 Hz	-	Blanco	Negro	-	6
[26]	8, 10, 12, 14	Panel LED	3x3 LEDs	Verde	Negro	-	4
[27]	5.45, 8.57, 12, 15	LED 60 Hz	~6.2 cm de diámetro	Blanco	Negro		4
[18]	7, 9, 11, 13	LCD 60 Hz	4 cm	Verde Rojo Azul Violeta	Negro		4
[28]	12, 13, 14, 15	Diodo LED	2.6 mm radio	Rojo	-	7100 mcd 2525 mcd	1
[19]	14, 17, 25, 30	Diodo LED	~0.99 cm ~2.6 cm ~4.5 cm ~6.5 cm	Azul Rojo Verde Blanco Amarillo	Negro	Azul: 4 lx Rojo: 12 lx Verde: 20 lx Blanco: 30 lx Amarillo: 30 lx	4
[21]	10, 10.5, 11, 11.5, 12, 12.5, 13, 13.5, 14	LCD Diodo LED Frosted LED	4x4 LEDs 111 px	Rojo	Negro Cartón	-	9

3 METODOLOGÍA

Action Research es una metodología que se basa en una fuerte relación entre la experimentación y la generación de conocimiento. El término fue introducido por Kurt Lewin en 1946 como un medio de lograr un cambio social por medio de la investigación. Por este motivo Action Research ha sido usado comúnmente en investigaciones de la rama de las ciencias sociales en conjunto con métodos cualitativos. Por mucho tiempo fue usada centrándose en un solo objetivo, pero posteriormente fue definida como un proceso cíclico [29]. Aunque las fases del ciclo pueden variar dependiendo del enfoque de la investigación, de manera general deberían abarcar 5 partes:

1. Identificar el problema (*Diagnosing*).
2. Considerar distintos cursos de acción para solucionar el problema (*Action Planning*).
3. Seleccionar un curso de acción (*Action Taking*).
4. Estudiar las consecuencias de la acción (*Evaluating*).
5. Identificación de hallazgos (*Specifying Learning*).

Dado el proceso iterativo que representa, la generalidad en sus fases y su priorización en la generación de conocimiento, Action Research ha empezado a ser considerada una metodología de investigación empírica en general. Por lo que su popularidad en más áreas que las ciencias sociales ha crecido en los últimos años, principalmente en los sistemas de la información y las ciencias de la computación [30].

Su modelo cíclico y su enfoque empírico se ajustan a los objetivos de encontrar las características del estímulo que mejores resultados de clasificación pueden generar. Para abordar la presente investigación, se planteó crear un sistema BCI basado en SSVEPs genérico, que abarque la adquisición de señales, procesamiento y clasificación. Este sistema se usará para obtener resultados de cada característica del estímulo que se evalué en ese ciclo. Cada ciclo se definirá por una característica del estímulo y a lo largo del curso de acción se buscará encontrar su influencia en la precisión de clasificación mediante la experimentación.

Antes de empezar un nuevo ciclo, se medirán las diferencias entre los resultados obtenidos y se hará un análisis estadístico usando la prueba no paramétrica de Friedman para determinar si existen diferencias significativas entre los parámetros evaluados. De ser así se aplicará una prueba de Friedman de dos factores por rangos para encontrar los resultados que sobresalen con mayor diferencia significativa y descartar los peores resultados. Una vez obtenidos los mejores resultados también se discriminarán considerando solo los que lleguen a una precisión del 80% y descartando los que no. Todo el análisis estadístico se realizará con un nivel de confianza del 95%. Una vez hecho esto el nuevo ciclo empezará con los mejores resultados del ciclo pasado como condición inicial, y se generaran combinaciones con los nuevos parámetros para seguir con la experimentación.

3.1. Ambiente de experimentación

De manera general, en todos los experimentos se usará la placa OpenBCI Cyton, la cual estará conectada al usuario mediante electrodos de copa de oro en los canales Oz, O1 y O2, con A1 como Ground y A2 como referencia. basado en el sistema internacional 10-20. El usuario se ubicará a una distancia de alrededor de 60 cm del estímulo. No habrá ruidos distractores de ningún tipo, pero la sala en la que se desarrollan las pruebas tampoco estará aislada de ruidos no controlados. Todas las pruebas se realizarán en una habitación moderadamente iluminada. En el experimento participaron 16 adultos de 22.4 ± 1.4 años (4 mujeres y 12 hombres) con visión normal o corregida.

El experimento consistirá en crear un escenario que cumplan con las condiciones propuestas en cada fase. Cuando se le dé una señal de inicio, el usuario deberá enfocarse en el estímulo durante 20 s tiempo en el que se le dará una señal de fin, entonces el usuario podrá descansar de 15 a 25 s. Durante el descanso, se cambiará la condición de la evaluación; y si el usuario está listo, se dará la señal de inicio para comenzar una nueva prueba.

Los datos serán transmitidos a una frecuencia de muestreo de 250 Hz por Bluetooth a una computadora. Estos serán capturados por el software de tiempo real llamado OpenViBE [31]. Para el procesamiento de la señal se usó un filtro temporal Pasa-Banda de tipo Butterworth de orden 4 con frecuencias de corte de 1 Hz y 40 Hz y con una ondulación máxima de 0.5 dB. La señal es cortada en fragmentos de 3 s que se mueve en una ventana de 0.5 s a través del tiempo. Estos fragmentos son clasificados usando el método Canonical Correlation Analysis (CCA) y la respuesta del algoritmo es registrada para su posterior análisis.

CCA es un método estadístico multivariante usado para explorar las relaciones entre dos conjuntos de variables. Con CCA se puede detectar la respuesta SSVEP encontrando la maximiza correlación entre dos señales [32]. Una de estas señales es la señal cerebral adquirida del usuario y la otra puede ser una señal de referencia. Esta señal de referencia se genera a través de una señal sinusoidal pura con la frecuencia de interés [15]. En este caso las señales de referencia son generadas por la siguiente fórmula:

$$X_f = \begin{pmatrix} \sin\left(2\pi f \frac{m}{F_s}\right) \\ \cos\left(2\pi f \frac{m}{F_s}\right) \\ \vdots \\ \sin\left(2\pi H f \frac{m}{F_s}\right) \\ \cos\left(2\pi H f \frac{m}{F_s}\right) \end{pmatrix}^T \quad m = 1, \dots, T \quad (1)$$

donde f es la frecuencia objetivo, H es el número de armónicos, F_s es la frecuencia de muestreo y T es la longitud del segmento de tiempo para la detección de SSVEP. Para clasificar la señal cerebral de entrada del usuario en una categoría, CCA genera las

señales de referencia para cada frecuencia de estímulo hasta su segundo armónico y luego encuentra la correlación de la señal de entrada con cada una de las señales de referencia. La mayor correlación encontrada pasa a ser la salida de clasificación del algoritmo.

El flujo de adquisición, procesamiento y clasificación genera una salida aproximadamente cada 0.5 s sin contar los 3 s iniciales tras ejecutar el escenario. Esto puede ser de utilidad para aplicaciones que requieran de una respuesta rápida, como el control de vehículos. Pero al no contar con una clase de inactividad puede afectar significativamente la usabilidad del sistema cuando el usuario no ve a ningún estímulo o en el segmento de tiempo entre ver un estímulo y luego ver otro. Por ello, además de registrar el resultado de la clasificación de CCA, se desarrolló un algoritmo que retiene estas respuestas y solo genera una salida cuando la frecuencia de una respuesta supera cierto porcentaje de aceptación.

Para efectos prácticos denominaremos a este algoritmo el Algoritmo de Control de Respuestas (RCA); su diagrama de flujo se encuentra en la figura 1. Este algoritmo requiere del output de CCA y de dos variables, el número de muestras y el porcentaje de aceptación. Cada vez que CCA genera una salida esta es almacenada, sin importar el resultado, hasta que el número de salidas almacenadas sea igual al número de muestras. Cuando se cumpla esta condición se calcula la frecuencia de cada respuesta y si alguna frecuencia es mayor o igual al porcentaje de aceptación entonces esta pasa a ser la salida del RCA. De ser así, todas las respuestas almacenadas son borradas caso contrario la respuesta más antigua es eliminada, se guarda una nueva respuesta CCA y se vuelve a calcular la frecuencia de todas las respuestas. En todos los experimentos se usará RCA con 5 como número de muestras y 80% como porcentaje de aceptación.

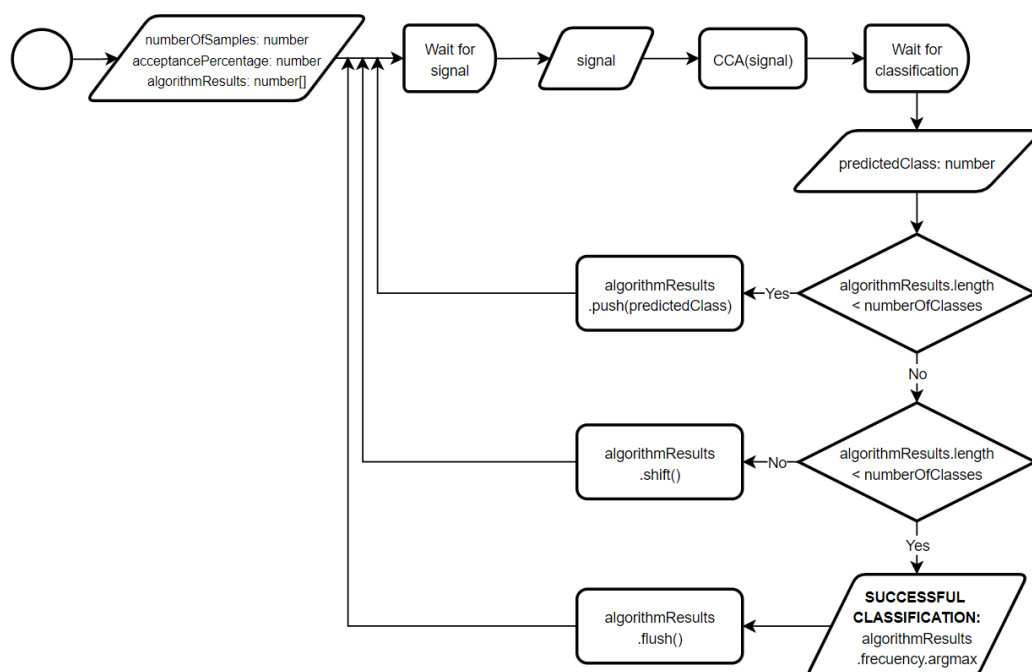


Figura 1. Diagrama de flujo del Algoritmo de Control de Respuestas.

En cada fase de la experimentación se utilizará el flujo mostrado en la Figura 2. A continuación se describe cada fase de la experimentación, en la que se define en primer lugar la característica que se va a analizar, la limitación presentada en trabajos anteriores relacionados con dicha característica y el experimento realizado en este trabajo para ofrecer una conclusión para resolver la limitación.

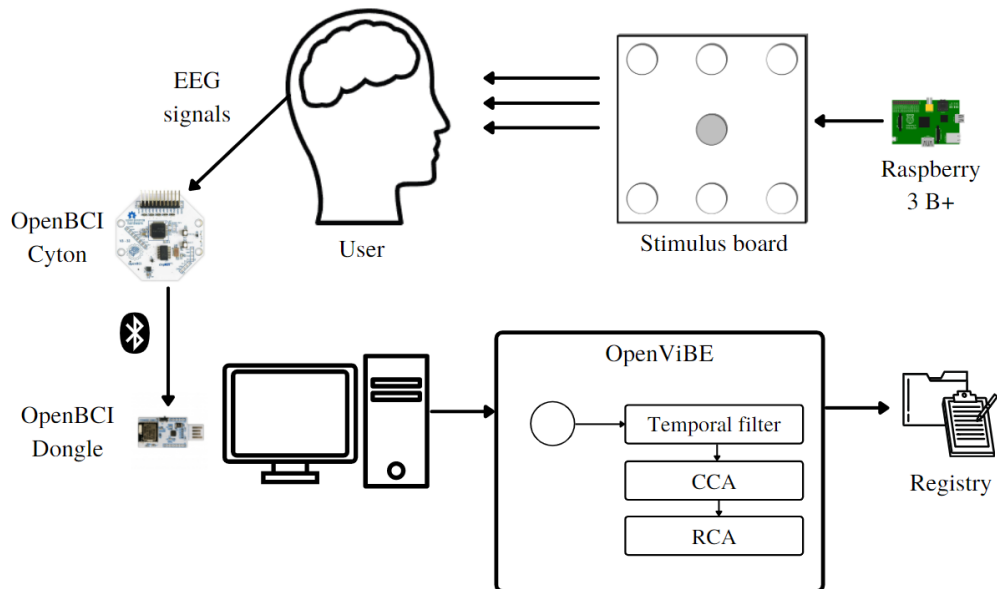


Figura 2. Arquitectura general del sistema

3.1.1. Las frecuencias de estímulo

Limitaciones de trabajos previos: El rango de frecuencias en el que se asegura haber detectado respuestas a estímulos SSVEP es muy amplio, pero la mayoría de ellos son muy poco utilizados. La mayoría de las soluciones se mantienen en un rango bajo (de 6 a 15 Hz), como se puede ver en la tabla 1. Esto puede ser debido a que la respuesta SSVEP suele ser significativamente más difíciles de detectar en altas frecuencias por su baja amplitud [20]. No parece haber un estándar de las frecuencias dentro de este rango que generan los mejores resultados.

El experimento: Recopilar los resultados obtenidos al usar frecuencias de estímulo de 20 frecuencias, comprendidas entre los 7 y los 16.5 Hz en saltos de 0.5 Hz. Para ello se usará una Raspberry Pi 3B+ y un script en Python para generar la señal de estímulo y diodos LED RGB para emitir esta señal. Se eligió esta placa por la facilidad de entregar la frecuencia de la señal de estímulo y la precisión que ofrece en transmitirla. La señal generadora del estímulo, sin importar la frecuencia se trata de una señal cuadrada debido a que es la que suele generar mejores resultados de clasificación, así como evocar respuestas más fuertes en los armónicos de la respuesta SSVEP [33].

