

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE CHIHUAHUA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

***“RECONOCIMIENTO DE MOVIMIENTO OCULAR
Y PARPADEO MEDIANTE ANÁLISIS EEG Y
ARTEFACTOS”***

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE

***MAESTRO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA
ELECTRÓNICA***

PRESENTA:

ING. OSCAR GONZALO RIVERA CALDERÓN

DIRECTOR DE LA TESIS:

DR. MARIO IGNACIO CHACÓN MURGUÍA



SEP
SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA

**TECNOLÓGICO NACIONAL
DE MÉXICO**



CHIHUAHUA, CHIH., MARZO 2019



SEP
SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO

Instituto Tecnológico de Chihuahua

"2019, Año del Caudillo del Sur, Emiliano Zapata"

Chihuahua, Chih. 11 de marzo de 2019

MTRO. LUIS CARDONA CHACÓN
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
PRESENTE

Por medio de la presente notificamos a usted que en cumplimiento de los requerimientos para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Ingeniería Electrónica, el documento de tesis del **C. ÓSCAR GONZALO RIVERA CALDERÓN**, ha sido aprobado y aceptado para su impresión. El título de la tesis es:

"Reconocimiento de movimiento ocular y parpadeo mediante análisis EEG y artefactos"

Por lo que proponemos, le sea concedida la autorización de impresión correspondiente.

Agradeciendo la atención a la presente, quedamos de usted:

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®


DR. MARIO IGNACIO CHACÓN MURGUÍA
DIRECTOR DE TESIS


DR. JUAN ALBERTO RAMÍREZ QUINTANA
MIEMBRO DEL JURADO DE EXAMEN


MTRA. ALMA DELIA CORRAL SÁENZ
MIEMBRO DEL JURADO DE EXAMEN


DR. LUIS FRANCISCO CORRAL MARTÍNEZ
MIEMBRO DEL JURADO DE EXAMEN


SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA
INSTITUTO TECNOLÓGICO
DE CHIHUAHUA



Ave Tecnológico No. 2909 Col. 10 de Mayo C.P. 31310, Chihuahua, Chih. México
Tel. 01 (614) 201 2000, (614) 413 5187, Ext. 2150 e-mail: dir_chihuahua@tecnm.mx
www.tecnm.mx | www.itchihuahua.edu.mx





SEP
SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO

Instituto Tecnológico de Chihuahua

"2019, Año del Caudillo del Sur, Emiliano Zapata"

Chihuahua, Chih. 11 de marzo de 2019

C. ÓSCAR GONZALO RIVERA CALDERÓN
PRESENTE

Por este conducto le comunico que a propuesta del Jurado de Examen, la División de Estudios de Posgrado e Investigación ha concedido autorización para la impresión de su tesis para obtener el grado de Maestro en Ciencias en Ingeniería Electrónica, cuyo título es:

"Reconocimiento de movimiento ocular y parpadeo mediante análisis EEG y artefactos"

La tesis presenta el siguiente contenido de capítulos:

- I Antecedentes
- II Metodología de obtención y generación de artefactos de interés en señales EEG
- III Desarrollo de algoritmos de detección y reconocimiento de artefactos de interés
- IV Sistema de reconocimiento de artefactos en línea y fuera de línea
- V Resultados
- VI Conclusiones y trabajo futuro

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®

MTRO. LUIS CARDONA CHACÓN
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA
INSTITUTO TECNOLÓGICO
DE CHIHUAHUA



Ave Tecnológico No. 2909 Col. 10 de Mayo C.P. 31310, Chihuahua, Chih. México
Tel. 01 (614) 201 2000, (614) 413 5187, Ext. 2150 e-mail: dir_chihuahua@tecnm.mx
www.tecnm.mx | www.itchihuahua.edu.mx





SEP
SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO

Instituto Tecnológico de Chihuahua

"2019, Año del Caudillo del Sur, Emiliano Zapata"

CARTA CESION DE DERECHOS

En la ciudad de Chihuahua el día 11 de marzo de 2019 **14 de marzo de 2019**, el que suscribe **C. ÓSCAR GONZALO RIVERA CALDERÓN** de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica, con número de control **G17060620**, adscrito a la **DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN**, del Instituto Tecnológico de Chihuahua, manifiesta que es autor intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección del **Dr. Mario Ignacio Chacón Murguía** y cede los derechos del trabajo titulado **"Reconocimiento de movimiento ocular y parpadeo mediante análisis EEG y artefactos"**, al Tecnológico Nacional de México y/o Instituto Tecnológico de Chihuahua para su difusión, divulgación, transmisión, reproducción, así como su digitalización con fines académicos y de investigación.

C. ÓSCAR GONZALO RIVERA CALDERÓN



Ave Tecnológico No. 2909 Col. 10 de Mayo C.P. 31310, Chihuahua, Chih. México
Tel. 01 (614) 201 2000, (614) 413 5187, Ext. 2150 e-mail: dir_chihuahua@tecnm.mx
www.tecnm.mx | www.itchihuahua.edu.mx



Chihuahua, Chihuahua a 14 de marzo de 2018

Dra. María Elena Álvarez-Buylla Roces

Directora de CONACYT.

Presente.

Por este conducto aprovecho la ocasión para saludarla e informarle que a la fecha he obtenido el grado de **Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica** en la División de Estudios de Posgrado e Investigación del Instituto Tecnológico de Chihuahua. Motivo por el cual agradezco todo el apoyo brindado por esta Institución que usted representa, el otorgamiento de esta beca permitió dedicarme de tiempo completo a la realización de mis estudios de Posgrado y de esta manera lograr el cumplimiento del objetivo principal del convenio establecido.

Sin otro particular por el momento, me es grato quedar de usted como su seguro servidor, no sin antes reiterar mi agradecimiento. Muchas gracias.

A t e n t a m e n t e



Oscar Gonzalo Rivera Calderón

Exbecario CONACYT

Agradecimientos

Agradezco al Tecnológico Nacional de México por el apoyo a este trabajo bajo los proyectos con Clave 5684.16-P y 6418.18-P. Agradezco al CONACYT por el apoyo económico brindado durante mis estudios. Agradezco al personal de la DEPI por su apoyo. Agradezco a mi director de tesis el Dr. Mario I. Chacón por su asesoramiento y dedicación. Agradezco a mi Comité Tutorial, Dr. Juan A. Ramírez, M.C. Alma Corral y Dr. Francisco Corral por su apoyo en este trabajo de tesis. Agradezco a mis compañeros y amigos de generación Meny y Macías por compartir sus conocimientos. Agradezco a mis compañeros de laboratorio, Abimael, Luis, Daniel, Raúl, Andrea, Lalo y Soto, por el ambiente y convivencia. Agradezco a mis papás y familiares por su apoyo incondicional. También agradezco a mis amigos y a todas aquellas personas que indirectamente ayudaron a realizar este trabajo de tesis.

RESUMEN

RECONOCIMIENTO DE MOVIMIENTO OCULAR Y PARPADEO MEDIANTE ANÁLISIS EEG Y ARTEFACTOS

Ing. Oscar Gonzalo Rivera Calderón

Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica

División de Estudios de Posgrado e Investigación del

Instituto Tecnológico de Chihuahua

Chihuahua, Chih. 2018

Director de Tesis: Dr. Mario Ignacio Chacón Murguía

La comunicación permite a una persona interactuar con otras y/o con su entorno, sin embargo, existen quienes padecen de problemas en el habla y movilidad severa y suelen tener dificultades de comunicación, lo cual afecta su calidad de vida de manera significativa. La mayoría de las personas con este tipo de discapacidad no presentan problemas con los músculos de sus ojos y los pueden mover de manera voluntaria. Esta particularidad se ha utilizado para desarrollar interfaces cerebro computadora (ICC) basadas en medición de artefactos con el fin de generar una alternativa de comunicación para estos grupos vulnerables. Sin embargo, estas ICC son complicadas de utilizar ya que para su funcionamiento es necesario realizar movimientos oculares muy pronunciados y una gran cantidad de parpadeos voluntarios que tienden a desgastar los músculos de los ojos. Por lo tanto, en esta tesis se presenta el desarrollo de un sistema ICC que adquiere señales electroencefalográficas para detectar y reconocer patrones de parpadeo y movimientos oculares simples con ángulos visuales menores a 10° (mirada arriba, abajo, izquierda y derecha) y el uso de parpadeos voluntarios se acota considerablemente. Estas características brindan la posibilidad de una interacción menos desgastante.

Para desarrollar el sistema de detección y reconocimiento, se realizó un análisis del estado del arte sobre sistemas ICC para análisis de artefactos. Posteriormente, se desarrolló una interfaz visual de múltiples elementos que permite estimular los artefactos de interés y así crear una base de datos artefactos en señales EEG de 14 sujetos. Como siguiente paso, se diseñó un algoritmo

para detección y reconocimiento de artefactos que tiene las etapas de preprocesamiento, extracción de características, detección y reconocimiento. La primera etapa preprocesa las señales EEG crudas para eliminar frecuencias no deseadas. La extracción de características consiste en obtener los coeficientes de wavelet y valores estadísticos de la señal EEG filtrada. La detección de artefactos se modeló como una máquina de estados que realiza un conjunto de inferencias para determinar si la señal EEG contiene artefactos. Finalmente, el reconocimiento es una red neuronal modular para encontrar el tipo de artefacto que contiene la señal.

La evaluación del sistema indicó una tendencia que entre mayor tiempo de interacción tenga el sujeto con el sistema, mayor será el desempeño. Esto debido a que al evaluar el sistema con los primeros artefactos el desempeño fue de 62% y con los artefactos de las últimas interacciones el desempeño promedio sube hasta 71%. Por esta razón, se realizó una segunda base de datos con cinco sujetos de prueba que interactuaron con el sistema durante cuatro días consecutivos y la evaluación del sistema marco un desempeño promedio de 87%. Además, durante la creación de la segunda base de datos también se probó el sistema en línea donde se observó una mejora en la interacción del sujeto con el sistema tras el paso de los días. Esto también se observó en el experimento final, donde los usuarios debían interactuar con el sistema para realizar un recorrido y en los últimos días el tiempo que les tomaba realizar el recorrido fue menor al que obtuvieron en su primer día de pruebas.

CONTENIDO

LISTA DE FIGURAS.....	xii
LISTA DE TABLAS.....	xvii
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO 1. ANTECEDENTES.....	3
1.1 Interfaces cerebro computadora.....	3
1.2 Electroencefalografía y clasificación de las señales EEG.....	4
1.3 Artefactos como fuente de información.....	5
1.4 Análisis de artefactos y sus aplicaciones en ICC.....	8
1.4.1 Preprocesamiento.....	8
1.4.2 Método de extracción de características.....	8
1.4.3 Algoritmos de detección.....	9
1.4.4 Algoritmos de reconocimiento.....	10
1.4.5 Aplicaciones realizadas.....	11
1.5 Conclusiones del estado del arte.....	14
CAPÍTULO 2. METODOLOGÍA DE OBTENCIÓN Y GENERACIÓN DE ARTEFACTOS DE INTERÉS EN SEÑALES EEG.....	17
2.1 Interfaz visual para estimular artefactos de interés.....	18
2.1.1 Ángulo visual.....	20
2.1.2 Interfaz de múltiples elementos.....	21
2.2 Dispositivos Emotiv EPOC+ y OpenBCI®.....	22
2.2.1 Dispositivo Emotiv EPOC+.....	22
2.2.2 Dispositivo OpenBCI®.....	23
2.3 Descripción de experimentación para adquisición de artefactos de interés en señales EEG.....	24
2.4 Experimentación con interfaz matricial y uso del dispositivo Emotiv Epoc+.....	25
2.4.1 Diseño de la base de datos y patrones de estímulos.....	25
2.4.2 Generación de la base de datos de prueba.....	26
2.4.3 Inspección, resultados de las señales y selección de los electrodos óptimos.....	28
2.4.3.1 Preprocesamiento de las señales EEG.....	28