3.1.2. El origen de estímulo

Limitaciones de trabajos previos: Usar diodos LED como fuente del estímulo puede ser una manera precisa de generar la señal, mediante microcontroladores. Pero construir estos sistemas requiere ciertos conocimientos electrónicos, equipo y son más difíciles de integrar con la GUI de una aplicación. En cambio, si los estímulos fueran generados en una pantalla LED o LCD se facilitaría el trabajo inicial de generar el estímulo, sería menos costoso y se integraría orgánicamente con la GUI de cualquier aplicación. Sin contar que variar parámetros como el color o la forma sería más rápido y sencillo. Este antecedente genera la siguiente pregunta: ¿usar una pantalla (que provee beneficios significativos) generaría una pérdida significativa de precisión en los resultados?

El experimento: Se probará una pantalla LED con una tasa de refresco de 60 Hz con un algoritmo para presentar un estímulo en la pantalla que parpadee en las frecuencias con las que se obtuvieron mejores resultados en la fase anterior. El estímulo será cuadrado, de 100x100 píxeles, blanco en un fondo negro.

3.1.3. El color y la luminosidad del estímulo

Limitaciones de trabajos previos: De igual manera el color del estímulo no es un estándar y la elección de este no es justificado en la mayoría de los artículos. En el pasado se ha demostrado que el color puede influir en la respuesta SSVEP [17] [18] [20] generando mejores resultados con colores claros como el blanco y el amarillo, aunque sean más molestos de ver para el usuario [19].

En el caso de la luminosidad no solo no suele ser justificada, sino que la gran mayoría de soluciones ignoran o no proporcionan este dato. Estudios previos demostraron que la luminosidad puede influenciar positivamente en los resultados sobre todo al aumentar la distancia del usuario al estímulo [28]. Pero el aumento de la luminosidad conlleva aumentar la fatiga del usuario. Además, con mayor luminosidad un estímulo puede llegar a ser distractor cuando el usuario está enfocado en otro estímulo, disminuyendo la precisión del sistema. Para mantener la precisión quizás sea necesario aumentar la distancia entre los estímulos o si el espacio en el que se encuentran los estímulos es limitado se debería reducir el número de estímulos simultáneos.

Buscar una combinación de estos dos factores contribuiría a crear un modelo de varios estímulos simultáneos, que sea cómodo y preciso.

El experimento: Se variará el color de los estímulos para medir si hay diferencias entre ellos. Los colores usados serán Blanco, Rojo, Azul y Verde. Esta gama nos permite abarcar los colores primarios de la luz (RGB) así como el resultado de su síntesis aditiva.

Generalmente los componentes de un LED RGB poseen valores máximos de candelas, cada uno diferente de otro para poder abarcar una mayor gama de colores. Esto supondría que las condiciones bajo las que se evalúa cada color sean diferentes una de otra; esta es una de las grandes limitaciones de [19] donde la luminosidad de los estímulos de mejores resultados (blanco y amarillo) era hasta 7 veces mayor que la de los peores. Al ser tan grande el margen es natural cuestionarse si realmente los resultados son mejores por su color o si es la luminosidad la que está influyendo.

Para solucionar esto se optó por variar el ciclo de trabajo y medir la luminosidad generada con un luxómetro para equilibrar las condiciones de cada color. De esta manera es posible evaluar la precisión de clasificación del sistema según el color del estímulo y a la vez variar esta luminosidad para descubrir que tanto afectan en los resultados.

Los valores máximos del LED RGB usado en el experimento están resumidos en la Tabla 2. Dado que el rojo presenta el menor nivel de luminosidad con 6 lux se decidió usar este como el “Nivel de luminosidad bajo” y variar el ciclo de trabajo del resto de colores para igualar este nivel. El ciclo de trabajo con el que trabajará cada color se encuentra en la Tabla 3.

Para los valores máximos fue necesario usar un LED rojo distinto, capaz de alcanzar una luminosidad máxima de 27 lux y ajustar el ciclo de trabajo del primer LED RGB para llegar a esta luminosidad en el resto de los colores. Este pasaría a ser el “Nivel de luminosidad alto” y el ciclo de trabajo necesario para llegar a él están especificados en la Tabla 4.

Tabla 2. Valores de luminosidad por color medidos al 100% del ciclo de trabajo.

Color	Luminosidad (lux)
Blanco	95
Rojo	6
Azul	39
Verde	46

Tabla 3. Valores de ciclo de trabajo por color necesarios para alcanzar una luminosidad de 6 lux.

Color	Ciclo de trabajo (%)
Blanco	10
Rojo	100
Azul	25
Verde	20

Tabla 4. Valores de ciclo de trabajo por color necesarios para alcanzar una luminosidad de 27 lux.

Color	Ciclo de trabajo (%)
Blanco	35
Rojo	100
Azul	67
Verde	69

3.1.4. La luz difusa

Limitaciones de trabajos previos: Aún con los ajustes de color y luminosidad los estímulos pueden ser fatigantes de ver en largas sesiones de uso del sistema. Es por esto por lo que algunos trabajos hacen uso de LEDs con cristal es opaco (*frosted* LEDs) asegurando que generan mejores resultados que usar LEDs con cristal transparente [21]. Esta mejora fue atribuida a la comodidad de ver y facilidad de concentración con este tipo de estímulos.

El experimento: Hasta este punto se han usado LEDs de cristal transparente. Para este experimento se encerrará al LED generador del estímulo en un tubo circular de 9.2 cm de largo y ~2.5 cm de radio con un filtro difusor al final. En este punto, se volverá a usar el luxómetro para comparar que tanto se ha atenuado la luminosidad usando el difusor. El valor de luminosidad obtenido es de 6 lux.

3.1.5. Tamaño del estímulo

Limitaciones de trabajos previos: En otro estudio se sugiere que la amplitud de la respuesta SSVEP está relacionada con el tamaño del estímulo [19]. A mayor tamaño se puede lograr una mayor amplitud, y por lo tanto mejores resultados de clasificación. Pero hay que equilibrar este parámetro, porque podría reducir la usabilidad o portabilidad del sistema.

El experimento: Hasta este punto se han recopilado datos con dos tamaños de estímulo. El RGB puro de las primeras tres fases genera un estímulo circular a partir de un punto de 2.5 mm de radio, mientras que la solución difusa de la fase anterior genera un estímulo circular de 2.5 cm de radio. Para verificar si la precisión aumenta en cuanto más grande es el estímulo se usará un estímulo de 5 cm de radio. Aunque a través de un tubo de 6 cm de largo porque al aumentar el área del estímulo el difusor atenúa más la luz de la fuente de origen. Por ello se podía intentar aumentar el número de LEDs que generen el estímulo o disminuir la altura del tubo, disminuyendo así el viaje que hace la luz del LED al difusor. Así se conservará el mismo nivel de luminosidad y se podrá comparar los resultados de usar un estímulo de 5 cm con los de las fases anteriores.

3.1.6. Número de estímulos simultáneos

Limitaciones de trabajos previos: Hasta este punto cada frecuencia, bajo cada condición ha sido probada individualmente; es decir, ha habido un solo estímulo parpadeando. Esta condición resulta de muy poca utilidad en la mayoría de las aplicaciones debido a que estas requieren de múltiples comandos de operación y por lo tanto múltiples estímulos simultáneos.

El experimento: Para comprobar la robustez que un sistema podría llegar a tener usando una combinación de los estímulos definidos hasta esta fase, se

empezará a probar hasta cuantos estímulos simultáneos puede tener el sistema sin una pérdida significativa de precisión de clasificación. El experimento consistirá en escoger 2 estímulos e ir escalando hasta un máximo de 10 estímulos simultáneos. Los estímulos serán escogidos tratando de mantener la mayor diferencia entre la frecuencia de los estímulos que lleguen a esta fase.

4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Resultados

4.1.1. Las frecuencias de estímulo

Los resultados de variar las frecuencias del estímulo están presentados en la figura 3. Mostrando que la precisión lograda por el sistema va disminuyendo a medida que se aumenta la frecuencia.

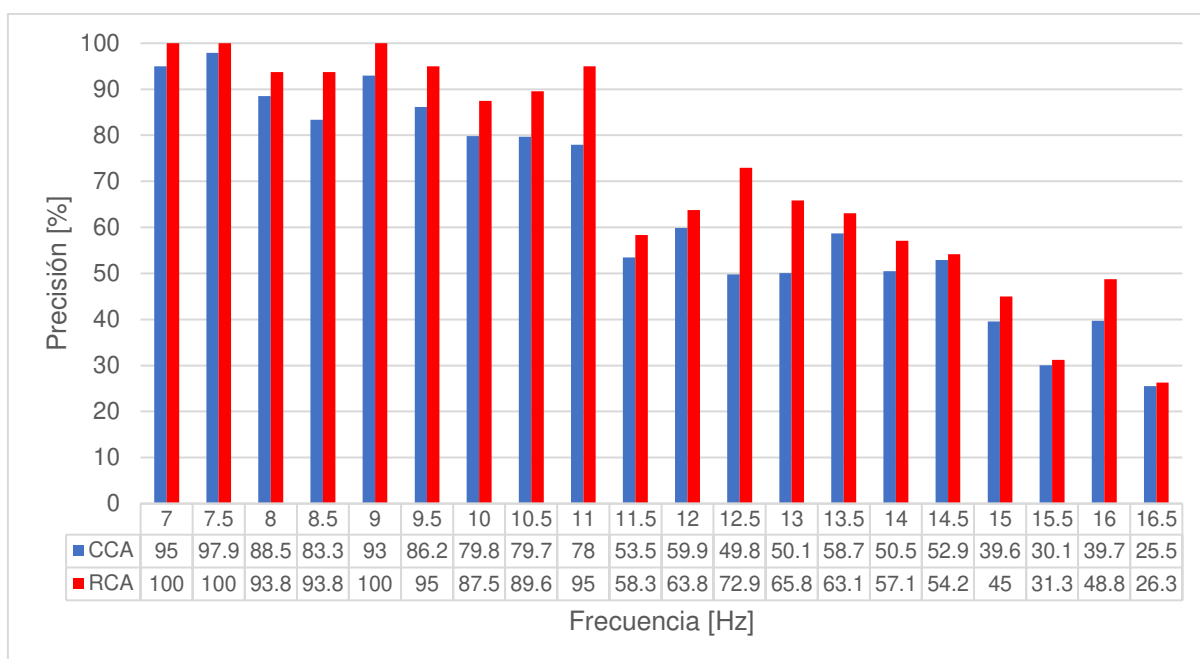


Figura 3. Precisión de clasificación del sistema en función de la frecuencia del estímulo usando un LED como fuente generadora del estímulo.

Tras ejecutar el análisis estadístico en los resultados de clasificación CCA se determinó que existe diferencias significativas entre los resultados siendo las frecuencias que van de 7 a 10.5 [Hz] las que sobresalen con mejores resultados. El análisis estadístico también se hizo sobre los resultados de clasificación RCA con el cual se determinó que además de las frecuencias anteriores, las frecuencias 11 y 12.5 Hz también generan resultados que sobresalen significativamente.

4.1.2. El origen del estímulo

Los resultados del sistema al usar una señal generada en una pantalla LCD se encuentran en la figura 4. El análisis estadístico indica que no existe una diferencia significativa entre las muestras de esta fase. Sin embargo, todos los resultados obtenidos con el LCD son significativamente inferiores a los

obtenidos en la fase anterior con un LED. Por esta razón se descartará usar un LCD para generar los estímulos en las siguientes etapas.

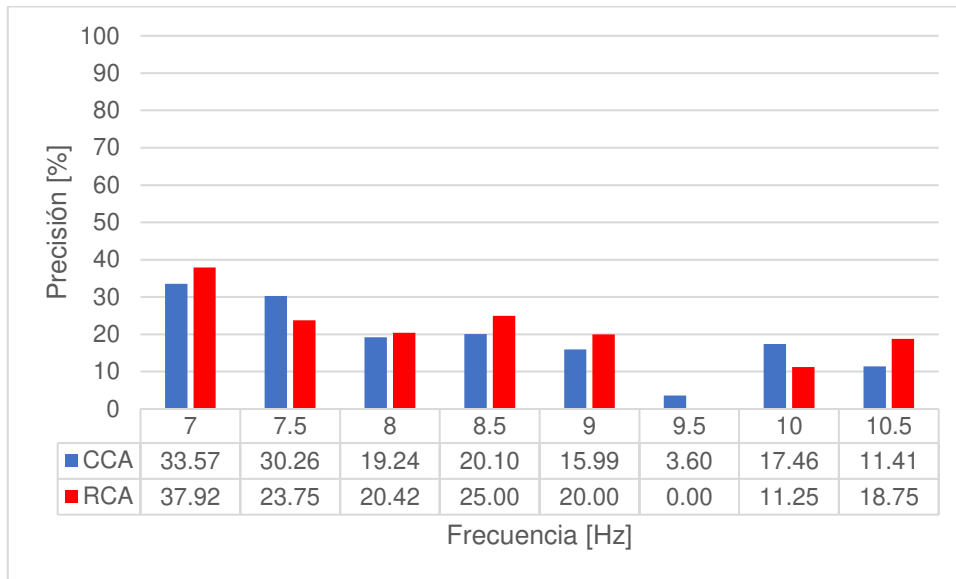
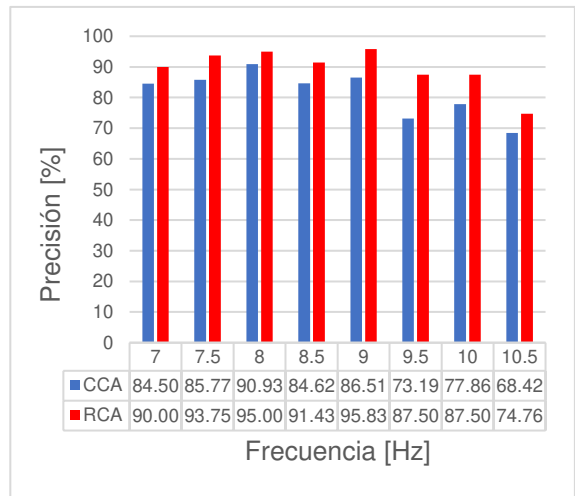
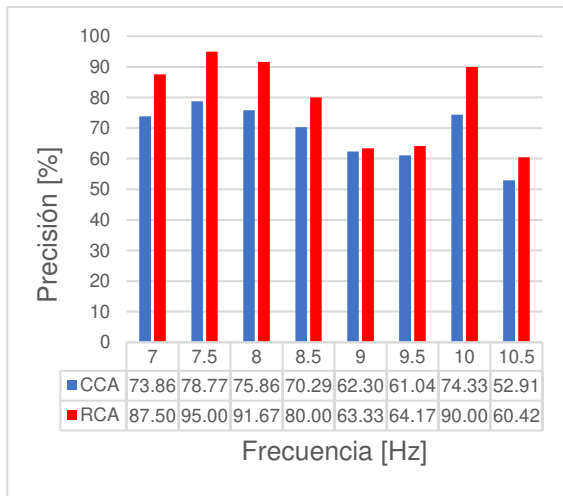


Figura 4. Precisión de clasificación del sistema en función de la frecuencia del estímulo usando una pantalla LCD como fuente generadora del estímulo.