2.4.3.2 Inspección visual de los artefactos obtenidos por el dispositivo Emotiv Epoc+.....	30
2.5 Obtención de artefactos voluntarios mediante OpenBCI®.....	32
2.5.1 Selección de sujetos de prueba.....	32
2.5.2 Modificaciones a las secuencias de estímulos del experimento.....	34
2.5.2.1 Secuencia de estímulos aleatorios.....	34
2.5.2.2 Secuencias de estímulos A, B, C y D.....	35
2.5.3 Creación de base de datos.....	37
2.5.3.1 Toma de muestras.....	38
2.5.3.2 Resultado de la base de datos.....	39
2.5.4 Revisión de la base de datos.....	39
2.5.4.1 Hipótesis de los electrodos AF7 y AF8.....	40
2.5.4.3 Inspección visual de los artefactos.....	42
CAPÍTULO 3. DESARROLLO DE ALGORITMOS DE DETECCIÓN Y RECONOCIMIENTO DE ARTEFACTOS DE INTERÉS.....	51
3.1 Metodología de extracción de características.....	51
3.1.1 Selección de artefactos y tamaño de ventanas para la extracción de características.....	52
3.1.2 Extracción de características.....	54
3.1.3 Análisis de potencial discriminante.....	56
3.2 Algoritmo de detección de artefactos de interés en señales EEG.....	63
3.2.1 Procesamiento de bloques y transformada Wavelet.....	63
3.2.2 Comparativa de coeficientes de Wavelet en presencia y no presencia de artefactos.....	67
3.2.3 Algoritmo de calibración.....	70
3.2.4 Algoritmo de detección.....	71
3.2.5 Prueba, resultados y problemas del algoritmo de detección.....	76
3.2.6 Modificaciones al algoritmo de detección: generación de intervalo sumamente grande.....	80
3.2.7 Algoritmo para separar artefactos de interés en un corto periodo de tiempo.....	85
3.3 Clasificador de artefactos de interés mediante una red neuronal modular.....	87
3.3.1 Entrenamiento individual de cada módulo de la red modular.....	90
3.3.2 Evaluación de la red modular.....	94

3.4 Desarrollo de un sistema de detección y reconocimiento de artefactos de parpadeos dobles y movimientos oculares simples.....	96
3.4.2 Unión del algoritmo de detección y el algoritmo de reconocimiento.....	96
3.4.2 Evaluación y prueba del algoritmo de detección y reconocimiento.....	99
CAPÍTULO 4. SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE ARTEFACTOS EN LÍNEA Y FUERA DE LÍNEA.....	105
4.1 Modificaciones al sistema de detección y reconocimiento de artefactos.....	105
4.1.1 Adaptación de la etapa de preprocesamiento.....	105
4.1.2 Adaptación de los algoritmos de detección y reconocimiento.....	110
4.2 Rediseño de la Interfaz de múltiples elementos y adaptación de los algoritmos de detección y reconocimiento.....	110
4.2.1 Cambios de color en la interfaz de múltiples elementos.....	111
4.2.2 Cambios de color en los elementos para distintos estímulos.....	111
4.2.3 Modificación de los estímulos para su funcionamiento fuera de línea.....	112
4.2.4 Modificación de los estímulos para su funcionamiento en línea.....	114
4.2.5 Adaptación de los algoritmos de detección y reconocimiento con los estímulos de la interfaz de múltiples elementos.....	117
4.3 Creación de una nueva base de datos.....	119
4.3.1 Selección de sujetos de prueba.....	119
4.3.2 Metodología para la creación de las bases de datos.....	120
4.4 Evaluación del sistema ICC fuera de línea.....	123
4.5 Análisis de señales en línea.....	136
CAPÍTULO 5. RESULTADOS.....	140
5.1 Estado del arte de la metodología para estimulación de artefactos referentes a movimientos oculares y parpadeos.....	140
5.2 Comparativa del sistema de detección y reconocimiento de artefactos.....	141
CAPÍTULO 6. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.....	143
BIBLIOGRAFÍA.....	145

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 Componentes de un sistema ICC.	4
Figura 1.2 Ejemplo de potencial eléctrico generado por artefacto de movimiento ocular [16]. .	7
Figura 1.3 Visualización de un parpadeo en una señal EEG [16].	7
Figura 1.4 Colocación de electrodos para medición de movimiento ocular mediante EOG [12]	12
Figura 1.5 Sistema EOG implementado en lentes [28]	14
Figura 2.1 Esquema para adquisición de artefactos en señales EEG.	18
Figura 2.2 Interfaces para incitar artefactos, a) elementos en puntos cardinales, c) elementos en puntos intermedios [13] [21].	19
Figura 2.3 Interfaz de navegación descrita en [29].	19
Figura 2.4 Interfaz con varios elementos descrita en [4].....	20
Figura 2.5 Influencia del ángulo visual [25].	21
Figura 2.6 Interfaz con múltiples elementos.	22
Figura 2.7 Dispositivo Emotiv Epoc+ [44].	23
Figura 2.8 Tarjeta OpenBCI® Cyton.	23
Figura 2.9 Dispositivo USB con módulo Bluetooth.....	24
Figura 2.10 Electrodos de copa y gel conductor [45].....	24
Figura 2.11 Secuencia 1 para estimular artefactos de mirada abajo.....	27
Figura 2.12 Secuencia 3 para estimular artefactos de mirada a la derecha.	27
Figura 2.13 Esquema general para revisión de los artefactos de interés	28
Figura 2.14 Interfaz de elementos múltiples modificada.	34
Figura 2.15 Ejemplo de secuencia de estímulos aleatorios.	35
Figura 2.16 Dirección de los estímulos en la secuencia A.	36
Figura 2.17 Dirección de los estímulos en la secuencia B.	36
Figura 2.18 Dirección de los estímulos en la secuencia C.	37
Figura 2.19 Dirección de los estímulos en la secuencia D.	37
Figura 2.20 Electrodos situados cerca de las posiciones AF7 y AF8.....	38
Figura 2.21 Escenario de toma de muestras.....	38

Figura 2.22 Ejemplos del patrón de las señales $Y_h(n)$ y $Y_v(n)$ para cada artefacto de a) mirada arriba, b) mirada abajo, c) mirada a la derecha, d) mirada a la izquierda y e) parpadeo doble.	41
Figura 3.1. Relación de estímulo al pico característico del artefacto, a) el pico se presenta después del estímulo aleatorio, b) el pico se presenta antes del estímulo de las secuencias fijas.	52
Figura 3.2. Función de distribución de probabilidad en relación estímulo y pico representativo del artefacto.	53
Figura 3.3. Ejemplos de ventanas para artefactos, a) de movimiento ocular de mirada a la derecha, b) de parpadeo doble	54
Figura 3.4 Análisis de la característica Y_{vmax} para los cuatro casos, a) artefactos de movimientos oculares simples vs parpadeo doble, b) movimiento en dirección vertical vs horizontal, c) mirada arriba vs mirada abajo, d) mirada a la izquierda vs mirada a la derecha.	57
Figura 3.5 Selección de características para el caso 2 de distinguir entre artefactos de movimientos oculares en dirección vertical vs horizontal.	59
Figura 3.6 Esquema del procesamiento de bloques planteado con respuesta cada 0.1 segundos.	64
Figura 3.7 Funciones de onduleta, a) onduleta Daubechies 2 (db2), b) onduleta Symlets 2 (sym2) [50]	65
Figura 3.8 Ejemplo de ancho de banda en cada nivel de descomposición.	66
Figura 3.9 Ejemplo de comparativa de DWT con las onduletas db2 y sym2.	67
Figura 3.10 Ejemplo de valores de coeficientes en presencia de artefactos de movimientos oculares en dirección horizontal, a) señales $Y_v(n)$, $Y_h(n)$, indicador de estímulos, b) valores máximos de coeficientes de detalles obtenidos en $Y_h(n)$, c) valores máximos de coeficientes de detalles obtenidos en $Y_v(n)$.	68
Figura 3.11 Ejemplo de valores de coeficientes en presencia de artefactos de interes, a) señales $Y_v(n)$, $Y_h(n)$, indicador de estímulos, b) valores máximos de coeficientes de detalles obtenidos en $Y_h(n)$, c) valores máximos de coeficientes de detalles obtenidos en $Y_v(n)$.	69
Figura 3.12 Esquema basico para detección de artefactos	72

Figura 3.13 Problema del algoritmo de detección con tres estados, a) fragmento de las señales $Y_v(n)$, $Y_h(n)$ con un artefacto en el centro de la imagen, c) valores máximos de coeficientes de detalles obtenidos en $Y_v(n)$, umbral Th_{v6} y estados del algoritmo.	73
Figura 3.14 Maquina de estados finitos para algoritmo de detección de artefactos en señales EEG.	74
Figura 3.15 Algoritmo del estado D	75
Figura 3.16 Ejemplo de una correcta detección de posibles artefactos	81
Figura 3.17 Ejemplo del problema de intervalo grande, debido a una mala ejecución de artefactos.....	82
Figura 3.18 Problema de intervalos grandes debido a una mala ejecución de los artefactos.	82
Figura 3.19 Ejemplo de problema de parpadeos involuntarios durante la ejecución de un artefacto voluntario.....	83
Figura 3.20 Problema de varios artefactos de interés en un solo intervalo.	83
Figura 3.21 Ejemplo del funcionamiento del algoritmo para separar artefactos en un mismo intervalo, a) intervalo con dos artefactos, un parpadeo involuntario y un doble parpadeo, b) subintervalo con el parpadeo involuntario, c) subintervalo con el parpadeo doble.	87
Figura 3.22 Esquema propuesto de la red modular	89
Figura 3.23 Esquema de la estructura de cada módulo de la red.....	89
Figura 3.24 Estructura de la red módulo 1, a) Estructura utilizando CMOB como entrada, b) Estructura utilizando CMOB_f	91
Figura 3.25 Resultado de la evaluación de la primera red modular a) con muestras de entrenamiento, b) con muestras para validación.	95
Figura 3.26 Resultado de la evaluación de la segunda red modular a) con muestras para entrenamiento, b) con muestras para validación.	95
Figura 3.27 Secuencia de instrucciones en el estado F para poder realizar el reconocimiento de artefactos.....	98
Figura 3.28 Red modular actualizada con evaluación a la salida de cada neurona de salida.	99
Figura 4.1 Ejemplo del resultado del preprocesamiento a) señales sin filtrado, b) señales filtradas.	106

Figura 4.2 Problema del uso de la función <i>filtfilt()</i> en simulación en línea, a) primera ventana, b) segunda ventana, c) tercera ventana.	107
Figura 4.3 Señales $X_{AF7}(n)$ y $X_{AF8}(n)$ filtradas con la función <i>filtfilt()</i> a) señales filtradas en ventana de 1125 muestras (4.5 segundos), b) señales filtradas y unidas por ventanas de 125 muestras.	107
Figura 4.4 Señales EEG filtradas por un filtro de ecuaciones en diferencia resaltando estado transitorio y estacionario.	108
Figura 4.5 Ejemplo del retardo de grupo, a) señales filtradas $X_{fAF7}(n)$ y $X_{fAF8}(n)$, b) señales filtradas $X_{fAF7}(n)'$ y $X_{fAF8}(n)'$	109
Figura 4.6 Interfaz de múltiples elementos.	111
Figura 4.7 Rediseño en color de la interfaz de múltiples elementos.	111
Figura 4.8 Ejemplo del inicio del sistema para toma de muestras.	112
Figura 4.9 Esquema de estímulos para indicar realizar un artefacto de movimiento ocular.	113
Figura 4.10 Esquema de estímulos para indicar realizar un artefacto de parpadeo doble.	113
Figura 4.11 Ejemplo del fin del sistema para toma de muestras.	114
Figura 4.12 Esquema de estímulos para la detección y reconocimiento de artefactos en línea.	115
Figura 4.13 Esquema de estímulos para la detección y reconocimiento de parpadeos dobles en línea.	115
Figura 4.14 Ejemplo del funcionamiento del artefacto referente a parpadeo doble en la interfaz ICC.	116
Figura 4.15 Ejemplo de retroalimentación para indicar que no es posible avanzar hacia donde no hay elementos.	116
Figura 4.16 Estímulo para indicar el problema de intervalo sumamente grande.	117
Figura 4.17 Relación entre estímulos de la interfaz con estados A , B , C , D y E del algoritmo de detección.	118
Figura 4.18 Relación del estado F y sus distintos estímulos dependiendo del algoritmo de reconocimiento.	118
Figura 4.19 Relación de los estímulos de la interfaz con el estado G del algoritmo de detección.	119

Figura 4.20 Ejemplo del escenario de la toma de muestras.....	120
Figura 4.21 Recorrido a seguir en la prueba del sistema en línea (trayectoria 1 en amarillo, en verde trayectoria 2 y trayectoria 3 en rojo).....	121
Figura 4.22 Ejemplo del comportamiento de las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ durante distintos estímulos.	123

LISTA DE TABLAS

Tabla 2.1 Formulario de datos generales para los sujetos de prueba.	25
Tabla 2.2 Resultados del experimento de secuencia 1.	31
Tabla 2.3 Resultados del experimento de secuencia 2	31
Tabla 2.4 Resultados del experimento de secuencia 3.	31
Tabla 2.5 Resultados del experimento de secuencia 4.	32
Tabla 2.6 Información general de los sujetos de prueba.	33
Tabla 2.7 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 1.	42
Tabla 2.8 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 2.	43
Tabla 2.9 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 3.	43
Tabla 2.10 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 4.	44
Tabla 2.11 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 5.	44
Tabla 2.12 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 6.	45
Tabla 2.13 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 7.	45
Tabla 2.14 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 8.	46
Tabla 2.15 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 9.	46
Tabla 2.16 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 10.	47
Tabla 2.17 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 11.	47

Tabla 2.18 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 12.	48
Tabla 2.19 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 13.	48
Tabla 2.20 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 14.	49
Tabla 2.21 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos de los 14 sujetos.	50
Tabla 3.1 Ejemplo de archivo generado con la información de los estímulos, resultado de la inspección visual y características de cada artefacto.	55
Tabla 3.2 Selección de características en base a dif_A y aspectos de la señal	58
Tabla 3.3 Selección de características en base a dif_A y aspectos de la señal	59
Tabla 3.4 Resultado de la proporción de Fisher por cada característica en cada caso.	61
Tabla 3.5 Resultado de la proporción de Fisher por cada característica en cada caso.	62
Tabla 3.5 Umbrales obtenidos por el algoritmo de calibración para cada sujeto de prueba	71
Tabla 3.7 Información de los desempeños obtenidos por el algoritmo de detección	77
Tabla 3.8 Tipos de problemas encontrados	78
Tabla 3.9 Orígenes, causas y posibles soluciones al algoritmo de detección.....	79
Tabla 3.10 Desempeño del módulo 1 después de 5 pruebas de entrenamientos con división de datos aleatorios.	91
Tabla 3.10 Desempeño del módulo 2 después de 5 pruebas de entrenamientos con división de datos aleatorios.	92
Tabla 3.11 Comparativa de desempeños del módulo 2 utilizando 5 neuronas en la capa oculta con el vector $\mathbf{CVH}$ contra 10 neuronas en la capa oculta y el vector $\mathbf{CVH}_f$	93
Tabla 3.12 Desempeño del módulo 3 después de 5 entrenamientos con división de datos aleatorios.....	93
Tabla 3.13 Desempeño del módulo 4 después de 5 entrenamientos con división de datos aleatorios.....	94
Tabla 3.15 Desempeños obtenidos por el algoritmo de detección	100

Tabla 3.16 Desempeños obtenidos por el algoritmo de detección considerando artefactos no conocidos.....	101
Tabla 3.17 Desempeños generales obtenidos por los 14 sujetos de prueba	102
Tabla 3.18 Desempeños del sistema de los sujetos 1 a 4	102
Tabla 3.18 Desempeños del sistema de los sujetos 5 a 10	103
Tabla 3.19 Desempeños del sistema de los sujetos 11 a 14	104
Tabla 4.1 Matriz de confusión resultante del algoritmo de detección tras análisis de artefactos del sujeto 6.....	125
Tabla 4.2 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 6 en el día 1.	125
Tabla 4.3 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 6 en el día 2.	126
Tabla 4.4 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 6 en el día 3.	126
Tabla 4.5 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 6 en el día 4	126
Tabla 4.6 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 6 en los 4 días.....	126
Tabla 4.7 Matriz de confusión resultante del algoritmo de detección tras análisis de artefactos del sujeto 8.....	127
Tabla 4.8 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 8 en el día 1.	127
Tabla 4.9 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 8 en el día 2.	128
Tabla 4.10 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 8 en el día 3.	128
Tabla 4.11 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 8 en el día 4.	128
Tabla 4.12 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 8 en los 4 días.....	128

Tabla 4.13 Matriz de confusión resultante del algoritmo de detección tras análisis de artefactos del sujeto 9.....	129
Tabla 4.14 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 9 en el día 1.	129
Tabla 4.15 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 9 en el día 2.	129
Tabla 4.16 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 9 en el día 3.	130
Tabla 4.17 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 9 en el día 4.	130
Tabla 4.18 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 9 en los 4 días.....	130
Tabla 4.19 Matriz de confusión resultante del algoritmo de detección tras análisis de artefactos del sujeto 14.....	131
Tabla 4.20 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 14 en el día 1.	131
Tabla 4.21 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 14 en el día 2.	131
Tabla 4.22 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 14 en el día 3.	132
Tabla 4.23 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 14 en el día 4.	132
Tabla 4.24 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 14 en los 4 días.....	132
Tabla 4.25 Matriz de confusión resultante del algoritmo de detección tras análisis de artefactos del sujeto 15.....	133
Tabla 4.26 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 15 en el día 1.	133
Tabla 4.27 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 15 en el día 2.	133

Tabla 4.28 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 15 en el día 3.	134
Tabla 4.29 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 15 en el día 4.	134
Tabla 4.30 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 15 en los 4 días.	134
Tabla 4.31 Matriz de confusión de los 5 sujetos de prueba con la información todos los artefactos usados en la etapa de detección.	135
Tabla 4.32 Desempeños en el reconocimiento de artefactos de los 5 sujetos de prueba en la segunda base de datos donde se incluyó un entrenamiento comparado contra los desempeños obtenidos en la primera base de datos con 14 sujetos de prueba sin entrenamiento.	135
Tabla 4.33 Tiempos de trayectorias y recorrido del primer día de pruebas.	136
Tabla 4.34 Tiempos de trayectorias y recorrido antes y después del entrenamiento en el día 2.	138
Tabla 4.35 Tiempos de trayectorias y recorrido antes y después del entrenamiento en el día 3.	138
Tabla 4.36 Tiempos de trayectorias y recorrido antes y después del entrenamiento en el día 4.	139

INTRODUCCIÓN

La comunicación es una necesidad humana que permite la interacción de cada persona con otras o con su entorno. Sin embargo, existen quienes no pueden desarrollar habilidades de comunicación debido a que padecen de parálisis cerebral, traumatismos, problemas de paraplejía [1] [2]. Si bien hay centros que brindan terapias y ayuda para personas que padecen discapacidad motora y en el habla, existe un déficit en el desarrollo de tecnologías que apoyen a grupo vulnerable para el auxilio en estas tareas. Para solucionar esta problemática, se han presentado distintas soluciones como las interfaces cerebro computadora (ICC) que permiten la medición e interpretación de actividad cerebral para posteriormente establecer comandos y acciones que permitan la comunicación.

Una de las formas de establecer la comunicación es mediante la interpretación de patrones de artefactos en señales electroencefalográficas (EEG) generados por movimientos oculares y parpadeos voluntarios. Actualmente, se han propuesto distintos métodos en la literatura que analizan los artefactos para diseñar una herramienta de comunicación. No obstante, estos métodos tienen los siguientes problemas: durante los movimientos oculares se debe rotar sus ojos de manera exagerada para que el sistema detecte y reconozca un comando. Existe un uso excesivo de los parpadeos voluntarios que cansa y desgasta los músculos del ojo. En la literatura no se tiene una base de datos oficial para el desarrollo de estos sistemas ICC.

Por lo tanto, en esta tesis se propone un sistema de detección de artefactos que tiene las siguientes contribuciones:

- Proponer una interfaz que permita a las personas interactuar con el sistema mediante movimientos oculares voluntarios no pronunciados de mirada arriba, mirada abajo, mirada a la izquierda y mirada a la derecha.
- Reducir el uso de parpadeos voluntarios.
- Evaluar y comparar el número y posición de los electrodos propuestos en la literatura para encontrar un número optimo con base en su posición que permita el desarrollo de sistemas ICC.

- Desarrollar una base de datos de señales EEG que contengan artefactos referentes a movimientos oculares y a parpadeos tomando en consideración las metodologías planteadas en la literatura.
- Desarrollar, probar y evaluar un algoritmo de detección y reconocimiento de artefactos de interés en señales EEG en línea y fuera de línea.

Para plantear la metodología utilizada con el fin de desarrollar los puntos mencionados, la estructura del presente documento es la siguiente: en el capítulo 1, se presenta el estado del arte sobre las interfaces cerebro computadora destinadas a llevar a cabo la interacción con los usuarios mediante artefactos voluntarios, partiendo desde el desarrollo de las bases de datos, hasta concluir con algoritmos propuestos para la detección y/o reconocimiento. En el capítulo 2, se abarca una serie de pruebas para poder plantear una metodología y generar una base de datos propia. En el capítulo 3 se desarrolla un sistema para detección y reconocimiento de artefactos fuera de línea, abarcando desde la extracción de características, el desarrollo de un algoritmo de detección y uno de reconocimiento y concluyendo en la integración de ambos algoritmos para su funcionamiento en conjunto. En el capítulo 4 se muestra el desarrollo de una nueva base de datos que considera el funcionamiento del método propuesto en línea y/o fuera de línea y la evaluación del sistema. En el capítulo 5 se presentan los resultados obtenidos por el desarrollo del sistema y una breve comparación contra la literatura señalando los pros y contras de ambas partes. El capítulo 6 de conclusiones y trabajo futuro, describen aspectos que se deben de considerar para el desarrollo de sistemas enfocados en la detección y reconocimiento de movimientos oculares y parpadeos, así como las distintas aplicaciones finales.

CAPÍTULO 1. ANTECEDENTES

En este trabajo de tesis se recurre al análisis de señales EEG que contienen información de movimientos voluntarios de los ojos y parpadeos para desarrollar un método que permita la comunicación y/o control de terapia virtual.

Los temas que se presentan en este primer capítulo son los conceptos fundamentales relacionados al trabajo realizado, y se estructura de la siguiente manera: la sección 1.1 se detallan los elementos de una interfaz cerebro computadora. La sección 1.2 aborda el tema de electroencefalografía. La sección 1.3 describe el uso de movimientos oculares y parpadeos como una fuente de información. En la sección 1.4 se presenta un estado del arte sobre la detección de parpadeo y movimiento ocular. Finalmente se aborda las conclusiones del análisis del estado del arte en la sección 1.5.

1.1 Interfaces cerebro computadora

La interfaz hombre máquina (IHM) está definida en ISO 9241-110 [3] como *“todas las partes de un sistema interactivo (software o hardware) que proporcionan la información y el control necesario para que el usuario lleve a cabo una tarea con el sistema interactivo”*. Cuando la interacción se realiza mediante el registro de actividad cerebral, seguido por el procesamiento de dichas actividades, para terminar en la ejecución de un comando, se le denomina interfaz cerebro computara (ICC o BCI por sus siglas en inglés). Las ICC tienen un amplio campo de aplicaciones y algunas de ellas están dirigidas a ayudar a personas que padecen de discapacidades motoras, interactúen con su entorno o tengan el control de algún tipo de prótesis [4] [5].

Un sistema ICC tienen un funcionamiento de lazo cerrado y está compuesto de los elementos que se muestra en la figura 1.1 [6]. Tales elementos son: adquisición de la señal, preprocesamiento, extracción de características, clasificación, interpretación y retroalimentación del sistema.

La etapa de adquisición de la señal consiste en aplicar una técnica para medir y registrar la actividad cerebral. La etapa de preprocesamiento consiste en el acondicionamiento de las señales para que presenten características útiles. La extracción de características se refiere a

buscar las propiedades medibles, relevantes y no redundantes que describan correctamente el patrón de información que se debe analizar. La etapa de clasificación consiste en encontrar la clase a la que pertenece dicho patrón. La etapa de interpretación y retroalimentación aborda la aplicación final, donde la clase identificada se asocia un comando para realizar una acción de control y la retroalimentación es una forma de brindar información al usuario sobre el comando ejecutado.

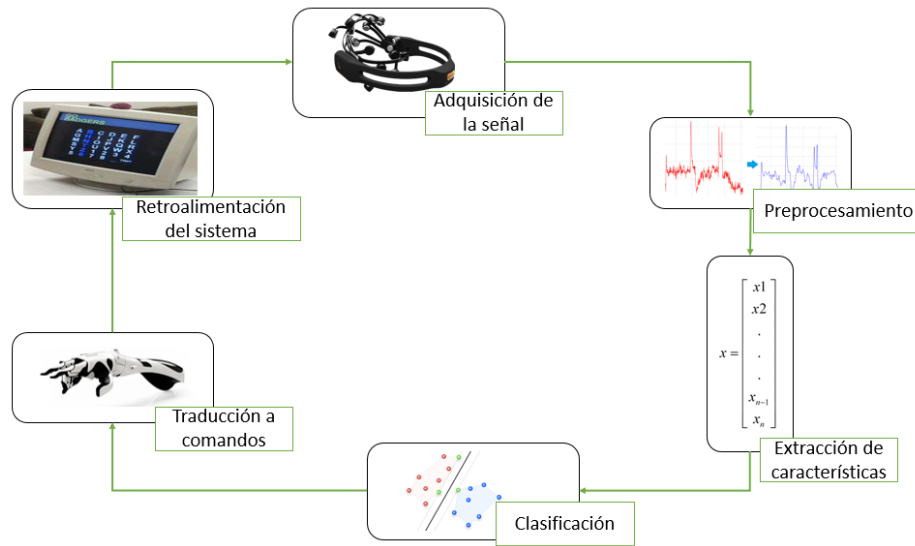


Figura 1.1 Componentes de un sistema ICC.