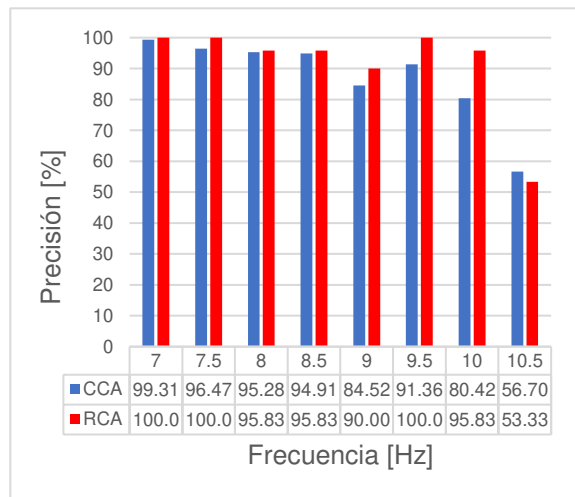
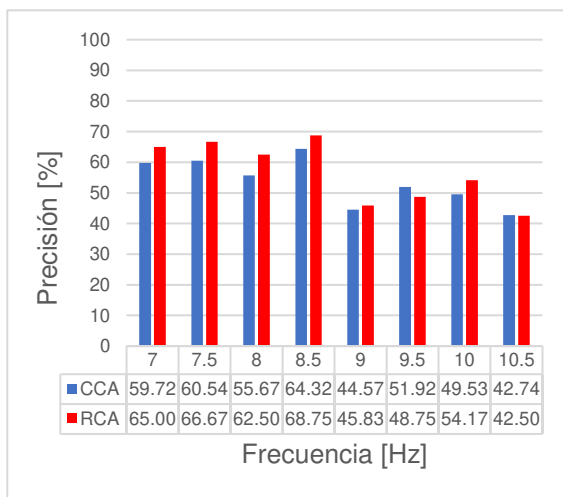
4.1.3. El color y la luminosidad del estímulo

Los resultados obtenidos al analizar las 8 frecuencias que llegaron a esta etapa, organizado por color y por nivel de luminosidad, están presentados en la figura 5. Al realizar el análisis estadístico esta vez no se encontró una relación directa como en la primera fase. Los estímulos de todas las frecuencias, de todos los colores y de luminosidad baja fueron significativamente inferiores, a excepción del Rojo de 7.5, 8 y 10 Hz. Mientras que para los estímulos de luminosidad alta los únicos que fueron significativamente inferiores fueron el Rojo y Verde de 10.5 Hz, y los Azules de 8, 8.5, 9, 10 y 10.5 Hz. Sin embargo, los únicos que superaron el umbral mínimo del 80% y que por lo tanto serán considerados para la siguiente fase fueron los estímulos de alta intensidad. Entre ellos el Rojo de 7 a 9 Hz, el Verde de 7 a 10 Hz, el Azul de 7 y 7.5 Hz y el Blanco de 7 a 10 Hz.

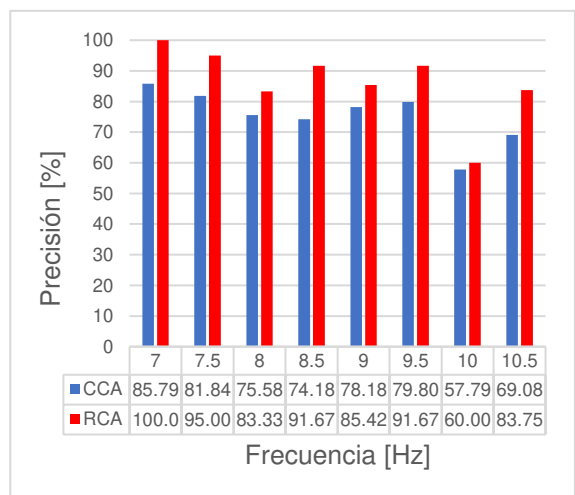
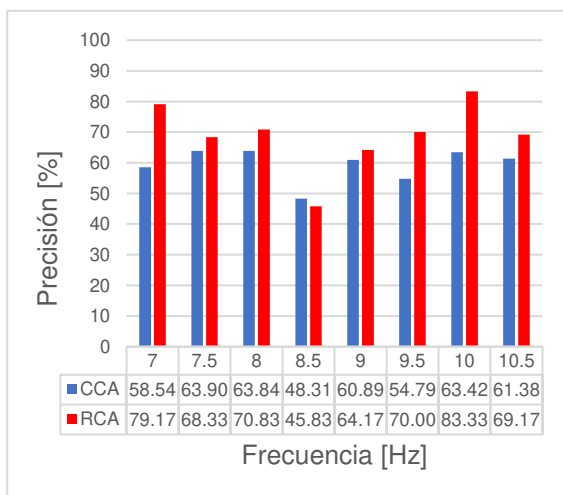
Rojo



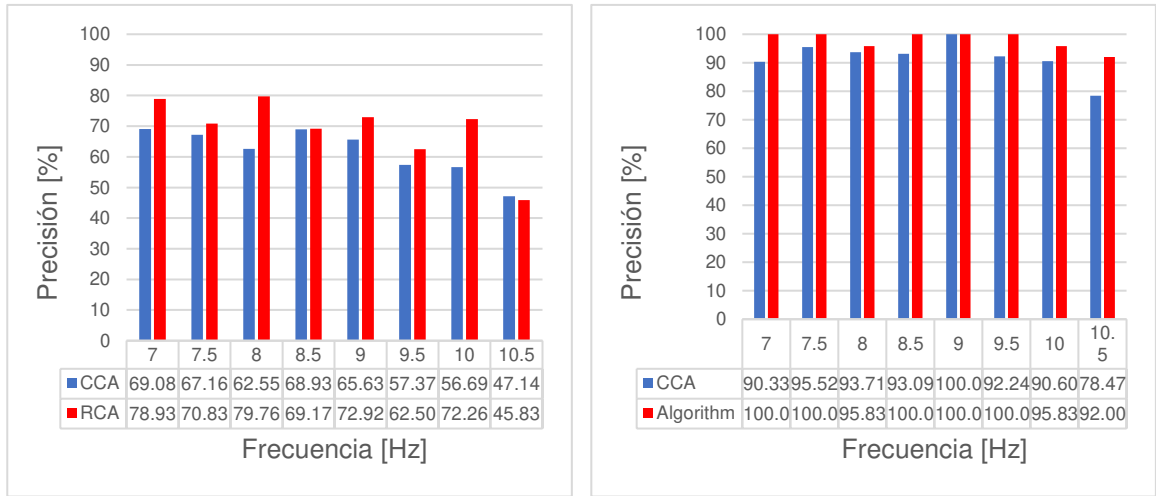
Verde



Azul



Blanco



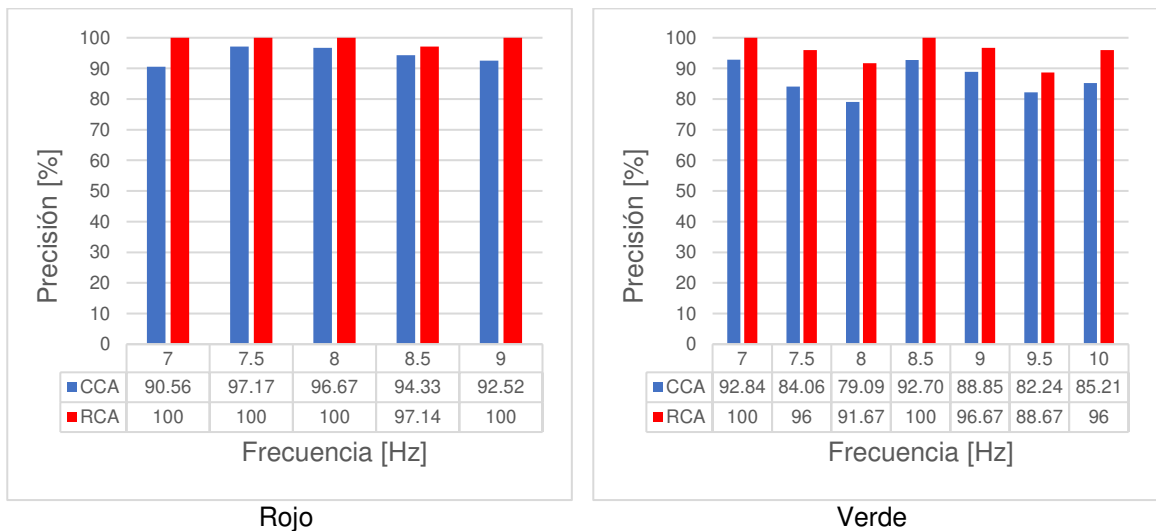
(a)

(b)

Figura 5. Precisión lograda con estímulos generados por un diodo LED de diferentes colores y en intensidades alta y baja; (a) son los resultados con baja intensidad mientras que (b) son los resultados con alta intensidad.

4.1.4. La luz difusa

Los resultados de agregar un filtro difusor al estímulo se encuentran en la figura 6. El análisis estadístico revela que no existe diferencia significativa con los resultados de la fase anterior que corresponden a un LED sin filtro difusor. Además, entrega el beneficio de ser más cómodo y menos fatigante de ver según los usuarios. Por ello se decidió usar estos estímulos para la siguiente fase.



Rojo

Verde

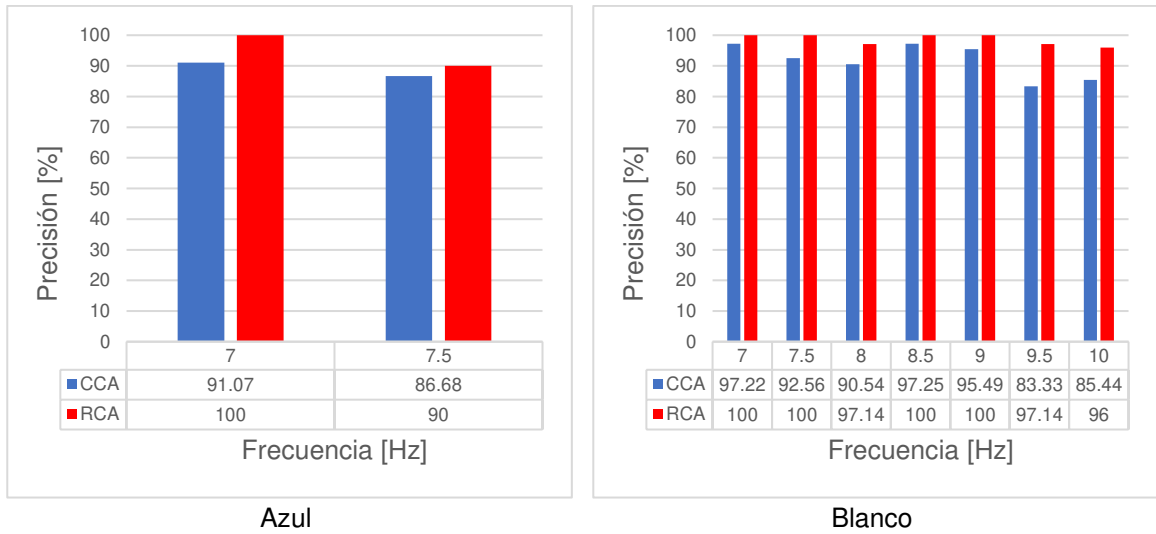
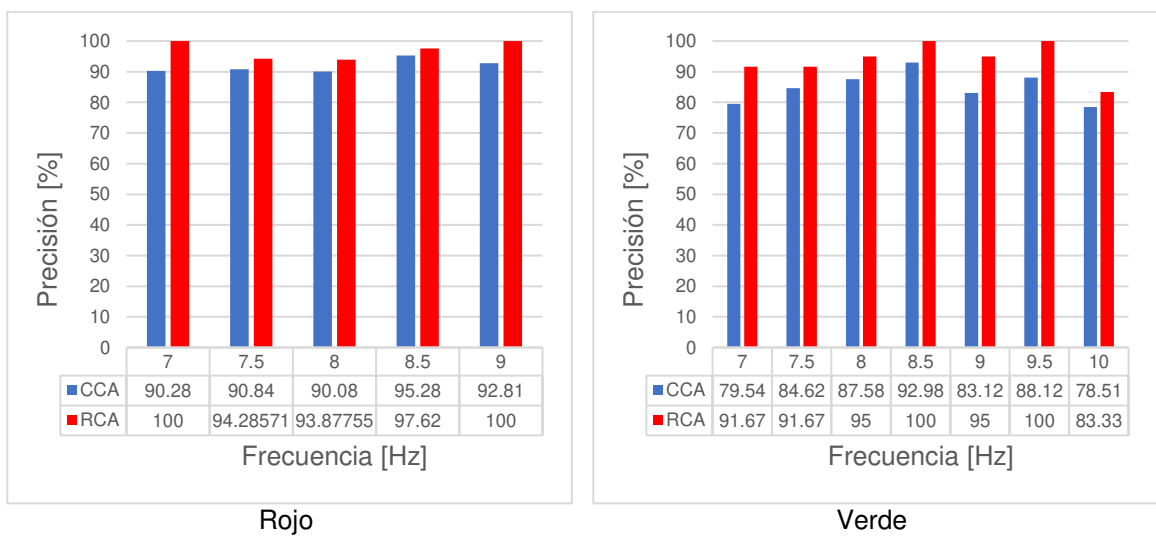


Figura 6. Precisión lograda con estímulos grandes generados por un diodo LED con un filtro difusor de diferentes colores.