1.2 Electroencefalografía y clasificación de las señales EEG

La electroencefalografía (EEG) es una técnica no invasiva para llevar a cabo la medición y registro de la actividad eléctrica del cerebro que se refleja en el cuero cabelludo, donde es posible colocar electrodos [7] [8] [9] [10]. Con el fin de llevar a cabo un correcto registro de la actividad cerebral, los electrodos son posicionados en zonas específicas del cerebro bajo el estándar Sistema Internacional 10-20 propuesto por la Federación Internacional de Sociedades de EEG [8] [9].

Las señales EEG registradas tienen generalmente una amplitud que va de 0.5 a 100 μV y se presentan en un rango de frecuencias que va de 1 a 30 Hz. Las señales EEG no poseen un patrón determinado debido a que la amplitud y frecuencia de la señal varía dependiendo de la actividad cerebral que se ejecute, es decir, los patrones no serán los mismos cuando una persona está alerta a cuando descansa.

EEG es la forma más popular de medir la actividad del cerebro ya que es de bajo costo y se basa en medir la actividad cerebral mediante electrodos no invasivos. Contrastando con las técnicas no invasivas de imagenología que son las más costosas y las técnicas invasivas como electrocorticograma o estéreoencefalograma requieren de métodos quirúrgicos para el posicionamiento de los electrodos.

Los electrodos para medir la actividad del cerebro son de un material conductor y suelen estar chapeados en oro, estos se pueden categorizar como electrodos secos (no requieren de un gel conductor) y electrodos húmedos (requieren un gel conductor).

Sin embargo, los electrodos además de registrar la actividad cerebral también registran otros tipos de señales originadas por factores externos denominados como artefactos. Donde un artefacto se define como una distorsión en la señal EEG y son causados por actividades no originadas en el cerebro. Existen dos tipos de artefactos, los técnicos que se deben a interferencias en línea eléctrica, línea de base “offset”, y los fisiológicos tales como parpadeos, movimiento ocular, latidos del corazón, actividad muscular [9] [10] [11]. Los artefactos fisiológicos se pueden dividir en voluntarios e involuntarios [12] [13], donde los voluntarios son los que un sujeto hace de forma premeditada, mientras que los involuntarios son aquellos causados por la actividad habitual del cuerpo y el sistema nervioso.

1.3 Artefactos como fuente de información

Los artefactos fisiológicos tienen un comportamiento estable y se pueden caracterizar. Por lo tanto, es común el desarrollo de trabajos dedicados a realizar investigación enfocada a definir el comportamiento de los artefactos para removerlos de las señales EEG y obtener la actividad cerebral. Aunado a esto, existe una línea de investigación dedicada al análisis de los artefactos voluntarios para utilizarlos como una fuente importante de información para el desarrollo de sistemas ICC debido a que son fáciles de estimular y generan patrones estables en las señales EEG.

Debido a que este trabajo sigue la línea de analizar artefactos voluntarios para utilizarlos como una fuente importante de información, se va a considerar ruido a todos los artefactos técnicos y fisiológicos involuntarios. Sin embargo, aquellos artefactos voluntarios causados por parpadeo y movimiento ocular son considerados distorsiones deseadas de la señal EEG y se

les considerarán información útil. Por lo tanto, a estos artefactos voluntarios se les denominará “artefactos de interés”, mientras que al resto se les considerará ruido.

Para medir los artefactos, existen diferentes técnicas. Un ejemplo, es el electrooculograma (EOG), el cual es un método sencillo para la medición del movimiento de los ojos que toma como referencia el potencial eléctrico alrededor de los ojos y refleja los cambios en la posición de los ojos [10] [13]. Otra técnica es la medición de la actividad muscular mediante la electromiografía (EMG), el cual es un método para el registro de la manera en que trabajan los músculos y los nervios [14].

En este trabajo se propone utilizar los artefactos relacionados al movimiento ocular y parpadeos como fuente de información. Si bien la técnica de EOG es la ideal para la medición de estos artefactos, presenta algunos inconvenientes, por ejemplo, la señal de interés y el ruido suelen estar en el mismo rango de frecuencias [15]. Además, a técnica de EOG podría ser inapropiada para algunas aplicaciones debido a que reduce el campo de visión, la posición de los electrodos puede causar una sensación de incomodidad, sin mencionar el tema de que tienen una pobre estética [13]. Por esta razón se ha optado por hacer la medición de los artefactos de movimiento ocular y parpadeo mediante la técnica de EEG, la cual registra las señales que podían ser medidas con la técnica de EOG [13] [4] [16] [17].

Los artefactos referentes a movimiento ocular y parpadeos presentan una baja frecuencia y alta amplitud comparadas contra las señales originadas por la actividad eléctrica cerebral [10]. En el caso del movimiento ocular, se origina por la reorientación de la retina córnea, lo cual señala que el ojo puede ser modelado como un dipolo, donde la córnea representa el polo positivo en el frente del ojo y la retina representa el polo negativo en la parte trasera del ojo. Cuando el ojo rota sobre uno de sus ejes, se genera una señal de una alta amplitud, la cual es registrada con los electrodos. Como se observa en la figura 1.2, cuando el ojo rota en dirección hacia arriba, el polo positivo (la córnea) como se va acercando al electrodo FP1 y se genera un pico de amplitud positiva. De manera contraria, cuando la dirección del ojo es en dirección hacia abajo se genera un pico similar pero de amplitud negativa. Un efecto similar ocurre cuando el ojo parpadea, ya que al cerrar el párpado la córnea se acerca más al electrodo ocasionando una fluctuación positiva. Pero cuando el párpado se abre, la córnea vuelve desde su posición cercana al electrodo hasta su orientación normal, generando así una

desviación negativa [10] [16]. En la figura 1.3 se muestra un ejemplo de la actividad cerebral registrada desde la zona frontal de la cabeza y en ella se ve el caso de 2 artefactos relacionados a parpadeos.

Los movimientos oculares en dirección horizontal (mirada a la izquierda o derecha) también presentan una reorientación en los polos de los ojos, pero para la medición de este movimiento se suele usar dos electrodos colocados a los extremos laterales de cada ojo o bien colocados por encima de cada ojo. La diferencia de la medición entre los electrodos da como resultado la dirección del movimiento horizontal del ojo [1] [12].

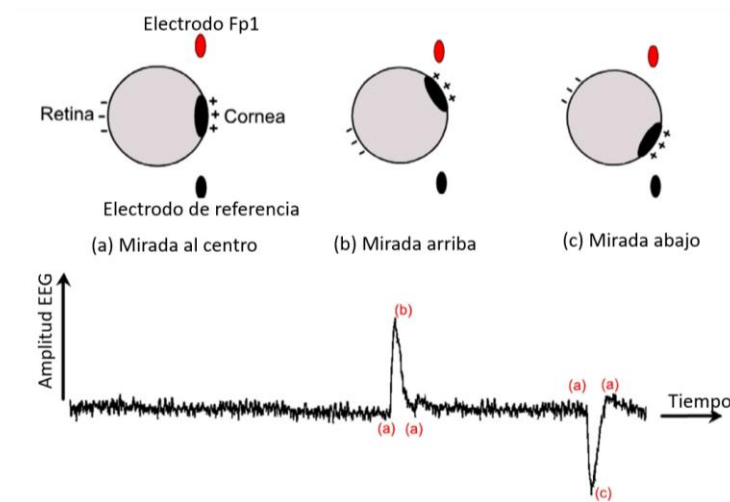


Figura 1.2 Ejemplo de potencial eléctrico generado por artefacto de movimiento ocular [16].

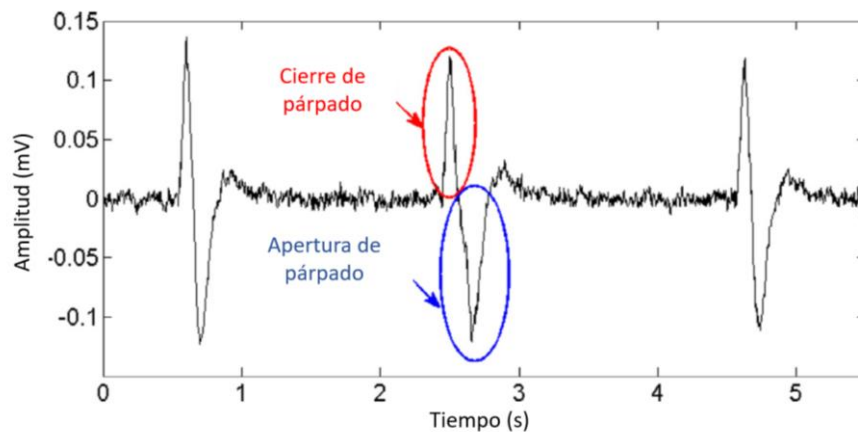


Figura 1.3 Visualización de un parpadeo en una señal EEG [16].

Las distorsiones originadas por artefactos de movimiento ocular y parpadeo presentan problemas relacionados con la amplitud y suelen ser causados por la ejecución correcta de

artefactos, el ángulo que se presenta por la reorientación del ojo durante un movimiento ocular afecta la amplitud de los picos en las señales EEG [18]. Estos problemas y la manera de solucionarlos serán abordados en el capítulo 2 y 3.

1.4 Análisis de artefactos y sus aplicaciones en ICC

Esta sección presenta un análisis del estado del arte del análisis de artefactos voluntarios. Este análisis se presenta desde la perspectiva de un sistema BCI que procesa artefactos voluntarios. Por lo tanto, se van a presentar los distintos métodos preprocesamiento, seguido por los métodos para extracción de características, y finalmente los algoritmos de clasificación, señalando que las metodologías para incitar artefactos en señales EEG, así como la influencia del ángulo visual se presenta en el capítulo 2.

1.4.1 Preprocesamiento

Las señales EEG son susceptibles a diferentes tipos de ruido como las señales de offset, la interferencia de la línea eléctrica, fluctuación por conductancia, entre otras. Para minimizar la señal del ruido y dejar solo la información relevante a los artefactos de interés se suele aplicar uno o varios filtros, como filtros pasa bandas con frecuencias de corte de 0.5 Hz y 30 Hz para el caso de movimiento ocular, en el caso de parpadeos la banda de corte superior suele ser de 5 o 15 Hz. También se puede aplicar un filtro rechaza banda o filtro notch para eliminar el ruido ocasionado por la interferencia de línea eléctrica. En algunos casos también suele aplicarse un filtro de promedios móviles para eliminar pequeños pulsos en la señal ocasionados por ruido que no fue suprimido por los primeros filtros del preprocesamiento [10] [11] [12]. No obstante, en algunos trabajos señalan que la información más importante referente a los movimientos oculares, se encuentra entre 0.5 y 10 Hz [19] [20] [21] [22]. Otras técnicas usadas en la etapa de preprocesamiento después del filtrado son el uso de análisis de componentes independientes (ICA) y análisis de componentes principales (PCA) para la separación o descomposición de fuentes [10] [12] [23].

1.4.2 Método de extracción de características

Así como distintas actividades cerebrales, los artefactos de interés también presentan diferentes tipos de patrones en las señales EEG. Realizando un análisis de las características usadas en la literatura, se encontró que una cantidad considerable de trabajos han optado por

el uso de valores estadísticos en el dominio del tiempo como: amplitud máxima y mínima de las señales, valor de la media, desviación estándar, varianza, potencia, energía, valores de la derivada, tiempos entre picos, entre otros valores [10] [11] [12] [16] [19] [24]. Otros trabajos han realizado su análisis en el dominio de la frecuencia y caracterizando a los artefactos con base a su densidad de potencia espectral en las bandas theta (4-7.99 Hz), alfa (8-13.99 Hz) y beta (14 – 30 Hz) [4] [22] [23]. En [13] [25] [26] han empleado características para distinguir los artefactos con base en los coeficientes de Wavelet en el dominio tiempo escala. También, se han documentado trabajos que emplean características de distintos dominios como [25] y [27] donde utilizan características estadísticas del dominio del tiempo, coeficientes de Wavelet y densidad de potencia espectral.

Además, se observó que los trabajos que emplean características estadísticas en el dominio del tiempo suelen usar estas características para reconocer de 5 a 9 tipos de artefactos, lo que contrasta con los otros trabajos que emplean características obtenidas de otros dominios y solo reconocen hasta un máximo de 5 tipos de artefactos.