4.1.5. El tamaño del estímulo

Los resultados de aumentar el tamaño del estímulo son presentados en la figura 7. Al igual que la fase anterior la diferencia en los resultados es mínima; y el análisis estadístico muestra que esta diferencia no es significativa. En este experimento, se destaca el estímulo de color Rojo que mejoró en aproximadamente 4%. Siendo poca la diferencia se decidió continuar con los estímulos de la fase anterior. Además, como la última fase requiere de un estímulo por frecuencia se han escogido solo los estímulos de color blanco al presentar la mayor precisión de clasificación.



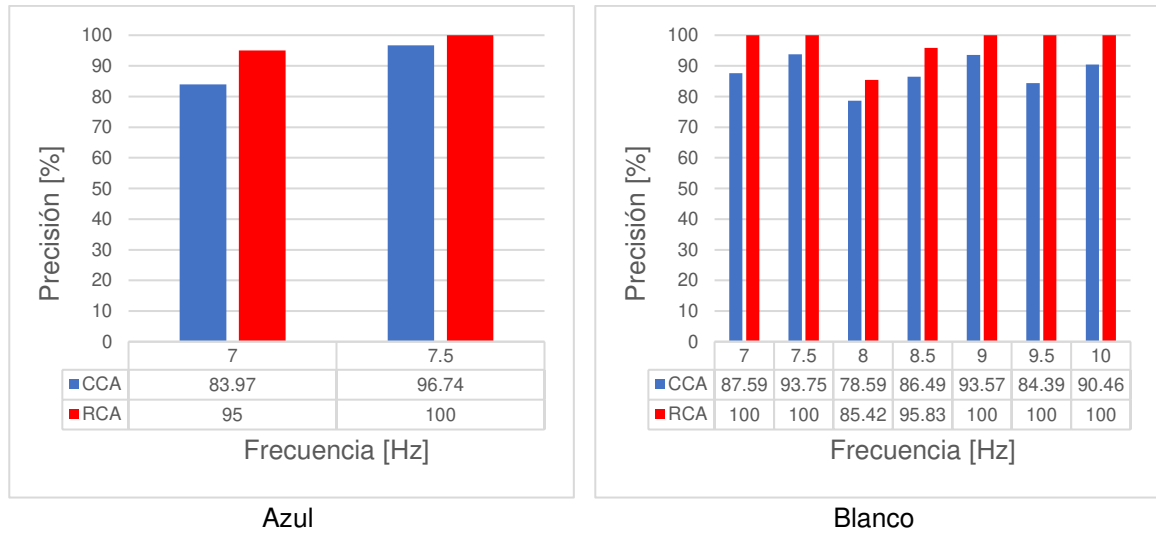
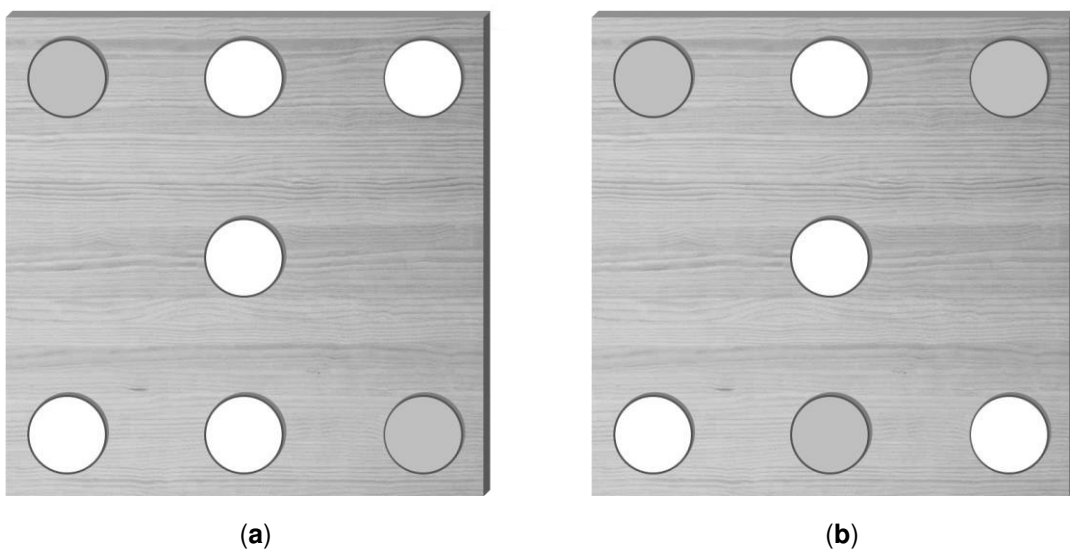


Figura 7. Precisión lograda con estímulos grandes generados por un diodo LED con un filtro difusor de diferentes colores.

4.1.6. El número de estímulos simultáneos

Dado que en total 7 frecuencias han logrado los mejores resultados hasta este punto, se decidió diseñar 6 sistemas BCIs; el primero con 2 estímulos simultáneos, el segundo con 3, el tercero con 4 y así sucesivamente. La distribución de los estímulos en el tablero de frecuencias es presentada en la figura 8, junto con las frecuencias usadas en cada caso. Los resultados finales de los BCIs basados en SSVEP creados con los mejores estímulos se muestran en la figura 9, mientras que un promedio de estos resultados se muestra en la tabla 1.



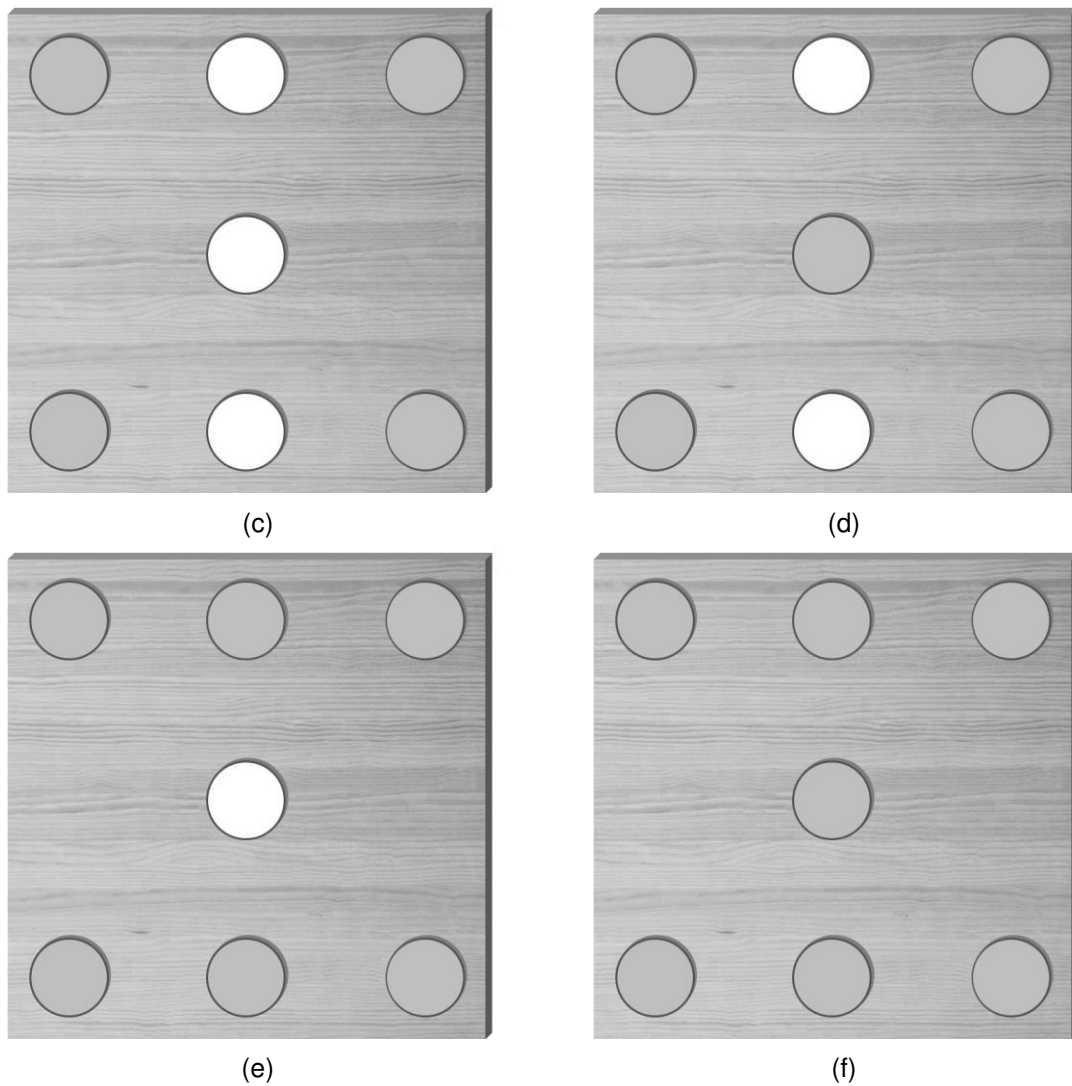
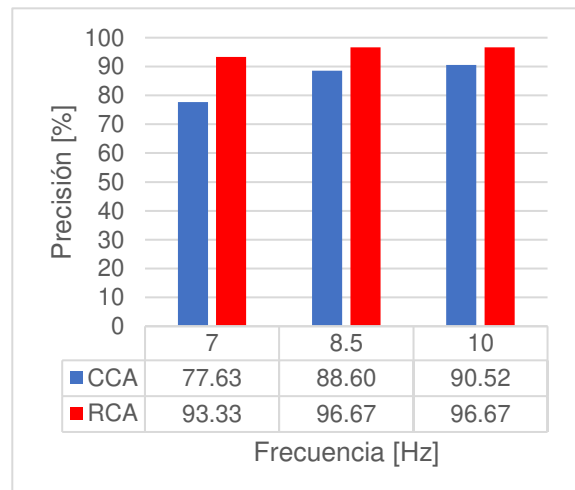
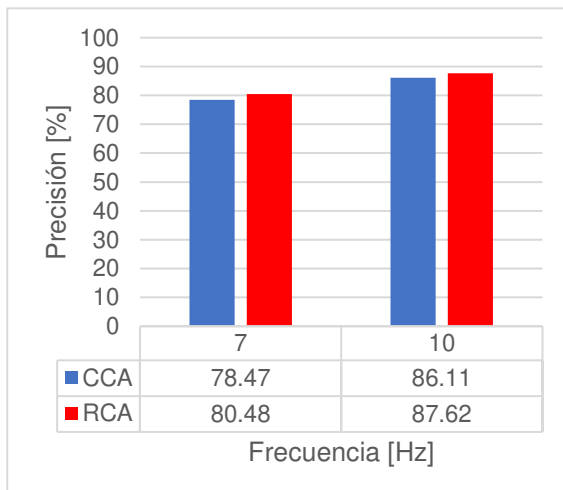


Figura 8. Diseño de la tabla de estímulos para los BCIs de (a) 2 estímulos (7 y 10 Hz), (b) 3 estímulos (7, 8.5 y 10 Hz), (c) 4 estímulos (7, 8, 9 y 10 Hz), (d) 5 estímulos (7, 7.5, 8, 8.5 y 9 Hz), (e) 6 estímulos (7, 7.5, 8, 8.5, 9 y 9.5 Hz) y (f) 7 estímulos (7, 7.5, 8, 8.5, 9, 9.5 y 10 Hz).



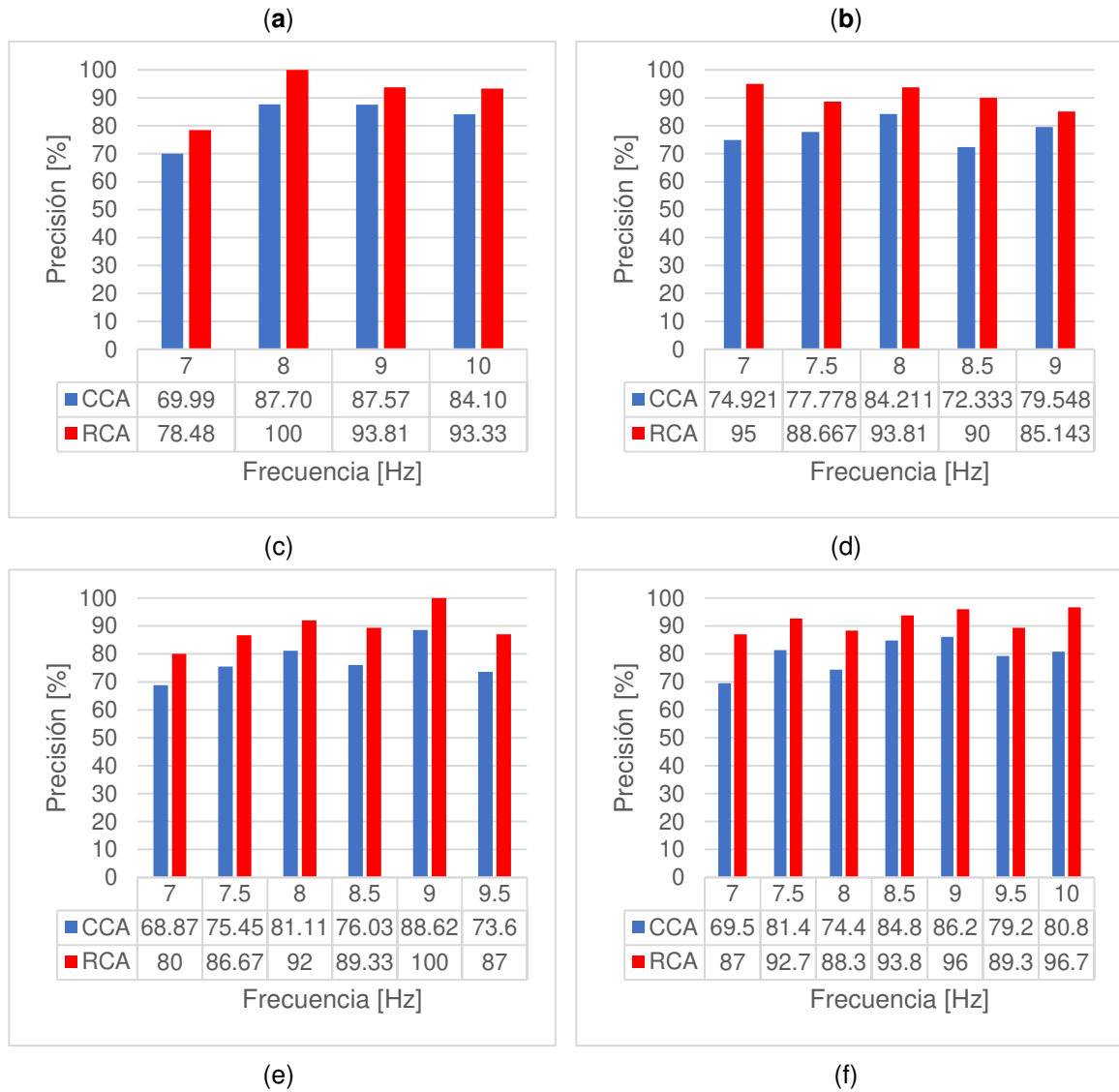


Figura 9. Precisión por estímulo de los sistemas BCIs basados en SSVEPs creados en este estudio. Los datos corresponden al (a) BCI de 2 estímulos, (b) BCI de 3 estímulos, (c) BCI de 4 estímulos, (d) BCI de 5 estímulos; (e) BCI de 6 estímulos, (f) BCI de 7 estímulos.

Tabla 5. Precisión promedio obtenida por los BCIs con los dos algoritmos usados en este experimento.

Nro. de estímulos del BCI	CCA	RCA
2	82.3%	84.05%
3	85.59%	95.56%
4	82.34%	91.4%
5	77.76%	90.52%
6	77.28%	89.17%
7	79.49%	91.97%

4.2. Discusión

Después de revisar los trabajos previos analizados en este trabajo, se puede indicar que el presente trabajo es el primero en proponer la construcción de un sistema BCI basado en SSVEPs que busca la combinación óptima de características del estímulo que entregue los mejores resultados. En los trabajos previos se habían estudiado las características, pero de manera separada buscando su mejor parámetro. Unos pocos sí se han probado algunas combinaciones de características, pero no se han llegado a usar los resultados para construir un prototipo de BCI.

Partiendo con el objetivo de crear un BCI la selección de la frecuencia del estímulo es seguramente la más importante, no por nada está presente en todos los estudios, aunque no estén enfocados en estudiar las características del estímulo. En la primera fase, se logró encontrar una relación entre la frecuencia del estímulo y la precisión de CCA en su clasificación. Como otros estudios lo insinuaban, a medida que aumenta la frecuencia, la precisión disminuye significativamente y los resultados de este experimento siguen esta tendencia. La segunda fase presentó los resultados más decepcionantes, y fue un resultado sorprendente debido a la cantidad de trabajos que han usado una pantalla LCD para su trabajo. Indagando en las posibles razones se encontró que en realidad las pantallas tienen una gran limitación respecto a las frecuencias que pueden generarse en el mismo. En un LCD, dada su tasa de refresco solo se pueden usar frecuencias que cumplan con la siguiente relación [16]:

$$F = \frac{f}{n} \quad n = 2, \dots, f \quad (2)$$

Donde F es la frecuencia del estímulo, f es la tasa de refresco y n es un número entero menor a la tasa de refresco. Por lo que para un monitor LCD de 60 Hz como el usado en este experimento solo se podrían usar estímulos de 6, 6.67, 7.5, 8.57, 10, 12, 15, 20 y 30 Hz. Pero además la sincronización vertical debe estar habilitada para garantizar una mayor precisión en la respuesta [8]. Aunque 7.5 y 10 Hz estaban presentes en el experimento, la sincronización vertical no fue considerada. Por lo tanto, esta fase en parte no podía ser probada en sus mejores condiciones.

La tercera fase fue la que más experimentos requirió ya que en esta se analizó dos características del estímulo. Se logró probar que al aumentar la intensidad la precisión mejora significativamente. De hecho, los resultados que usaron una intensidad baja fueron decepcionantes, usando CCA todos obtuvieron un promedio menor al 70%. RCA logró mejores resultados en general, por ejemplo, el rojo llegó a una precisión decente de 79% con al menos 5 estímulos entre el 80 y 95%. Aun así, los usuarios reportaron que los estímulos de baja intensidad eran mucho más cómodos de ver.

Describir una relación para el color del estímulo es un poco más complicado debido a que con luminosidad baja los mejores resultados fueron de los estímulos rojos, seguidos de los blancos, azules y verdes; mientras que con luminosidad alta los mejores fueron los blancos, seguidos de los verdes, rojos y azules. Se podría

destacar que el blanco se encuentra entre los mejores resultados y el azul entre los peores, mientras que el rojo y verde varían demasiado entre los dos escenarios. Esto confirma lo obtenido por otros trabajos que han estudiado el color del estímulo, donde parece una constante que estímulos que usan colores que no son los colores primarios RGB generan una respuesta SSVEP más fuerte.

Usar el filtro difusor fue una gran mejora por el lado de la comodidad del usuario y una ligera mejora en los resultados. Además, incorporarlo en los experimentos nos permitió variar el tamaño del estímulo sin necesidad de LEDs de distintos tamaños que pueden ser difíciles de conseguir. Aunque el tamaño del estímulo no representó una mejora apreciable en general y su influencia no parece ser una relación directa ya que mientras aumentó la precisión en los colores rojo y azul, disminuyó en los otros

Basado en los resultados hasta este punto, los experimentos de la última fase usaron estímulos pequeños que a su vez permiten aprovechar de mejor manera el espacio en la tabla de estímulos (ver figura 8). Además, escoger los estímulos de color blanco permitió crear un BCI con un mayor número de estímulos simultáneos. Es evidente que la precisión que antes lograba cada estímulo por individual cae notablemente cuando hay más estímulos simultáneamente. Aun así, se pudo crear BCIs de hasta 4 estímulos simultáneos con una precisión buena (mayor al 80%) y los BCIs de más estímulos se encuentran aún en un rango aceptable (mayor al 77%).

Hay que destacar los resultados conseguidos usando RCA a lo largo de todo el trabajo, mejorando la precisión lograda usando CCA sobre todo en cuanto mayor es la precisión. Nada más en la última fase logra que resultados aceptables pasen a ser sobresalientes, permitiendo construir un BCI de hasta 7 estímulos con una precisión mayor al 90%. A cambio de este ajuste, el tiempo de respuesta promedio de 0.5s que se tenía con CCA aumenta a un tiempo promedio de 2.5s. Y en escenarios con una precisión muy pobre puede incluso no llegar a generar ninguna respuesta. Esto no es algo completamente negativo, de hecho, puede ser una solución a la falta de una clase *idle* en CCA, que represente los momentos en que el usuario no está observando a ningún estímulo.

5 CONCLUSIONES

Con el desarrollo de este estudio y sus experimentos se logró probar la influencia que tienen los estímulos en la construcción de un sistema BCI basado en SSVEPs, marcando así la importancia que tiene seleccionar las características adecuadas de los estímulos. Haciendo uso de CCA, uno de los clasificadores más usado en estos sistemas, se demostró que la precisión de clasificación va disminuyendo conforme aumenta la frecuencia del estímulo, encontrando los mejores resultados entre 7 y 10.5 Hz. También se probó las ventajas de generar un estímulo con un diodo LED en lugar de una pantalla LCD que está limitada a su tasa de refresco. Además, en cuanto a características menos consideradas en otros estudios como el tamaño, color y luminosidad; se destacaron estímulos circulares de 2.5 cm de radio de color blanco y con un filtro difusor con el que llega a una luminosidad de 6 lux. Todas estas características no fueron solo individualmente probadas, sino que se comparaban con las mejores de los otros experimentos hasta llegar al estímulo con las características más óptimas. Aun así, no se consideraron todas las combinaciones posibles por la gran cantidad de pruebas que esto requeriría.

Con estos estímulos se logró construir BCIs de 2, 3 y 4 estímulos simultáneos con una precisión mayor al 82% y con un tiempo de respuesta promedio de 0.5s. Pero a la vez se implementó un algoritmo, RCA, para controlar las respuestas emitidas por el sistema y manejar de cierta manera la falta de una clase idle en CCA. Este algoritmo no solo mejoró significativamente los resultados de cada estímulo, sino que permitió crear BCIs de hasta 7 estímulos simultáneos con precisiones que rondan el 90% con un tiempo de respuesta promedio de 2.5s.

Se espera que este trabajo sirva como base a futuros estudios que busquen desarrollar aplicaciones prácticas de BCIs basados en SSVEPs. Usar los modelos ya creados en este trabajo, dependiendo del número de estímulos y la velocidad de respuesta que requieran, les permitiría centrar los esfuerzos de investigación en otros aspectos como refinar la usabilidad de su aplicación.

6 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] B. He, S. Gao, H. Yuan, and J. R. Wolpaw, "Brain-computer interfaces," in *Neural Engineering*, Springer US, 2013, pp. 87–151.
- [2] J. R. Wolpaw et al., "Brain-computer interface technology: A review of the first international meeting," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 164–173, 2000, doi: 10.1109/TRE.2000.847807.
- [3] B. Graimann, B. Allison, and G. Pfurtscheller, "Brain-Computer Interfaces," pp. 1–27, 2010, doi: 10.1007/978-3-642-02091-9.
- [4] F. L. Chang S. Nam, Anton Nijholt, Ed., *Brain-Computer Interfaces Handbook*. CRC Press, 2018.
- [5] R. P. N. Rao, *Brain-computer interfacing: An introduction*. New York: Cambridge University Press, 2011.
- [6] D. L. Schomer and F. H. Lopes da Silva, *Niedermeyer's Electroencephalography*, vol. 1. Oxford University Press, 2017.
- [7] S. Poveda Zavala, J. L. Murillo López, K. Ortíz Chicaiza, and S. Guun Yoo, "Review of Steady State Visually Evoked Potential Brain-Computer Interface Applications: Technological Analysis and Classification," *J. Eng. Appl. Sci.*, vol. 15, no. 2, pp. 659–678, 2019, doi: 10.36478/jeasci.2020.659.678.
- [8] D. Zhu, J. Bieger, G. Garcia Molina, and R. M. Aarts, "A survey of stimulation methods used in SSVEP-based BCIs," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2010, 2010, doi: 10.1155/2010/702357.
- [9] S. Finger, *Minds Behind the Brain*, vol. 44, no. 8. Oxford University Press, 2005.
- [10] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, S. Siegelbaum, A. J. Hudspeth, and S. Mack, *Principles of neural science*. McGraw-hill New York, 2012.
- [11] I. Arafat, "Brain – Computer Interface : Past , Present & Future," *Int. Islam. Univ. Chittagong (IIUC)*, Chittagong, Bangladesh, pp. 1–6, 2013.
- [12] B. Gunasekera, T. Saxena, R. Bellamkonda, and L. Karumbaiah, "Intracortical recording interfaces: Current challenges to chronic recording function," *ACS Chem. Neurosci.*, vol. 6, no. 1, pp. 68–83, Jan. 2015, doi: 10.1021/cn5002864.
- [13] S. A. Huettel and G. McCarthy, "What is odd in the oddball task? Prefrontal cortex is activated by dynamic changes in response strategy," *Neuropsychologia*, vol. 42, no. 3, pp. 379–386, 2004, doi: 10.1016/j.neuropsychologia.2003.07.009.
- [14] Prueckl, R., & Guger, C. (2010). Controlling a robot with a brain-computer interface based on steady state visual evoked potentials. In: *Neural Networks (IJCNN)*, The 2010 International Joint Conference on, IEEE, pp. 1-5.
- [15] A. Évain, "Optimizing the use of SSVEP-based brain-computer interfaces for human-computer interaction," 2016, [Online]. Available: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01476185>.
- [16] Z. Wu, Y. Lai, Y. Xia, D. Wu, and D. Yao, "Stimulator selection in SSVEP-based BCI," *Med. Eng. Phys.*, vol. 30, no. 8, pp. 1079–1088, 2008, doi: 10.1016/j.medengphy.2008.01.004.
- [17] T. Cao, F. Wan, P. U. Mak, P. I. Mak, M. I. Vai, and Y. Hu, "Flashing color on the performance of SSVEP-based brain-computer interfaces," *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS*, pp. 1819–1822, 2012, doi: 10.1109/EMBC.2012.6346304.