1.4.3 Algoritmos de detección

Uno de los objetivos de diseñar un sistema ICC capaz de analizar los artefactos de interés, es plantear un método que detecte cuando ocurre un artefacto y guarde la información para su posterior reconocimiento.

Los trabajos [19] [20] [28] [29] plantean la detección de artefactos en señales EEG, analizando ventanas de dimensión fija si las amplitudes de las señales EEG superan un umbral, se extraen características y posteriormente se reconoce el tipo de artefacto en cuestión. Se debe mencionar que en [19] [20] y [29] el tamaño de las ventanas contiene de 1 a 2 segundos de la señal. Mientras que en [28] el tamaño es de 0.5 segundos.

En [13] [25] [26] también analizan ventanas de muestras fijas, pero se aplica transformada Wavelet las señales EEG, debido a que brinda una mejor eficiencia en análisis de señales no estacionarias y de rápida transitoriedad [30]. En estos trabajos las ventanas contienen 0.4 o 0.5 segundos de la señal. También existen otros trabajos como [31] [32] y [33] que han utilizado la transformada Wavelet para desarrollar algoritmos que detecten artefactos

involuntarios de movimientos oculares y parpadeos en señales EEG para posteriormente removerlos.

1.4.4 Algoritmos de reconocimiento

Para el reconocimiento de artefactos de movimientos oculares y parpadeos voluntarios, la mayoría de los trabajos consultados han optado por usar un clasificador basado en un árbol de decisiones donde utilizan un umbral específico o adaptivo por sujeto. No obstante, el rango de desempeños que reportan es muy amplio, va desde 65% en [18] hasta 95% en [34]. Otros trabajos como [10] [19] [35] [36] [37] [38] reportan desempeños superiores a 80% pero debajo del 95%, pero trabajan con ángulos visuales cercanos o mayores a 30°.

A pesar de eso, otros trabajos han optado por diferentes clasificadores como el uso de máquinas de vectores de soporte, lógica difusa, redes neuronales, *bagging* o *boosting* [21]. Estos clasificadores requieren de un mayor trabajo de diseño y costo computacional, pero presentan un alto desempeño, así como un diseño casi portable para distintos usuarios [26].

En el caso del uso de máquinas de vectores de soporte, en [22] reportan un desempeño general de 90% para la detección de movimientos oculares simples, pero emplean la técnica de EOG para la adquisición de las señales. En [39] tienen un desempeño de 86% para la detección de parpadeos voluntarios (dobles y sencillos) y mirada arriba empleando un único electrodo.

En [29] utilizan un clasificador basado en lógica difusa para la detección de movimientos oculares simples empleando la técnica de EOG usando 4 electrodos para la adquisición de señales de movimiento ocular con diferentes ángulos de visuales en el caso de movimientos en dirección horizontal (6 y 12°) y uno fijo para dirección vertical (7) reportando un desempeño de 96%.

En cuanto al uso de redes neuronales, en [40] utilizan una red neuronal tipo *feed forward* de dos entradas, con una capa oculta con 16 nodos y una capa de salida para la detección de artefactos relacionados a movimientos oculares simples, parpadeos voluntarios y guiños. El desempeño general es de 94.19%, donde el peor desempeño obtenido es de 83% y el mejor es de 96%, pero se utiliza la técnica de EOG para la adquisición de las señales y haciendo uso de ángulos visuales grandes.

En cuanto a los otros métodos de aprendizaje de máquina de *bagging* y *boosting* se utilizaron en [21] para la detección de artefactos relacionados a movimientos oculares simples y complejos y reportan un desempeño general de 83% utilizando la técnica de EOG para la adquisición de las señales.

Además, se debe mencionar que entre los trabajos consultados no todos analizan todos los artefactos de interés. Por ejemplo, en [13] y [25] han optado por el uso de un clasificador basado en el uso de árboles de decisiones para la detección de movimiento ocular en cuatro direcciones. En el trabajo reportado por Tibdewal, et al., [41] se implementa un perceptrón simple para la clasificación de parpadeos, mientras que en [26] se implementa un perceptrón multicapa para la clasificación del movimiento horizontal en los ojos. En [16] se usa clasificador basado en análisis discriminativo mediante límites lineales para la clasificación de parpadeos y en el trabajo de Hande ErKaymaz, et al. [40], se usa una red neuronal para la clasificación de movimientos oculares y parpadeos. Otros clasificadores que se han diseñado para la tarea de detección y reconocimiento de artefactos han sido clasificadores basados en lógica difusa, máquinas de aprendizaje, vecinos cercanos (K-NN) y máquina de vectores de soporte (SVM).

1.4.5 Aplicaciones realizadas

Los trabajos consultados pueden ser agrupados en dos tipos: trabajos relacionados a utilizar los artefactos como fuente de información y trabajos enfocados a la supresión de artefactos. Estos últimos se revisaron porque tienen un enfoque similar a los que utilizan los artefactos como fuente de información, debido a también proponen métodos para caracterizar, detectar y reconocer artefactos en señales EEG, pero con el fin de eliminarlos y dejar las señales limpias de ellos.

En [9] se enfocan a la eliminación de artefactos relacionados a parpadeos empleando una combinación de las técnicas de correlación cruzada y descomposición de modo empírico (EMD). La descomposición se basa en la extracción directa de la señal de energía asociada con varias escalas de tiempo intrínsecas, y el parpadeo se caracteriza por la varianza y el valor absoluto de oblicuidad. Las señales son adquiridas por método de EEG utilizando 3 sensores frontales y pertenecen a 12 sujetos (10 hombres y 2 mujeres con una edad promedio de 34.5 años). El algoritmo tiene un desempeño en la detección de parpadeos de 83.3%.

El trabajo presentado por Won-Du Chang, et al., [11] señalan que la técnica de análisis de componentes independientes (ICA) sirve para identificar y remover artefactos, pero su uso requiere un número significativo de canales, lo que no es problema en un laboratorio o ambiente clínico. Cuando las señales son captadas en ambientes cotidianos, el número de canales se ve restringido por el sistema de adquisición que tiene la característica de ser portable y cómodo. En este trabajo presentan un método de detección de parpadeos usando filtros digitales y un sistema basado en decisiones. La detección de las señales inicia aplicando un método de sumatoria de derivadas en una ventana, el cual genera valores máximos y mínimos en los picos de la señal causados por parpadeos los cuales son fijados como umbrales para la futura detección. También proponen un segundo método el cual consiste en comparación de plantillas usando patrones en específico de una señal. El trabajo fue probado con las muestras de 24 participantes (18 hombres y 6 mujeres) con una edad promedio de 26 años.

Entre los trabajos relacionados a uso de artefactos como fuente de información se pueden encontrar diversos enfoques, tal es el caso de los sistemas ICC relacionados a comunicación. Por ejemplo, se ha desarrollado sistemas como “*Eye-writing*” que permiten al usuario generar o dibujar letras a través del rastreo y seguimiento del ojo [12], donde el sistema analiza los patrones del trazo de movimientos oculares registrados por la técnica de EOG. El sistema emplea 6 electrodos, 2 para la medición de movimiento vertical, dos para el movimiento horizontal y los últimos dos funcionan como referencias (ver figura 1.4). Este sistema fue probado y validado con 20 participantes saludables (14 hombres y 6 mujeres) con una edad promedio de 22 años y una desviación estándar de 2.8. el desempeño reportado es de 87.77%.

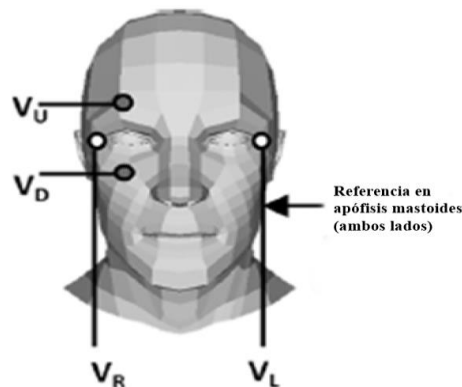


Figura 1.4 Colocación de electrodos para medición de movimiento ocular mediante EOG [12]

También se ha desarrollado una variedad de “deletreadores” donde se tiene una matriz de caracteres alfanuméricos y el usuario puede seleccionar distintos caracteres a través del movimientos oculares y secuencias de parpadeos [34] [24]. Por ejemplo, en [34] se emplea la técnica de EOG para la detección seis patrones: parpadeo, mirada arriba, abajo, izquierda, derecha y mirada fija. El deletreador funciona de manera sincrónica, lo que indica que el usuario puede seleccionar un carácter en una interfaz mediante parpadeos en sincronía con una serie de estímulos en el carácter. La selección del carácter se realiza mediante el reconocimiento de 3 detecciones de sincronía consecutivas y generan vectores de características de la señal que pasan a un clasificador SVM para realizar el reconocimiento.

En el trabajo propuesto por Aasim Raheel, et al., [24] se desarrolla un deletreador que funciona mediante la detección de movimiento ocular, donde las señales son adquiridas por la técnica de EEG por 14 canales. Las señales son preprocesadas por un filtro pasabandas, seguidos por la extracción de características de carácter estadístico (amplitud máxima, mínima, tiempo de pico, energía de la señal, entre otras características) y finalizando con la detección de 3 patrones (mirada a la izquierda, derecha y parpadeo) empleando un clasificador KNN y obteniendo una precisión de 76%. Para el análisis del trabajo se creó una base de datos con la información de 15 participantes (9 hombres y 6 mujeres) con una edad promedio de 20 años.

Algunos otros trabajos similares, crean interfaces donde el usuario puede seleccionar actividades como hacer llamadas o mandar y/o leer un correo electrónico [1] [28]. Por ejemplo, en [1] emplean la técnica de EOG para el análisis de movimiento ocular. Primeramente, crean una base de datos de artefactos con 15 voluntarios que poseen buena salud y no padecen de ningún problema de visión. Las señales adquiridas son preprocesadas removiendo la línea de base, se extraen características estadísticas y se fijan umbrales para clasificar en base a un árbol de decisiones. Con el software de Matlab se implementa el sistema de detección y reconocimiento de artefactos y también se crea una interfaz de usuario que tiene un menú con las siguientes opciones: llamar a una persona, enviar un SMS con un texto predefinido o bien enviar un correo electrónico con un mensaje predefinido.

En [28] proponen 2 diferentes interfaces, la primera consiste en un juego y la segunda en un deletreador. Sin embargo, la aportación mayor de este trabajo es que desarrollan un

sistema (hardware y software) para el análisis de movimiento ocular en 8 direcciones y parpadeo y la eliminación de calibración manual por usuario, empleando auto calibración conforme pasa el tiempo de uso. Otro punto que resaltar es que se emplea la técnica de EOG para la detección de movimiento, pero los electrodos son fijados en unos lentes, el resultado del hardware implementado se muestra en la figura 1.5.

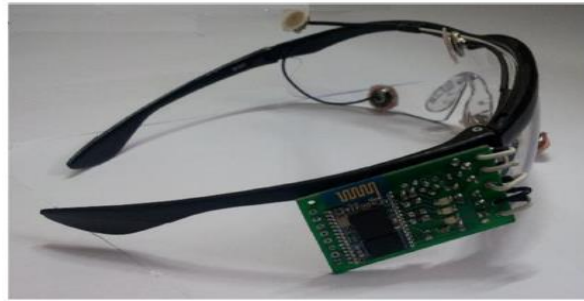


Figura 1.5 Sistema EOG implementado en lentes [28]

El análisis parte por la eliminación de ruido, filtrando la señal, después se emplea la técnica de *template matching* para diferencial entre parpadeos y movimientos oculares. Una vez que se detecta movimiento ocular, se deriva la señal y se extracción información del artefacto para definir la dirección de la mirada.

Algunos otros trabajos han propuesto o probado sus sistemas en un entorno de video juegos [23] [25], mientras que otros se enfocan en el control de dispositivos como el manejo de un robot, una prótesis, una silla o bien el control de dispositivos electrónicos como televisor, calefacción, abrir y cerrar puertas y ventanas, entre otros elementos [42] [19] [20].

En vista general, el desarrollo de sistemas ICC basados en el reconocimiento de artefactos de origen voluntario ha sido abordado para distintos enfoques como lo son el desarrollo de sistemas de comunicación, control de terapias virtuales, control de prótesis, robots o distintos dispositivos electrónicos.