- [18] R. Singla, A. Khosla, and R. Jha, "Influence of stimuli colour in SSVEP-based BCI wheelchair control using support vector machines," *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 38, no. 3, pp. 125–134, 2014, doi: 10.3109/03091902.2014.884179.
- [19] A. Duszyk et al., "Towards an optimization of stimulus parameters for brain-computer interfaces based on steady state visual evoked potentials," *PLoS One*, vol. 9, no. 11, pp. 1–11, 2014, doi: 10.1371/journal.pone.0112099.
- [20] A. Floriano, P. F. Diez, and T. F. Bastos-Filho, "Evaluating the influence of chromatic and luminance stimuli on SSVEPs from behind-the-ears and occipital areas," *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 2, 2018, doi: 10.3390/s18020615.
- [21] J. Mu, D. B. Grayden, Y. Tan, and D. Oetomo, "Comparison of Steady-State Visual Evoked Potential (SSVEP) with LCD vs . LED Stimulation," 2020 42nd Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., pp. 2946–2949, 2020, doi: 10.1109/EMBC44109.2020.9175838.
- [22] I. Volosyak, F. Gemblér, and P. Stawicki, "Age-related differences in SSVEP-based BCI performance," *Neurocomputing*, vol. 250, pp. 57–64, 2017, doi: 10.1016/j.neucom.2016.08.121.
- [23] S. Mouli and R. Palaniappan, "Eliciting higher SSVEP response from LED visual stimulus with varying luminosity levels," 2016 Int. Conf. Students Appl. Eng. ICSAE 2016, pp. 201–206, 2017, doi: 10.1109/ICSAE.2016.7810188.
- [24] B. Allison et al., *BCI Demographics: How many (and what kinds of) people can use an SSVEP BCI?* 2008.
- [25] R. Zerafa, T. Camilleri, K. P. Camilleri, and O. Falzon, "The effect of distractors on SSVEP-based brain-computer interfaces," *Biomed. Phys. Eng. Express*, vol. 5, no. 3, pp. 0–22, 2019, doi: 10.1088/2057-1976/ab155d.
- [26] S. Pathiranage, I. Paranawithana, M. Perera, and A. C. De Silva, "An in-depth study of SSVEP signals against stimulus frequency and distance to the stimulus," *MERCon 2018 - 4th Int. Multidiscip. Moratuwa Eng. Res. Conf.*, pp. 60–65, 2018, doi: 10.1109/MERCon.2018.8421897.
- [27] Z. Işcan and V. V. Nikulin, "Steady state visual evoked potential (SSVEP) based brain-computer interface (BCI) performance under different perturbations," *PLoS One*, vol. 13, no. 1, pp. 1–17, 2018, doi: 10.1371/journal.pone.0191673.
- [28] C. H. Wu and H. Lakany, "The effect of the viewing distance of stimulus on SSVEP response for use in brain-computer interfaces," *Proc. - 2013 IEEE Int. Conf. Syst. Man, Cybern. SMC 2013*, pp. 1840–1845, 2013, doi: 10.1109/SMC.2013.317.
- [29] Susman, G.I. and Evered, R.D. "An Assessment of the Scientific Merits of Action Research," *Administrative Science Quarterly*, (23) 1978, pp. 582-603.
- [30] M. Staron, *Action Research in Software Engineering*. 2020.
- [31] Y. Renard, F. Lotte, G. Gibert, M. Congedo, E. Maby, V. Delannoy, O. Bertrand, A. Lécuyer, "OpenViBE: An Open-Source Software Platform to Design, Test and Use Brain-Computer Interfaces in Real and Virtual Environments", *Presence: teleoperators and virtual environments*, vol. 19, no 1, 2010.
- [32] N. S. Kwak, K. R. Müller, and S. W. Lee, "A convolutional neural network for steady state visual evoked potential classification under ambulatory environment," *PLoS One*, vol. 12, no. 2, pp. 1–20, 2017, doi: 10.1371/journal.pone.0172578.
- [33] F. Teng et al., "Square or sine: Finding a waveform with high success rate of eliciting SSVEP," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2011, p. 364385, 2011, doi: 10.1155/2011/364385.

7 ANEXOS

7.1. Anexo I. Carta de envío del artículo a la conferencia

ICAISC paper submission confirmation

ICAISC <icaisc@icaisc.eu>

Wed 4/28/2021 20:17

To: SANG GUUN YOO <sang.yoo@epn.edu.ec>

Cc: marcin.korytkowski@hotmail.com <marcin.korytkowski@hotmail.com>

Dear Prof. Sang Guun Yoo,

Your paper:

"Study of the Influences of Stimuli Characteristics in the Implementation of Steady State Visual Evoked Potentials based Brain Computer Interface Systems"

was submitted successfully to the International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing and assigned number 10200.

In case of problems with your file you will be notified and asked to resubmit a corrected file.

You may check on the status of your paper by logging to the editorial system.

If you have any questions, please email or call the ICAISC Office.

Sincerely,

International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing
Institute of Computational Intelligence

Czestochowa University of Technology

al. Armii Krajowej 36

42-200 Czestochowa, Poland

<http://icaisc.eu/>

icaisc@kik.pcz.pl

Tel: +48 (34) 3250546

Mobile tel: +48 601 365 426 (Rafal Scherer)

7.2. Anexo II. Artículo científico

Study of the Influences of Stimuli Characteristics in the Implementation of Steady State Visual Evoked Potentials based Brain Computer Interface Systems

José Luis Murillo López^{1,2}, Johanna Carolina Cerezo Ramírez^{1,2}, and Sang Guun Yoo^{1,2,*}[0000-0003-1376-3843]

¹ Departamento de Informática y Ciencias de la Computación, Escuela Politécnica Nacional, Quito, Ecuador

{jose.murillo01, johanna.cerezo, sang.yoo}@epn.edu.ec

² Smart Lab, Escuela Politécnica Nacional, Quito, Ecuador

* Corresponding Author

Abstract. The characteristics of the stimulus can influence the strength of the SSVEP responses. However, a complete study of the influence of different characteristics of SSVEP stimuli was not considered in previous works. The present work has performed different experiments including the most important characteristics of a visual stimulus that can affect the results of a BCI system based on SSVEP. For the present study, we have used a methodology called action research to perform different experiments and get new learnings in each experiment. At the end of the experimentation, it was possible to find the optimal combination of stimulus' characteristics that can allow us to implement a more precise SSVEP systems. For the experimentation, the traditional CCA algorithm and the proposed algorithm called RCA were used for signal classification. The results indicated that a white color circular visual stimulus of 7 to 10 Hz generated by an LED with a diffuser filter reaching 6 lux delivered the best SSVEP responses. With this combination of characteristics, it was possible to build CCA based BCI prototypes having up to 4 simultaneous stimuli with a precision higher than 82% and a response time of 0.5s. In a similar way, it was also possible to generate a RCA based systems of up to 7 simultaneous stimuli with a precision higher than 90% and a response time of 2.5s.

Keywords: Brain Computer Interface, Steady State Visually Evoked Potentials, stimulus characteristics, SSVEP response, CCA, EEG.

1 Introduction

Brain-Computer Interface (BCI) is a technology that allows a direct connection between the Central Nervous System (CNS) of a person and an external device [1]. This is a new Augmentative and Alternative Communication (AAC) technology that is very useful for people with severe motor disabilities [2]. For the implementation of a BCI system, the acquisition of brain waves is essential, and this is the reason why a large number of techniques have been developed to achieve this purpose. In general, brain

waves acquisition techniques have been classified into invasive and non-invasive techniques [3]. Invasive techniques use electrodes that are placed inside of the head of the person and includes techniques such as Electrocorticogram (ECoG) and Intracortical Neuron Registry (INR) [4], which allow to have high quality signals, but they are very risky in terms of health. On the other hand, non-invasive techniques do not use surgical implants or require any surgery; that is the reason why this method is more widely used in research activities. One of the most common non-invasive techniques is the electroencephalography (EEG), which requires the placement of electrodes on the skin of the head to capture the electrical activity of the cerebral cortex [5]. Among the different non-invasive techniques, EEG is the most studied because it provides faster responses, requires less expensive equipment, and is simpler to implement [6]. Furthermore, it is the technique that covers the large number of brain signal patterns. Among those patterns, the most used are: P300, which is an Event-Related Potential (ERP), Slow Cortical Potentials (SCPs), Steady-State Visual Evoked Potentials (SSVEPs) and Sensorimotor Rhythms (SMRs) [4]. Among the aforementioned patterns, SSVEP is the one that is gaining the most popularity in recent years. This is because it is one of the patterns that provides the fastest and most reliable communication [6]. Furthermore, it is easy to implement since it requires very short or no training periods for users, and because it requires very few electrodes to start working [7]. In an SSVEP based BCI, the classification precision is related to the strength of the SSVEP response, Signal-to-Noise Ratio (SNR) and the different properties of the stimulus [8]. There are many studies that have successfully implemented SSVEP based BCI systems by improving SNR or adjusting a classification algorithm to the SSVEP response. However, there are very few works that focus on the study of the different characteristics of the stimulus. Faced with this situation, this work has been motivated to carry out an analysis of how the different characteristics of the stimulus could improve the effectiveness of SSVEP that allow the implementation of an effective BCI system.

2 State of Art

According to [9], characteristics of a stimulus can influence highly on the SSVEP response, so they must be carefully considered when designing BCI systems. The most used characteristics are type of the source of the visual stimulus, blinking frequency, light color, size of the stimulus, and number of simultaneous stimuli.

The blinking frequency (or just frequency) of the visual stimulus is generally correlated with the number of simultaneous stimuli, and these two characteristics are the most commonly used in SSVEP implementations. The frequency stimulus can evoke an SSVEP response at a variety of amplitudes, classified as low-band (5-12Hz), mid-band (12-25 Hz), and high-band (25-50 Hz) frequencies [10], being the most used, the low and medium bands [9]. Many studies have also analyzed the influence of the color of the stimulus, having as a common point the usage of primary colors of the RGB model (see Table 1) and the white color [11-15]; few works also analyzed violet [16] and yellow [12]. In all these works, the authors analyzed the influence of the color in the result of SSVEP responses; however, the level of illuminance of the stimulus were

	Medium (12 - 30) High (> 30)			Green-red Green-blue			
[18]	10, 10.5, 11, 11.5, 12, 12.5, 13, 13.5, 14	LCD Diode LED Frosted LED	4x4 LEDs 111x111 px	Red	Black Card-board	-	9
[19]	6.32, 6.67, 7.06, 7.5, 8, 8.57, 9.23, 9.32, 10, 10.91	LCD 120 Hz	175x175 px	-	-	-	4
[20]	7, 8, 9, 10	Ring COB LED	130 mm (radius)	Green	-	357 lux 715 lux 1072 lux 1430 lux	1
[21]	8, 10, 12, 14	Panel LED	3x3	Green	Black	-	4
[22]	12, 13, 14, 15	Diode LED	2.6 mm (radius)	Red	-	7100 mcd 2525 mcd	1

3 Methods

Action Research is a methodology that is based on a strong relationship between experimentation and the generation of knowledge [23]. Given the iterative process it represents, the generality of its phases and its prioritization in the generation of knowledge, action research has begun to be considered as a general empirical research methodology [24]. In this work, the cyclical model and the empirical approach of Action Research are adjusted to the objective of finding the characteristics of the stimulus that can generate the best classification results in a SSVEP based BCI system. To reach the objective of the present research work, we have proposed the generation of a prototype, which covers the acquisition, processing, and classification of brain signals (see Fig. 1). This system will be used to evaluate the precision of each important characteristic of the stimulus used in SSVEP. Each evaluation (experiment) will be a cycle of the action research methodology which will generate some knowledge for the next cycle.

Before starting a new experiment, the results of different values of the stimulus' characteristics will be analyzed statistically by using the non-parametric Friedman test to determine if there are significant differences between the evaluated parameters. If so, a Friedman test of two factors by ranges will be applied to find the values of the characteristic with best results (which will be used for the next experiments) and worst results (which will be excluded for the next experiments). Once the best results have been obtained, they will also be discriminated considering for the next experiments only

not mentioned in all of those works, except for [12]. Additionally, the influence of the color on chromatic stimuli has also been measured in [17]; however, this work does not make a comparison of its results with the monochromatic stimuli.

The size and shape of the stimulus were also studied in [12]. Additionally, in [18], the influence of the source type of the visual stimulus was studied, finding that frosted LEDs generated the best SSVEP responses by having a certain type of diffusion.

As we can see in the analyzed works, during the last years, the study of the influence of different characteristics of the SSVEP responses has been carried out. However, those works analyzes the characteristics one by one in a separate manner. In other words, there is no such structured study in which the most important characteristics of the visual stimuli are analyzed together, correlating them, and using the results to obtain a complete and effective BCI implementation. In this situation, the present work has decided to analyze the different characteristics of the SSVEP stimuli to define the optimal combination of characteristics for generating an effective BCI system.

Table 1. SSVEP Stimuli Characteristics used in Previous Works.

Reference	Frequency (Hz)	Source	Size	Color	Back-ground	Illuminance	# of stimuli
[11]	7.5, 8, 8.57, 9.23, 10, 10.9, 12, 13.33, 15, 17.14	LCD 120 Hz	-	Red Blue Green White Gray	Black	-	5
[12]	14, 17, 25, 30	Diode LED	~0.99 cm ~2.6 cm ~4.5 cm ~6.5 cm	Blue Red Green White Yellow	Black	Blue: 4 lx Red: 12 lx Green: 20 lx White: 30 lx Yellow: 30 lx	4
[13]	13, 14, 15, 16, 17	LCD	-	White	-	-	5
[14]	6.67, 7.5, 8.57, 10, 12, 15	LCD 60 Hz	-	White	Black	-	6
[15]	5.45, 8.57, 12, 15	LED 60 Hz	~6.2 cm (diameter)	White	Black	-	4
[16]	7, 9, 11, 13	LCD 60 Hz	4 cm	Green Red Blue Violet	Black	-	4
[17]	Low (< 12)	Diode LED	-	White-gray	-	750 med 250 med	1

those that reach a precision higher than 80%. All statistical analysis will be carried out with a confidence level of 95%. Once this is done, the new experiment (cycle of action research) will start with the best results of the last cycle combining with a new characteristic of the SSVEP stimulus.

3.1 Environment for the Experimentation

In all experiments, the OpenBCI Cyton board will be used, which will be connected to the user by means of gold cup electrodes in the Oz, O1 and O2 channels, with A1 as Ground and A2 as reference, based on the international 10-20 system. The user will be located at 60 cm from the stimulus approximately. There will be no distracting noises of any kind, but the room in which the tests are taken place will not be isolated from uncontrolled noise either. All tests will be done in a moderately illuminated room. The experiment involved 16 adults aged 22.4 ± 1.4 years (4 females and 12 males) with normal or corrected vision.

The experiment will consist of creating a scenario that meets the conditions proposed in each phase i.e. the application of the characteristics of the visual stimulus which will be analyzed. When a start signal is given, the user will focus on the stimulus for 20 seconds until the delivery of an end signal; then, the user will rest for 15 to 25 seconds. During the break, the value of the characteristic being evaluated (e.g. frequency, color, illuminance, etc.) will be changed; and if the user is ready, the start signal will be given to begin the new test.

The brain signals will be transmitted at a sampling rate of 250Hz via bluetooth to a computer. Such data will be captured in real-time by using a software called OpenViBE [25] (see Fig. 1). For the signal processing process, a Butterworth type Band-Pass temporal filter of order 4 was used with cutoff frequencies of 1 Hz and 40 Hz and with a maximum ripple of 0.5 dB. The signal is cut into 3 seconds fragments that move in a 0.5 second window. These fragments are classified using the Canonical Correlation Analysis (CCA) method and the classification returned by the algorithm is recorded for further analysis.