1.5 Conclusiones del estado del arte

Después del análisis del estado del arte sobre sistemas ICC para detección y reconocimiento de artefactos de interés y sistemas para la detección y eliminación de artefactos de señales EEG, se presentan las siguientes conclusiones:

- Todos los trabajos consultados han creado su propia base de datos de señales EEG o EOG que contienen los artefactos de interés. El promedio de sujetos de prueba para cada base de datos es de 9, pero tres trabajos reportan haber trabajado solo con 5 sujetos, mientras que en [21] su base de datos tiene la información de 20 sujetos (10 hombres y 10 mujeres).
- Todos los sujetos en las bases de datos son sujetos sanos.
- En la mayoría de los trabajos se trabaja con ángulos visuales mayores o iguales a 30°, es decir, los movimientos oculares son muy pronunciados, solo en [13], [18] y [29] se utilizan ángulos visuales pequeños, destacando que en [18] trabajan con distintos ángulos y reportan un desempeño de 65% para el reconocimiento de movimientos oculares simples con un ángulo visual de 5°, 73% para 10°, 81% para 20° y 86 para 30°.
- Respecto al análisis en la etapa de preprocesamiento, la aportación que se considera más importante es que la información más relevante de movimientos oculares se encuentra en el ancho de banda de 0.5 y 10 Hz [19] [20] [21] [22].
- La extracción de características señala que, para caracterizar cinco o más tipos de artefactos de interés, las características estadísticas en el dominio del tiempo suelen ser las más utilizadas. Otras características de dominios como la frecuencia son utilizadas, pero se trabaja de uno a tres artefactos. Pero, características obtenidas en el dominio de tiempo escala por la aplicación de la transformada Wavelet ayudan en la detección de artefactos en señales EEG.
- Un porcentaje cercano al 60% de los trabajos consultados han optado por usar un clasificador basado en un árbol de decisiones. No obstante, otros trabajos han optado por diferentes clasificadores como el uso de máquinas de vectores de soporte, lógica difusa, redes neuronales, *bagging* o *boosting*. Estos últimos requieren de un mayor trabajo de diseño y coste computacional, pero presentan un alto desempeño.
- El desarrollo de sistemas ICC puede verse como una manera de mejorar la calidad de vida de personas que presenten algún tipo de discapacidad motora [18] [24]. Debido a que presentan distintas aplicaciones con el fin de permitir la comunicación empleando deletreadores, interfaces para enviar y recibir mensajes predeterminados, aplicaciones de control de actuadores o bien entornos de video juegos.

Con lo descrito anteriormente, se tiene las bases para el desarrollo de método para detectar y reconocer artefactos de interés en señales EEG.

CAPÍTULO 2. METODOLOGÍA DE OBTENCIÓN Y GENERACIÓN DE ARTEFACTOS DE INTERÉS EN SEÑALES EEG

En el análisis de la literatura sobre medición de artefactos, no se encontró una metodología estándar para trabajar con los artefactos de interés y tampoco se tuvo acceso a una base de datos de artefactos de interés en señales EEG. No obstante, sí se encontraron consideraciones que se deben estudiar para trabajar con sistemas ICC enfocados a detectar y reconocer artefactos, los cuales son:

- Definir el número y tipos de artefactos a reconocer.
- Tipo de interfaz para estimular los artefactos de interés y los elementos en ella.
- Ángulo visual.
- Técnica para adquisición de las señales y número de electrodos.

Por consiguiente, en este capítulo se presenta el diseño de una metodología para la adquisición de señales EEG con artefactos de interés y el desarrollo de dos bases de datos para probar la metodología diseñada. La primera base de datos se diseñó para realizar un experimento que consiste en encontrar las posiciones más adecuadas de los electrodos para detectar los artefactos de interés. Una vez que se encontraron las posiciones más adecuadas, se generó una segunda base de datos para validar los resultados de dichos experimentos.

La metodología propuesta se basó en un sistema de adquisición con los elementos que se muestra en la Figura 2.1. El primer elemento es la interfaz de múltiples elementos para propiciar los artefactos de interés mediante estímulos visuales. Otro es el ángulo visual que se refiere a cuánto debe rotar los ojos una persona para fijar su mirada entre un elemento y otro de la interfaz. Otro elemento es el dispositivo de adquisición de señales EEG que obtiene las señales EEG con los artefactos de interés. Para la primera base de datos se utilizó el dispositivo Emotiv Epoc+ y para la segunda base de datos se utilizó el OpenBCI®. El emotiv Epoc+ se eligió como primer dispositivo de adquisición debido a que la posición de los electrodos coincide con los más utilizados en la literatura. El dispositivo OpenBCI® fue seleccionado en la segunda base de datos debido a que es simple de utilizar por su portabilidad y flexibilidad en el posicionamiento de los electrodos.

La estructura del capítulo es la siguiente: en la sección 2.1 se presenta la interfaz de múltiples elementos para estimular los artefactos de interés. En la sección 2.2 se presenta el esquema de experimentación para toma de muestras, además de los dispositivos de adquisición de señales Emotiv Epoc+ y OpenBCI®. En la sección 2.3 se presenta la primera base de datos y el experimento para selección de canales. Finalmente, en la sección 2.4 se presenta el diseño de la segunda base de datos utilizando el dispositivo OpenBCI®.

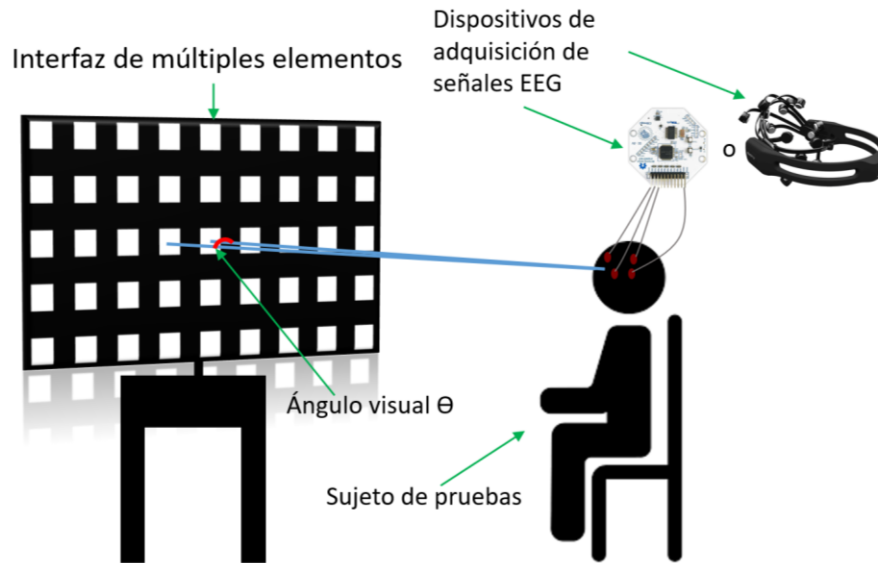


Figura 2.1 Esquema para adquisición de artefactos en señales EEG.

2.1 Interfaz visual para estimular artefactos de interés

Los artefactos de interés se incitan en señales EEG con estímulos visuales. De acuerdo con la literatura, el esquema más popular para incitar estos artefactos es mediante una interfaz visual que cuente con elementos como: círculos, cuatros, barras o algún elemento que resalte a la vista [13] [21]. Usualmente los elementos son colocados en los cuatro puntos cardinales o los cuatro puntos intermedios, además de un elemento en el centro de la interfaz. Dos ejemplos de las interfaces utilizadas en la literatura se muestran en la figura 2.1.

El esquema más común para incitar artefactos voluntarios consiste en que el usuario fije la mirada en el elemento del centro y alguno de los elementos alrededor generará un estímulo (algún cambio de color, forma, etc) que servirá como indicador para que el usuario realice un movimiento ocular o bien alguna acción de parpadeo si así lo indicase el estímulo.

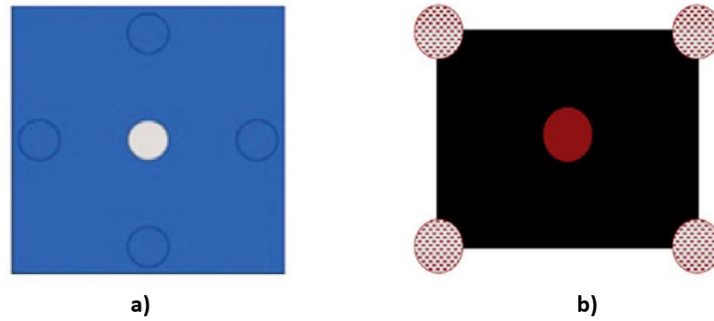


Figura 2.2 Interfaces para incitar artefactos, a) elementos en puntos cardinales, c) elementos en puntos intermedios [13] [21].

En los trabajos de [13] [21] [23] [25] [43], las interfaces visuales se presentan como en la figura 2.2, donde sus elementos tienden a estar separados a una distancia considerable que permita estimular movimientos oculares muy pronunciados. Sin embargo, en el trabajo propuesto por Cristian-Cezar [29], hacen una interfaz para investigar sobre la flexibilidad de uso de artefactos de movimientos oculares no tan pronunciados para probar el uso de artefactos no pronunciados para el desarrollo de ICCs. Para ello, proponen la interfaz visual mostrada en la figura 2.3 para estimular artefactos de mirada arriba, mirada abajo, mirada izquierda, mirada derecha, mirada fuerte a la izquierda y mirada fuerte a la derecha con distintos ángulos visuales. En el caso de los artefactos de mirada arriba y mirada abajo, se tiene ángulo visual de $\pm 7.5^\circ$, en el caso de mirada a la izquierda y mirada a la derecha un ángulo de $\pm 6^\circ$, y en mirada fuerte a la izquierda y derecha se tiene un ángulo visual de $\pm 12^\circ$.

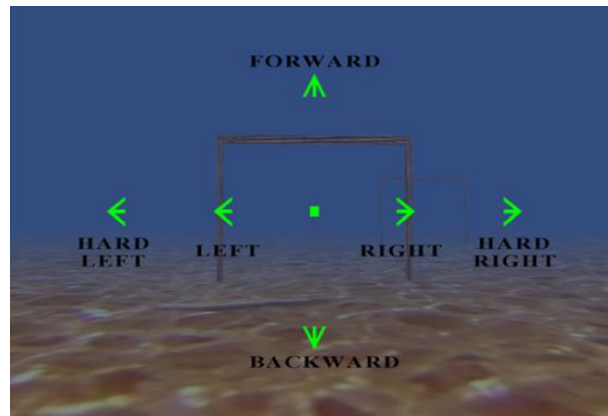


Figura 2.3 Interfaz de navegación descrita en [29].

Adicional a estos trabajos, en [4] evalúan los artefactos con la interfaz visual como se observa en la figura 2.4, donde para cada dirección de movimiento existe una barra con ocho

elementos equidistantes y de igual tamaño. Los estímulos se dan manera aleatoria resaltando cada uno de los ocho elementos de una barra.

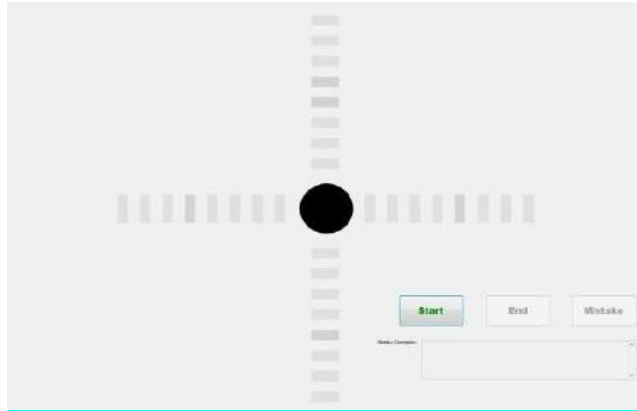


Figura 2.4 Interfaz con varios elementos descrita en [4].

Finalmente, en un trabajo de Abdelkader Belkacem, et al [18] se realiza un experimento para ver la influencia del ángulo visual en la amplitud de las señales EEG y EOG, donde los autores señalan que trabajar con movimientos oculares con ángulos visuales de 30° son más fáciles de detectar y reconocer, pero tienen el inconveniente de ocasionar fatiga y cansancio. No obstante, señalan que los artefactos con ángulos de 10° y 5° son más complicados de detectar, pero más útiles para aplicaciones de uso diario o de largos periodos.

2.1.1 Ángulo visual

En las interfaces visuales se menciona el término de ángulo visual, el cual hace referencia a cuánto una persona debe de rotar los ojos para llevar su vista de un punto a otro. Este movimiento de los ojos se denomina como “zancada” o como se maneja en esta tesis movimiento ocular en cierta dirección. En la figura 2.5 se presenta un ejemplo donde se observa que la distancia del usuario a la interfaz y la distancia entre los elementos de la interfaz tienen una relación directa con el ángulo visual, por lo cual estas distancias son necesarias para calcular este ángulo.

En [18] exponen que la ecuación para calcular el ángulo visual θ es la siguiente:

$$\theta = 2\arctan(d / 2D) \quad 2.1$$

Donde d es la distancia entre dos elementos adyacentes de la interfaz y D es la distancia entre el usuario y la pantalla donde se encuentra la interfaz. También señalan que para

ángulos menores a 10° , la fórmula se puede simplificar y obtener valores muy aproximados mediante la ecuación 2.2.

$$\theta = \arctan(d / D) \quad 2.2$$

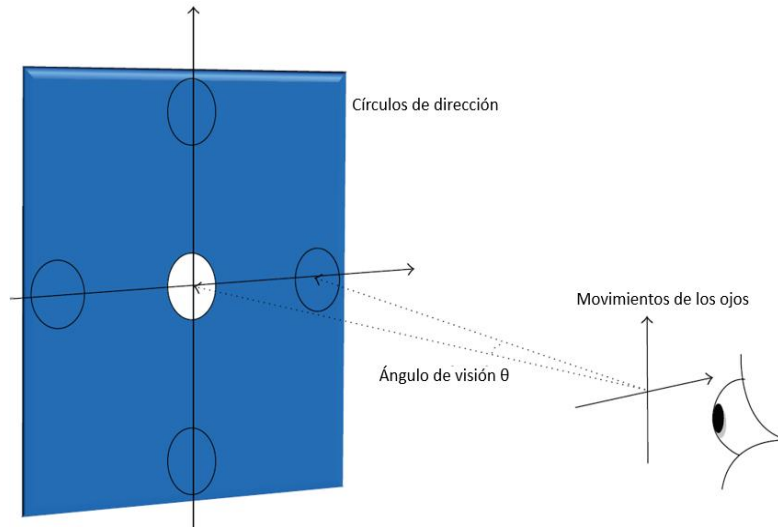


Figura 2.5 Influencia del ángulo visual [25].

2.1.2 Interfaz de múltiples elementos

La interfaz planteada para la toma de muestras en esta tesis se diseñó para que los movimientos oculares tengan un ángulo visual pequeño entre 5° o 10° , ya que artefactos oculares con ángulos visuales cercanos a 30° ocasionan cansancio y fatiga [18] [28].

Para el diseño de la interfaz se consideraron las aportaciones de los trabajos [4] [18] [29] donde trabajan con artefactos de movimientos oculares con ángulos cercanos a 5° . No obstante, las interfaces que se encuentran en la literatura tienen un elemento en el centro de la interfaz que se usa como referencia donde los movimientos oculares inician. A causa del elemento central, se tiene la hipótesis de que esto limita la interacción, y por esta razón, en esta tesis se propone una interfaz con múltiples elementos en forma matricial que permite estimular artefactos de movimientos oculares desde diferentes elementos. La interfaz de múltiples elementos se observa en la figura 2.6.

Considerando que para el desarrollo de esta tesis se cuenta con pantalla de 32 pulgadas, se tiene un total de 45 elementos, en una matriz de elementos de 5×9 , donde cada elemento tiene una longitud de 3.2cm y la distancia que separa cada elemento es también de 3.2cm.

Por lo que la distancia d es de 6.4 cm y utilizando la ecuación 2.1 y con la distancia D de 50cm entre la pantalla y el sujeto de pruebas, se tiene que el ángulo visual es de $\pm 7.32^\circ$ para cada movimiento ocular sin importar la dirección.

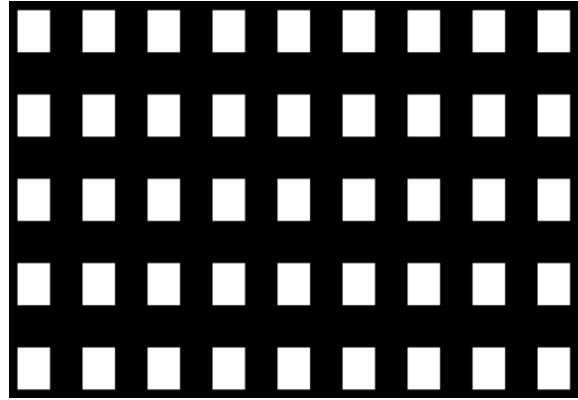


Figura 2.6 Interfaz con múltiples elementos.

2.2 Dispositivos Emotiv EPOC+ y OpenBCI®

Las interfaces para estimular artefactos de interés suelen estar sincronizadas con algún dispositivo de adquisición de señales EEG. Para esta tesis se planteó utilizar los dispositivos Emotiv EPOC+ y OpenBCI® para realizar esta tarea. A continuación, se presenta un breve resumen de las características presentadas por cada uno de estos dispositivos, así como los elementos necesarios para llevar a cabo la conexión del equipo con un ordenador.

2.2.1 Dispositivo Emotiv EPOC+

El dispositivo Emotiv Epoc+ permite el registro de la actividad eléctrica con 16 electrodos húmedos colocados en los canales AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, P3, O1, O2, P8, P4, T8, FC6, F4, F8 y AF4 del sistema internacional 10-20. Los electrodos P3 y P4 son usados como referencia, mientras que los demás electrodos son utilizados para el registro de las señales EEG. Este dispositivo puede registrar 128 muestras por segundo y tiene una resolución de 14 bits, donde el paso de conversión es de $0.51\mu\text{V}$ [44].

Para la medición y registro de las señales EEG se utiliza el software TestBench®, el cual guarda la información de los electrodos para realizar el análisis fuera de línea. Esto porque el software permite la visualización de los datos medidos de cada electrodo, pero no permite la manipulación de los datos en tiempo real.



Figura 2.7 Dispositivo Emotiv Epoc+ [44].

2.2.2 Dispositivo OpenBCI®

El dispositivo OpenBCI® también permite el registro de actividad cerebral desde el cuero cabelludo. Sin embargo, este dispositivo es de código abierto, ya que permite la manipulación de los datos en tiempo real. Los principales componentes del dispositivo OpenBCI® son: la tarjeta de adquisición Cyton, la tarjeta para la comunicación USB y electrodos de copa húmedos que requieren de un gel conductor [45]. En la figura 2.8 se presenta la tarjeta OpenBCI® Cyton, la cual puede medir y digitalizar las señales EEG por medio de 16 canales, con una frecuencia de muestreo de 250 Hz y cuenta con 4 electrodos más que son utilizados como referencias y tierras. La tarjeta Cyton se conecta a un dispositivo USB (ver figura 2.9) por medio de un módulo de bluetooth 4.0 llamado RFDuino [46].



Figura 2.8 Tarjeta OpenBCI® Cyton.

En la figura 2.10 se muestran los electrodos húmedos que se conectan directamente a la tarjeta Cyton y se colocan sobre cualquier parte del cuero cabelludo. No obstante, resulta complicado situarlos específicamente en una ubicación del sistema internacional 10-20, por lo que los electrodos son colocados de manera cercana a dichas posiciones.



Figura 2.9 Dispositivo USB con módulo Bluetooth.



Figura 2.10 Electrodo de copa y gel conductor [45].

OpenBCI® puede trabajar con distintos entornos tales como C, C++, Python, Java, C# y Matlab®. Entre estos, Matlab® es un entorno simple de manejar y puede acceder a los datos crudos del dispositivo mediante la herramienta llamada *lab streaming layer*. Este acceso permite trabajar en tiempo real con datos crudos.

2.3 Descripción de experimentación para adquisición de artefactos de interés en señales EEG

Una vez definido el tipo de interfaz visual para estimular artefactos de interés y los dispositivos de adquisición de señales EEG, se debe plantear una metodología para realizar los experimentos con el fin de permitir la repetitividad de los resultados y minimizar los factores que puedan alterarlos.

Para esta tesis, se planteó el uso de los artefactos de interés en señales EEG, los cuales son movimientos oculares simples (mirada arriba, abajo, izquierda y derecha) y la ejecución de parpadeo doble (dos parpadeos voluntarios consecutivos). El doble parpadeo se tomó debido a que un parpadeo voluntario no es útil debido a que suele ser una acción involuntaria que se presenta frecuentemente en intervalos de pocos segundos [29] [47].

Respecto a las condiciones del lugar y ambiente para realizar los experimento, se busca generar un ambiente semicontrolado tomando en cuenta las condiciones reportadas por [4] [13] [21] [43] que señalan tener una habitación con buena iluminación, una silla ajustable y cómoda a una distancia de 50 cm de la pantalla, además la silla debía de contar con descansa brazos para los sujetos de prueba.

Además, para realizar los experimentos debe existir una persona capacitada para operar el equipo de cómputo y los dispositivos de adquisición, explicar los sujetos de prueba en qué consiste los experimentos (secciones 2.3.1 y 2.3.2), indicarles que deben de mantener una postura relajada, evitando realizar movimientos bruscos. Además, dicha persona debe llenar una tabla con información general sobre los sujetos con la finalidad de permitir identificar una posible afectación a los experimentos. Respecto a los sujetos de prueba, deben de tener buena salud y una edad cercana a los 24 años, con el fin de tener las mismas consideraciones de los trabajos [4] [13] [21].

Tabla 2.1 Formulario de datos generales para los sujetos de prueba.

Nombre:
Edad:
Género: Masculino / Femenino
Vista (normal, corregida):
Conocimiento de sistemas BCI: Si / No
Comentarios:

2.4 Experimentación con interfaz matricial y uso del dispositivo Emotiv Epoc+

El experimento con la diadema Emoiv Epoc+ se desarrolló para crear una base de datos de movimientos oculares simples que señalara cuáles canales aportaban más información de los artefactos voluntarios de interés. Si bien, este experimento se podía realizar con el dispositivo OpenBCI® no se hizo así, debido a que al inicio del presente trabajo de tesis no se contaba con el dispositivo. No obstante, la cantidad de los electrodos y posición de estos en el dispositivo Emotiv Epoc+ coincide con los más utilizados en la literatura, lo cual resulta de utilidad para el desarrollo de esta base de datos.

2.4.1 Diseño de la base de datos y patrones de estímulos

Para el desarrollo de la base de datos se contó con un sujeto de pruebas, el cual tenía una edad de 24 años, saludable y sin ningún problema de visión. Respecto a la información de las señales EEG, se utilizaron 8 electrodos del dispositivo Emotiv Epoc+, seis posicionados en la zona frontal (AF3, AF4, F3, F4, F7 y F8) y dos en la zona temporal (T7 y T8). Estos canales fueron seleccionados debido a que su uso se presentó en varios trabajos consultados [4] [13] [23] [24].

Para estimular el artefacto mediante movimientos oculares, la interfaz resalta un elemento mediante color verde para que el sujeto lo mire. Posteriormente, este elemento cambia a color blanco y alguno de sus vecinos cuatro cambia a color verde, siendo este el nuevo elemento resaltado para que el sujeto lo mire.

2.4.2 Generación de la base de datos de prueba

En la figura 2.6 se presentó la interfaz de múltiples elementos, los cuales están distribuidos en una matriz de 5x9. Con el fin de facilitar la comprensión de la posición de cada elemento en la interfaz, cada uno de ellos se representa en esta sección como elementos de una matriz dada por:

$$\mathbf{M}_{5 \times 9} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} & m_{15} & m_{16} & m_{17} & m_{18} & m_{19} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} & m_{25} & m_{26} & m_{27} & m_{28} & m_{29} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} & m_{35} & m_{36} & m_{37} & m_{38} & m_{39} \\ m_{41} & m_{42} & m_{43} & m_{44} & m_{45} & m_{46} & m_{47} & m_{48} & m_{49} \\ m_{51} & m_{52} & m_{53} & m_{54} & m_{55} & m_{56} & m_{57} & m_{58} & m_{59} \end{bmatrix} \quad 2.3$$

Respecto al experimento, se van a generar cuatro secuencias de movimientos predefinidos con el fin de estimular un movimiento ocular en específico en cada una de las secuencias. Esto se realizó considerando el trabajo [21] donde se plantea realizar secuencias de estímulos para varios artefactos de movimientos oculares en una o varias direcciones.

La secuencia 1 busca estimular los artefactos de mirada abajo. Al inicio de la secuencia, el elemento m_{11} es el elemento resaltado, después de un segundo y medio transcurrido se genera un estímulo de mirada abajo, donde el elemento m_{11} cambia a color blanco y su vecino inferior m_{21} se resaltaba en color verde siendo éste el nuevo elemento resaltado. Este proceso se repite cuatro veces en cada columna y durante cada estímulo se registra la información del tiempo en que se presenta el estímulo, con el fin de facilitar el análisis y ubicación de los artefactos. Debido a que los elementos del primer renglón funcionan como referencia de partida, solo se tiene el registro de cuatro artefactos por columna, generando un total de 36 artefactos. En la figura 2.11 se presenta un ejemplo de la secuencia 1.