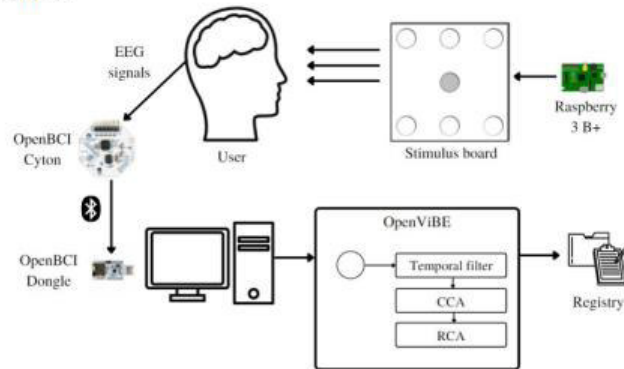


Fig. 1. Experimentation environment

CCA is a multivariate statistical method used to explore the relationships between two sets of variables. With CCA, the SSVEP response can be detected by finding the maximum correlation between two signals [26]. One of these signals is the acquired brain signal from the user and the other can be a reference signal. This reference signal is generated through a pure sinusoidal signal with the frequency of interest [9].

The signal acquisition, processing, and classification flow generates an output every 0.5 second approximately, not counting the initial 3 seconds after running the experiment. This way of gathering data can be useful for applications that require a quick response e.g. vehicle control. However, not having an inactivity control can significantly affect the usability of the system since the system can generate unstable signals when the user does not see any stimulus or when his/her sight changes from one stimulus to another (in multi stimuli SSVEP systems). For this reason, beside of using the CCA classification algorithm, an optimized algorithm was developed that retains the CCA responses and generates an output only when the frequency of a response exceeds a certain percentage of acceptance. For practical purposes, we have called this algorithm as Response Control Algorithm (RCA). The diagram how the proposed RCA works is shown in Fig. 2.

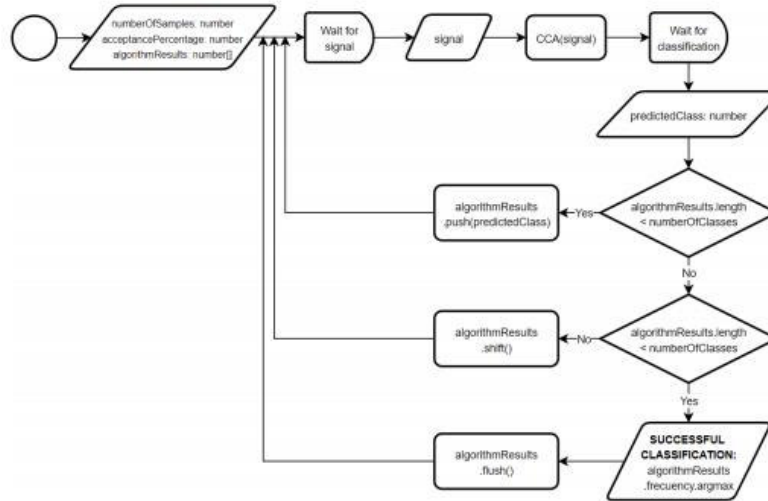


Fig. 2. Proposed Response Control Algorithm (RCA)

As indicated in Fig. 2, RCA make use of CCA outputs and two variables i.e. the number of samples and the percentage of acceptance. Each time CCA generates an output, it is stored in the memory until the number of stored outputs reaches the pre-configured number of samples. When this condition is met, the number of recurrence of each response is calculated, and if any response's recurrence is equal or greater than the acceptance percentage, this result becomes the RCA output and the stored responses are deleted; on the other hand, if the samples does not reach the acceptance percentage,

the oldest response is removed, a new CCA response is saved, and the number of recurrence of all responses is recalculated again; this process is executed repeatedly until having the preconfigured percentage of acceptance. It is important to indicate that, in all experiments, an RCA with 5 samples and a percentage of acceptance of 80% will be used.

3.2 Description of Experiments

In each experiment, we firstly define the characteristic to be analyzed, the limitation presented in previous works, and the details of the experiment performed in this work to deliver a conclusion for solving the described limitation.

3.3.1. Frequency of the Stimulus

- **Limitation of Previous Works:** Most solutions use a low range frequency as shown in Table 1. This may be because the SSVEP response is often significantly more difficult to detect at high frequencies due to its low amplitude [17]. However, there is not a study analyzing the different frequencies to verify their efficiency.
- **The experiment:** This experiment has the purpose of analyzing the results of 20 frequencies between 7 and 16.5 Hz jumping 0.5 Hz. For this process, a system composed of Raspberry Pi 3B+ (including a Python script) and a customized stimulus board with RGB LEDs will be used to generate the stimulus signal (see Fig. 1).

3.3.2. Source of Stimulus

- **Limitation of Previous Works:** Using LEDs in microcontrollers or open board computers as the source of the stimulus can be an accurate way to generate the signal. But building these systems requires certain electronic skills and involves difficulties integrating with an application's GUI. On the other hand, if the stimuli were generated on an LED screen, it would facilitate the work of generating the stimulus and integrating with the GUI of any application. This antecedent raises the following question: can a LED screen generate a visual stimulus for SSVEP without having a significant loss of precision in the results?
- **The experiment:** An LED screen with a refresh rate of 60Hz will be tested using the frequencies with the best results in the previous experiment. The stimuli will be white squares with a size of 100x100 pixels over a black background.

3.3.3. Color and Illuminance of the Stimulus.

- **Limitation of Previous Works:** The color of the stimulus is not a standard and how such characteristic was selected in previous works are not justified. Only some of works provides some information about the influence of the color in the SSVEP response [11, 16, 17], indicating that bright colors have better results, although they are more annoying for the user [12]. In case of illuminance, not only is it not usually

justified, but the vast majority of work ignore this characteristic or do not provide this data. Some previous studies such as [22] have shown that illuminance can influence the results.

- **The experiment:** The color of the stimuli will be varied in each test to measure if there are differences between them when having SSVEP responses. The colors used will be White, Red, Blue, and Green. This range will allow us to cover the primary colors of light (RGB) as well as the result of its additive synthesis. Generally, the RGB LEDs have its own maximum values of candela, which are different one from another in order to cover a greater range of colors. This would mean that the conditions under which each color is evaluated are different from others; this is one of the great limitations of [12] where the illuminance of the best-performing stimuli was up to 7 times greater than that of the worst. As the margin is so large, it is natural to question whether the results are really better because of its color or if it was because of the illuminance.

To solve this question, this work has decided to measure the illuminance generated by the stimulus with a lux meter to balance the conditions of each color. And at the same time, the present work has decided to vary the illuminance to discover how much they affect the results. The maximum values of the RGB LED used in the experiment are summarized in Table 2. Since red presents the lowest level of illuminance with 6 lux, it was decided to use this as the "Low illuminance level" and vary the duty cycle of the rest of colors to equal this level. The duty cycle that each color will work with is found in Table 2. For the maximum values, it was necessary to use a different red LED (capable of reaching a maximum illuminance of 27 lux) and to adjust the duty cycle of the RGB LEDs to reach this illuminance in the rest of the colors. The duty cycles used in each color to reach the "High illuminance level" are indicated in Table 2.

Table 2. Duty cycle and illuminance values per color.

Color	Illuminance (lux) at 100% duty cycle	Duty Cycle (%) to reach 6 lux	Duty Cycle (%) to reach 27 lux
White	95	10	35
Red	6	100	100 (using a different LED)
Blue	39	25	67
Green	46	20	69

3.3.4. Diffuse (Frosted) Light

- **Limitation of Previous Works:** Even with the optimal color and illuminance settings, the stimuli can be tiring for the user if it is watched over long period of time. That is why some works make use of LEDs with opaque (frosted) glass, which indicates that the frosted stimulus gives better results than LEDs with transparent glass [18]. This improvement was attributed to the comfort of the stimuli which allows better level of concentration. However, there is no studies of the efficiency difference between the transparent light stimuli and frosted ones in SSVEP responses.

- **The experiment:** Up to this point of the present work, clear glass LEDs have been used. For this experiment, the LED will be enclosed in a circular tube of 9.2 cm long and 2.5 cm in radius with a diffuser filter at the end. At this point, the lux meter was used again to compare how much the luminosity has been attenuated using the diffuser. The illuminance of the diffused LED was 6 lux.

3.3.5. Size of the Stimulus

- **Limitation to Solve:** Another study suggested that the amplitude of the SSVEP response is related to the size of the stimulus [12]. A larger size can achieve a greater amplitude, and therefore better classification results. But this parameter must be balanced, because it could reduce the usability or portability of the system.
- **The experiment:** In the previous experiment, a diffuse light of 2.5 cm radius was used. In this experiment, a stimulus with a radius of 5 cm will be used to verify if a bigger stimulus has an important effect over the results of SSVEP responses.

3.3.6. Number of simultaneous stimuli.

- **Limitation to solve:** Up to this point, each stimulus has been tested individually (a single stimulus blinking). However, this condition has a low level of usability since most of applications require multiple operating commands i.e. multiple stimuli.
- **The experiment:** Since most of BCI applications require multiples stimuli, we will test how many simultaneous stimuli the system can have without having a significant loss in the results. The experiment will consist of choosing 2 stimuli and climbing to a maximum of 7 simultaneous stimuli. At this point, the stimuli will be generated using the best combination of characteristics selected in previous experiments.

4 Results

4.1 Frequency of the Stimulus

The results of varying the frequencies of the stimulus are presented in Fig. 3. It shows that the precision achieved by the system decreases as the frequency increases. The statistical analysis on the CCA classification results indicates that the frequencies ranging from 7 to 10.5 Hz has the best results. Statistical analysis was also done on the RCA classification results; such analysis determined that, in addition to the 7 to 10.5 Hz frequencies, 11 Hz also generate results that stand out significantly.

4.2 Source of Stimulus

The results using a signal generated by an LCD screen are shown in Table 3. Statistical analysis indicates that there is no significant difference between the samples in this phase. However, all the results were lower than those obtained with the LED (from

previous experiment). For this reason, the use of LCD screen was discarded for the next experiments. The reason for this result is analyzed in the next section.

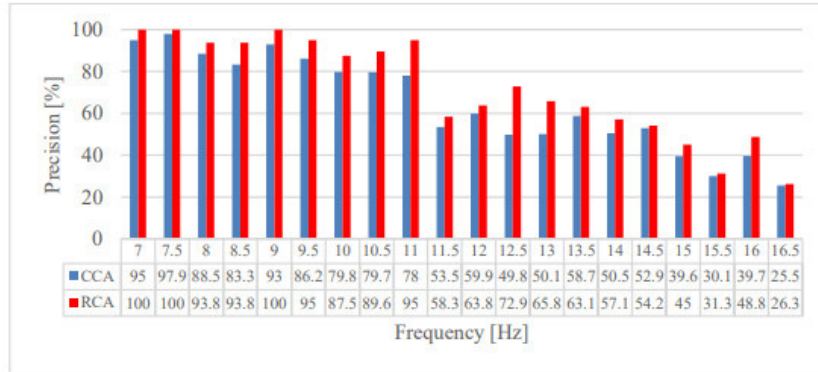


Fig. 3. System's precision using stimulus of different frequencies generated by an LED

Table 3. System's precision using different frequencies of an LCD screen

Classification Algorithm	Frequency (Hz)							
	7	7.5	8	8.5	9	9.5	10	10.5
CCA Precision (%)	33.57	30.26	19.24	20.10	15.99	3.60	17.46	11.41
RCA Precision (%)	37.92	23.75	20.42	25.00	20.00	0.00	11.25	18.75

4.3 Color and Illuminance of the Stimulus

The results obtained after analyzing the 8 frequencies which were selected in the first experiment combining with different colors and illuminance are presented in Fig. 4. The stimuli of all frequencies and colors with low illuminance were significantly lower, except for Red with 7.5, 8 and 10 Hz. While for the high illuminance stimuli, the only ones that were significantly low accurate were Red and Green of 10.5 Hz, and the Blues of 8, 8.5, 9, 10 and 10.5 Hz. With this analysis, for the next experiments, the CCA results that exceeded the minimum threshold of 80% will be considered. Being more specific, the high illuminance stimuli corresponding to Red from 7 to 9 Hz, Green from 7 to 10 Hz, Blue from 7 to 7.5 Hz and White from 7 to 10 Hz will be considered for the next experiments.

4.4 Diffuse (Frosted) Light

The results after adding a diffuser filter are shown in Fig. 5. The statistical analysis has revealed that there is no significant difference without a diffuser filter. However, the filter provides the benefit of being more comfortable and less tiring to users. Based on this analysis, we have decided to use the diffuser filter for the next experiment.



Fig. 4. Precision achieved with an LED of different colors, frequencies and illuminance

4.5 Size of the Stimulus

The results of increasing the size of the stimulus are presented in Fig. 6. Compared to the results of the previous experiment, the difference is minimal; the statistical analysis also indicate that the difference is not significant. In this experiment, the red color stimulus had the best result, which improved its precision by approximately 4%. Since in

most of the stimuli, the difference was not significant, it was decided to continue with the stimuli used for the previous experiment. Furthermore, as the last experiment requires multiples (simultaneous) stimuli of different frequencies to represent different commands of a BCI system, only the white color stimuli has been chosen since it presents the greater number of frequencies with the highest classification precision.

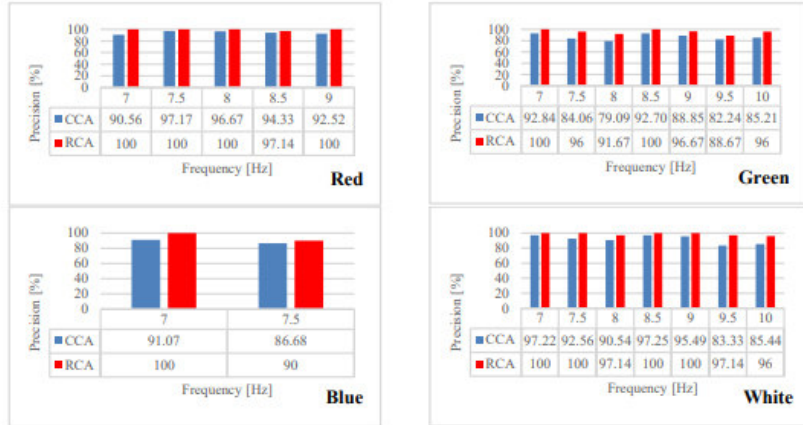


Fig. 5. Precision achieved with a diffuser filtered LED with different colors.

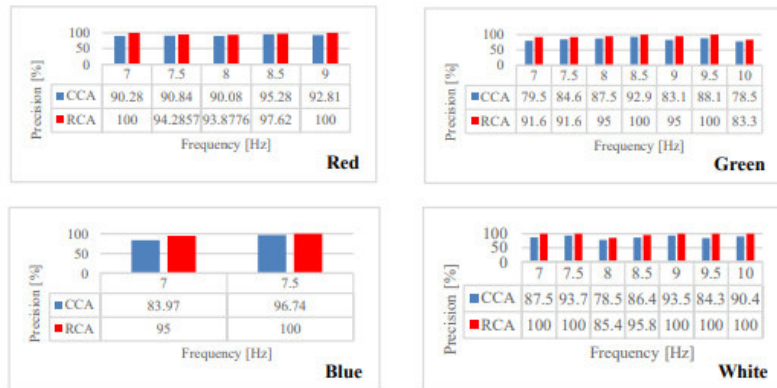


Fig. 6. Precision achieved with big stimuli generated by a diffuser filtered LED with different colors.

4.6 Number of simultaneous stimuli

Given that a total of 7 frequencies have achieved the best results up to this point, they were used to design 6 BCI systems: the first with 2 simultaneous stimuli, the second with 3, the third with 4 and so on. The distribution of the stimuli in the board is

presented in Fig. 7. The results of the best stimuli are shown in Fig. 8. The average precisions are also presented in Table 4. At this point, it is important to indicate that the proposed RCA algorithm has a remarkable improvement over the CCA algorithm.

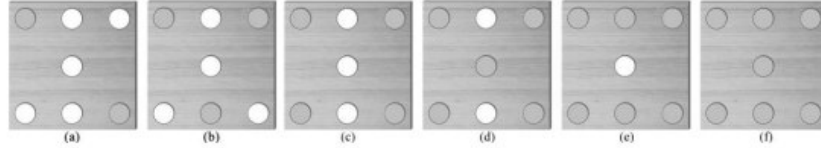


Fig. 7. Design of the stimulus boards: (a) 2 stimuli (7 and 10 Hz), (b) 3 stimuli (7, 8.5 and 10 Hz), (c) 4 stimuli (7, 8, 9 and 10 Hz), (d) 5 stimuli (7, 7.5, 8, 8.5 and 9 Hz), (e) 6 stimuli (7, 7.5, 8, 8.5, 9 and 9.5 Hz) and (f) 7 stimuli (7, 7.5, 8, 8.5, 9, 9.5 and 10 Hz).

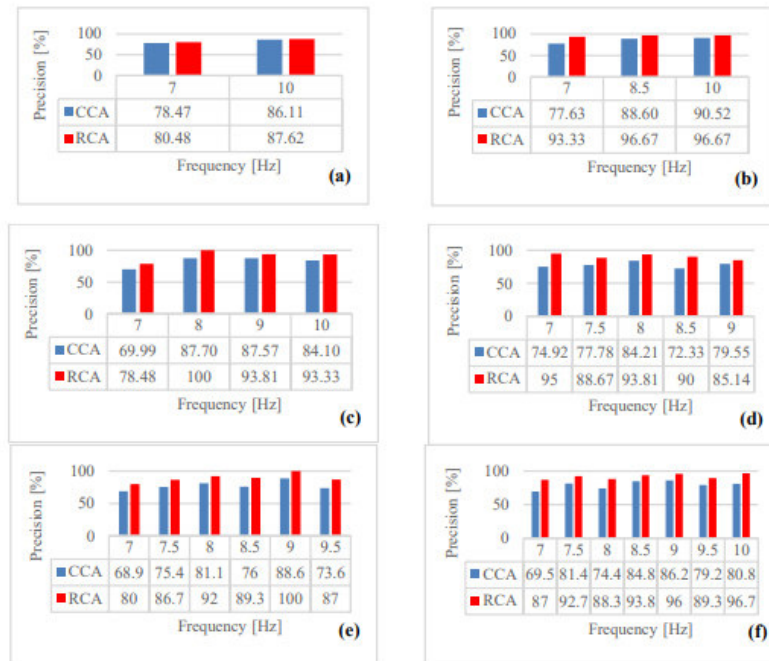


Fig. 8. Stimulus precision of the systems created in this study. The data correspond to a BCI with (a) 2 stimuli, (b) 3 stimuli, (c) 4 stimuli, (d) 5 stimuli; (e) 6 stimuli, (f) 7 stimuli

Table 4. Average precision obtained by BCI systems by the experimented algorithms.

Number of stimuli	CCA	RCA	Number of stimuli	CCA	RCA
2	82.3%	84.05%	5	77.76%	90.52%
3	85.59%	95.56%	6	77.28%	89.17%
4	82.34%	91.4%	7	79.49%	91.97%

5 Discussion

After analyzing the previous works, it can be indicated that this study is one of the leading works that propose the generation of SSVEP systems that seeks the most optimal combination of characteristics of the stimuli.

Starting with the objective of creating an optimal BCI system, the selection of the frequency of the stimulus was surely the most important point. In the first experiment, a relationship between the frequency and the precision of CCA and RCA was found. As other studies hinted, as the frequency increased, the precision decreased significantly. The second experiment presented a surprising result indicating that an LCD screen gave results with low precision; it was a surprising result since many previous works made use of an LCD screen. One of the reasons of this result was since LCD screens have a great limitation regarding the frequencies that can be generated in it. In an LCD screen, based on its refresh rate, only frequencies that comply with the following relationship [9] can be used:

$$F = \frac{f}{n} \quad n = 2, \dots, f \quad (1)$$

where F is the frequency of the stimulus, f is the refresh rate, and n is an integer which value is lower than the refresh rate. Therefore, for a 60 Hz LCD monitor (like the one used in this experiment), only stimuli of 6, 6.67, 7.5, 8.57, 10, 12, 15, 20 and 30 Hz could be used. Additionally, vertical synchronization must be enabled for ensuring better response [8]. Although 7.5 and 10 Hz were present in the experiment, vertical synchronization was not considered. Therefore, the tests performed in this experiment did not include the best conditions, which will be solved in future works.

The third experiment could show how increasing the intensity of illuminance, the precision of SSVEP responses improves significantly. In fact, the results using a low illuminance were disappointing. The present work could also show that the white color is the one that gives the best results, while the blue color gives the worst ones.

The last three experiments allowed to show how the usage of the diffuser filter allowed to have a great improvement in the aspect of the user's comfort while having a slight improvement in the results. Additionally, such experiments showed how the size of the stimulus did not generate an improvement in the results in a general way. In addition, the usage of the best frequencies generated by diffused white color LEDs allowed to have a BCI system with a greater number of simultaneous stimuli. It is evident that the precision achieved with multiple simultaneous stimuli drops markedly compared to individual stimulus. Even so, it was possible to create a BCI system of up to 4 simultaneous stimuli with a good level of precision (precision higher than 80%) and systems with more than 4 stimuli with an acceptable precision (higher than 77%) using CCA. It is also important to indicate that the proposed RCA algorithm had an average improvement of 9.44% in BCI systems of up to 4 simultaneous stimuli and 15.83% in BCI systems of more than 4 stimuli (compared to CCA).

As indicated before, it is important to indicate that one of the most important contributions of the present work is the proposal of the RCA algorithm, which throughout all the experiments gave the best results than the traditional CCA.

6 Conclusions

Through the performed experiments, it was possible to analyze the influence of the different characteristics of a visual stimulus in the construction of a BCI system based on SSVEPs. Using CCA, one of the most used classifiers, SSVEP response precision decreased as the stimulus frequency increased, finding the best results between 7 and 10.5 Hz. Additionally, it was possible to verify the advantages of generating the stimulus with an LED diode instead of an LCD screen that is limited to its refresh rate. In addition, the presented work showed that a small white stimulus with a diffuser filter having an illuminance of 6 lux gave the best results. With the optimal characteristic combination, it was possible to build BCI systems of 2, 3 and 4 simultaneous stimuli with a precision greater than 82% and with an average response time of 0.5s. Additionally, the present work implemented a new algorithm i.e. RCA, to control the responses emitted by the system and to handle in a certain way the lack of an idle class in CCA. This algorithm not only significantly improved the results of each stimulus, but also allowed the creation of BCIs of up to 7 simultaneous stimuli with precisions of around 90% with an average response time of 2.5s.

Acknowledgement. The authors gratefully acknowledge the financial support provided by the Escuela Politécnica Nacional, for the development of the project PVS-2018-022 – “Silla de ruedas eléctrica controlado por ondas cerebrales”.

References

1. He, B. et al.: Brain-computer interfaces. *Neural Engineering*, 87–151 (2013).
2. Wolpaw, J. R. et al.: Brain-computer interface technology: A review of the first international meeting. *IEEE Trans. Rehabil. Eng.* 8(2), 164–173 (2000).
3. Graimann, B., Allison, B., Pfurtscheller, G.: *Brain-Computer Interfaces*, Springer, Berlin, Heidelberg (2010).
4. Nam, C. S., Nijholt, A., Lotte, F.: *Brain-Computer Interfaces Handbook*. 1st edn. CRC Press (2018).
5. Rao, R. P. N.: *Brain-computer interfacing: An introduction*. 1st edn. Cambridge University Press (2013).
6. Schomer, D. L., Lopes da Silva, F. H.: *Niedermeyer’s Electroencephalography*, 7th edn. Oxford University Press (2017).
7. Poveda, S., Murillo, J. L., Ortíz, K., Yoo, S.: Review of Steady State Visually Evoked Potential Brain-Computer Interface Applications: Technological Analysis and Classification. *J. Eng. Appl. Sci.* 15(2), 659–678 (2019).
8. Zhu, D., Bieger, J., Garcia, G., Aarts, R. M.: A survey of stimulation methods used in SSVEP-based BCIs. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2010(702357) (2010).
9. Évain, A.: Optimizing the use of SSVEP-based brain-computer interfaces for human-computer interaction, <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01476185>, last accessed 2021/05/16.
10. Wu, Z., Lai, Y., Xia, Y., Wu, D., Yao, D.: Stimulator selection in SSVEP-based BCI. *Medical Engineering & Physics*. 30(8), 1079–1088 (2008).

11. Cao T., Wan, F., Mak, P., Mak, P., Vai, M., Hu, Y.: Flashing color on the performance of SSVEP-based brain-computer interfaces. In: Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS, pp. 1819–1822. IEEE, USA (2012)
12. Duszyk, A. et al.: Towards an optimization of stimulus parameters for brain-computer interfaces based on steady state visual evoked potentials. *PLoS One*. 9(11), 1–11 (2014)
13. Allison, B. et al.: BCI Demographics: How many (and what kinds of) people can use an SSVEP BCI?. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*. 18(2), 107-116 (2010).
14. Zerafa, R., Camilleri, T., Camilleri, K.P., Falzon, O.: The effect of distractors on SSVEP-based brain-computer interfaces. *Biomedical Physics & Engineering Express*. 5(3) (2019).
15. Işcan, Z., Nikulin, V. V.: Steady state visual evoked potential (SSVEP) based brain-computer interface (BCI) performance under different perturbations. *PLoS One*. 13(1), 1–17 (2018).
16. Singla, R., Khosla, A., Jha, R.: Influence of stimuli colour in SSVEP-based BCI wheelchair control using support vector machines. *J. Med. Eng. Technol*. 38(3), 125–134 (2014).
17. Floriano, A., Diez, P. F., Bastos-Filho, T. F.: Evaluating the influence of chromatic and luminance stimuli on SSVEPs from behind-the-ears and occipital areas. *Sensors*. 18(2), 615 (2018).
18. Mu, J., Grayden, D. B., Tan, Y., Oetomo, D.: Comparison of Steady-State Visual Evoked Potential (SSVEP) with LCD vs. LED Stimulation. InL 2020 42nd Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., pp. 2946–2949, IEEE, Monreal Canada (2020).
19. Volosyak, I., Gembler, F., Stawicki, P.: Age-related differences in SSVEP-based BCI performance. *Neurocomputing*. 250, 57–64 (2017).
20. Mouli, S., Palaniappan, R.: Eliciting higher SSVEP response from LED visual stimulus with varying luminosity levels. In: 2016 Int. Conf. Students Appl. Eng. ICSAE, pp. 201–206, IEEE, UK (2016).
21. Pathirana, S., Paranawithana, I., Perera, M., De Silva, A. C.: An in-depth study of SSVEP signals against stimulus frequency and distance to the stimulus. In: Moratuwa Engineering Research Conference (MERCCon), pp. 60–65, IEEE, Sri Lanka (2018).
22. Wu, C. H., Lakany, H.: The effect of the viewing distance of stimulus on SSVEP response for use in brain-computer interfaces. In: Proc. 2013 IEEE Int. Conf. Syst. Man, Cybern., pp. 1840–1845, IEEE, UK (2013).
23. Susman, G.I., Evered, R.D.: An Assessment of the Scientific Merits of Action Research. *Administrative Science Quarterly*. 23(4), 582-603 (1978).
24. Staron, M.: *Action Research in Software Engineering*. Springer International Publishing (2020).
25. Renard, Y., Lotte, F., Gibert, G., Congedo, M., Maby, E., Delannoy, V., Bertrand, O., Lécuyer, A.: OpenViBE: An Open-Source Software Platform to Design, Test and Use Brain-Computer Interfaces in Real and Virtual Environments. *Presence: teleoperators and virtual environments*. 19(1) (2010).
26. Kwak, N. S., Müller, K. R., Lee, S. W.: A convolutional neural network for steady state visual evoked potential classification under ambulatory environment. *PLoS One*. 12(2), 1–20 (2017).