La secuencia 2 es similar a la secuencia 1, no obstante, esta secuencia es usada para estimular los artefactos de mirada arriba, por lo que los elementos del último renglón

funcionan como referencia y los estímulos se van dando de manera ascendente hasta llegar a los elementos del renglón superior. Al igual que la secuencia 1, se tiene un total de 36 artefactos.

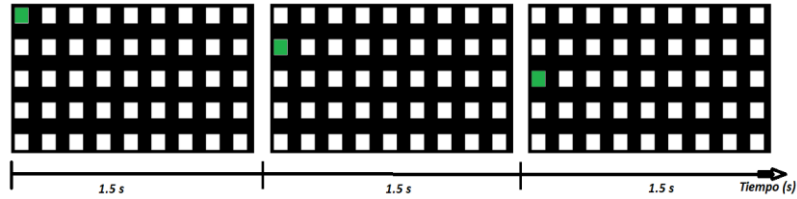


Figura 2.11 Secuencia 1 para estimular artefactos de mirada abajo.

En la secuencia 3 y 4 se busca estimular los artefactos de movimiento ocular en dirección horizontal. La secuencia 3 es usada para propiciar los artefactos de mirada a la derecha. En este caso, la secuencia inicia resaltando m_{11} durante también segundo y medio. Luego, se resaltan los elementos del mismo renglón en forma consecutiva durante segundo y medio cada uno hasta llegar a elemento de la columna 9.

Una vez que se llega a la última columna, el proceso se repite en el siguiente renglón y así sucesivamente hasta llegar al elemento m_{59} (ver figura 2.12). La secuencia 4 es similar a la secuencia 3, solo que esta estimula los artefactos de mirada izquierda, por lo tanto, la secuencia va del elemento m_{19} al m_{51} . Tanto la secuencia 3 como la 4, generan 8 artefactos por renglón, lo que genera un total de 40 artefactos por cada secuencia de estímulos.

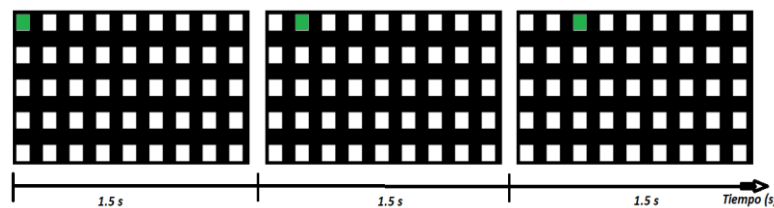


Figura 2.12 Secuencia 3 para estimular artefactos de mirada a la derecha.

Para esta base de datos, cada secuencia se realizó tres veces para tener una cantidad considerable de artefactos para determinar cuáles presentan mejor información. Por lo tanto, se registraron 216 movimientos oculares en dirección vertical (108 de mirada arriba y 108 de mirada abajo) y 320 artefactos de mirada en dirección horizontal (120 en cada dirección).

2.4.3 Inspección, resultados de las señales y selección de los electrodos óptimos

Con el fin de inspeccionar la información de los artefactos adquiridos desde distintos electrodos en diferentes posiciones, se procedió a realizar un análisis de los artefactos de interés en las señales EEG. Para lo cual se realizó el algoritmo mostrado en la figura 2.13, el cual tiene los siguientes pasos:

- En Matlab se carga la información de la base de datos, es decir, las señales EEG y la información de los estímulos.
- Se realiza el acondicionamiento de la señal que consiste en eliminar el offset de la señal, filtrar las señales EEG y generar las señales que realzar la información de los movimientos oculares en direcciones verticales y horizontales.
- Se realiza una inspección visual para determinar manualmente si el patrón generado por las señales corresponde al esperado con base en los patrones presentados en la literatura.

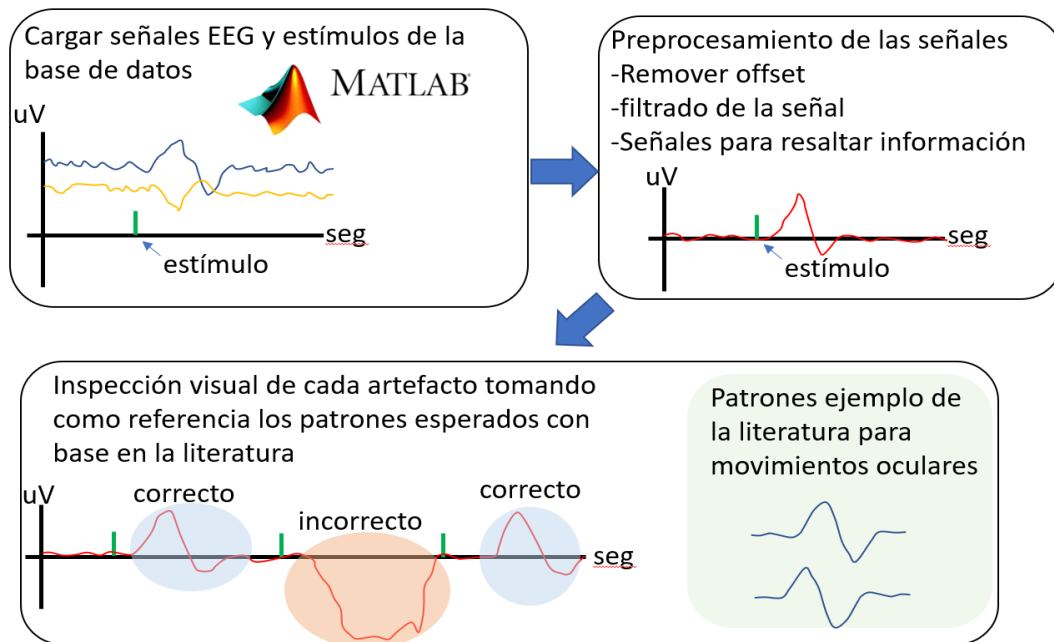


Figura 2.13 Esquema general para revisión de los artefactos de interés

2.4.3.1 Preprocesamiento de las señales EEG

El preprocesamiento tiene como primer paso remover el offset de $4200\mu\text{V}$ de las señales obtenidas de los canales *AF3*, *AF4*, *F3*, *F4*, *F7*, *F8*, *T7* y *T8*. Basándose en la documentación

de Emotiv systems [44], se calcula el valor de la media de la señal de cada canal y después se restar este valor a cada dato de la señal de su respectivo canal.

$$X_{oi}(n) = X_i(n) - \bar{X}_i, i = 1, 2, 3 \dots 8 \quad 2.4$$

Donde $X_i(n)$ representa la información de la señal de un canal en una muestra n y cada canal está representado por el índice i , donde $i=1$ hace referencia al canal $AF3$, $i=2$ canal $AF4$, $i=3$ canal $F3$, $i=4$ canal $F4$, $i=5$ canal $F7$, $i=6$ canal $F8$, $i=7$ canal $T7$ y $i=8$ canal $T8$. $\bar{X}_i$ indica el valor de la media en el respectivo canal i y $X_{oi}(n)$ indica la señal resultante.

El siguiente paso es realizar un filtrado sobre las señales $X_{oi}(n)$, con el fin de minimizar o limpiar la señal de ruido causado por artefactos técnicos y/o artefactos fisiológicos como actividad muscular. El filtro digital implementado fue un filtro Butterworth de noveno orden con frecuencias de corte $\omega_a=0.5$ y $\omega_b=10$ Hz, dadas las consideraciones de los trabajos [19] [20] [21] [22]. La respuesta a la frecuencia del filtro está dada por la ecuación 2.5.

$$H(\omega) = \frac{8.08 \times 10^{-6} - (3.23 \times 10^{-5}) \cdot (e^{j\omega})^{-2} + (4.84 \times 10^{-5}) \cdot (e^{j\omega})^{-4} - (3.23 \times 10^{-5}) \cdot (e^{j\omega})^{-6} + (8.08 \times 10^{-5}) \cdot (e^{j\omega})^{-8}}{1 - 7.705 \cdot (e^{j\omega})^{-1} + 25.98 \cdot (e^{j\omega})^{-2} - 50.1 \cdot (e^{j\omega})^{-3} + 60.39 \cdot (e^{j\omega})^{-4} - 46.61 \cdot (e^{j\omega})^{-5} + 22.49 \cdot (e^{j\omega})^{-7} - 6.2 \cdot (e^{j\omega})^{-8} + 0.7492 \cdot (e^{j\omega})^{-9}} \quad 2.5$$

Las señales filtradas $X_{fi}(n)$ están dadas por:

$$H(\omega) : X_{oi}(n) \rightarrow X_{fi}(n) \quad 2.6$$

El siguiente paso es la generación de señales que resalten la información de los artefactos en dirección vertical u horizontal. Para el caso de la información de movimientos oculares en direcciones horizontales (mirada a la derecha y mirada a la izquierda) [13] [43], se realiza una serie de sustracciones similares a las reportadas en [13] [43], donde realizan la operación de sustracción entre los electrodos del hemisferio izquierdo y los electrodos del hemisferio derecho para generar señales que resalten la información de artefactos de mirada a la izquierda y mirada a la derecha. Las sustracciones que se proponen para este experimento están dadas por:

$$Y_{AF3-AF4}(n) = X_{f1}(n) - X_{f2}(n) \quad 2.7$$

$$Y_{F3-F4}(n) = X_{f3}(n) - X_{f4}(n) \quad 2.8$$

$$Y_{F7-F8}(n) = X_{f5}(n) - X_{f6}(n) \quad 2.9$$

$$Y_{T7-T8}(n) = X_{f7}(n) - X_{f8}(n) \quad 2.10$$

Por otro lado, para resaltar los artefactos en dirección vertical (mirada arriba, mirada abajo y parpadeo), se realiza la operación de adición entre los electrodos de distintos hemisferios o en el mismo hemisferio [13] [19] [43]. Estas adiciones están dadas por:

$$Y_{AF3+AF4}(n) = X_{f1}(n) + X_{f2}(n) \quad 2.11$$

$$Y_{AF3+F3}(n) = X_{f1}(n) + X_{f3}(n) \quad 2.12$$

$$Y_{AF4+F4}(n) = X_{f1}(n) + X_{f4}(n) \quad 2.13$$

$$Y_{T7+T8}(n) = X_{f7}(n) + X_{f8}(n) \quad 2.14$$

2.4.3.2 Inspección visual de los artefactos obtenidos por el dispositivo Emotiv Epoc+

Una vez que se obtienen las señales resultantes de las ecuaciones 2.7-2.14 se procedió a evaluar de manera visual si las formas de onda de los patrones de los artefactos en las señales resultantes coinciden con la forma de los patrones reportados por [4] [13] [23] [19] [43]. Esta comparación es porque el patrón generado por cada artefacto de mirada arriba, mirada abajo, mirada a la izquierda y mirada a la derecha son distintivos cada uno en las señales EEG. No obstante, el ruido que no pudo ser removido en el preprocesamiento, genera una distorsión en las señales que imposibilita el reconocimiento visual de los artefactos. Tomando como ejemplo la figura 2.13, el criterio para definir si se presentó correctamente o no un artefacto, es inspeccionando visualmente la señal, considerando la información del tiempo en que se presentaron los estímulos y el cambio en los valores de voltaje de la señal después de este, se puede identificar el artefacto. Después de que se identifica la presencia del artefacto, se determina visualmente si el artefacto es correcto o no, debido a que presenta una distorsión. La identificación se lleva a cabo comparando la similitud del patrón generado contra los patrones reportados en la literatura.

A continuación, se presentan las tablas que contienen el resultado de la inspección visual. En la tabla 2.2 se presenta el resultado de la inspección visual de los artefactos obtenidos por la secuencia 1 donde se estimuló un total de 36 artefactos de mirada abajo por cada una de las tres pruebas realizadas. En lado derecho de la tabla se tiene el número de artefactos visualmente reconocidos correctamente en las señales $Y_{AF3+AF4}(n)$, $Y_{AF3+F3}(n)$, $Y_{AF4+F4}(n)$ y $Y_{T7+T8}(n)$ en cada una de las pruebas. La tabla 2.3 tiene la misma estructura, pero presenta los

resultados de la inspección de artefactos obtenidos por secuencia 2 que estimulaba artefactos de mirada arriba.

Tabla 2.2 Resultados del experimento de secuencia 1.

36 artefactos estimulados por prueba	Número de artefactos visualmente detectados en las señales:			
	$Y_{AF3+AF4}$	Y_{AF3+F3}	Y_{AF4+F4}	Y_{T7+T8}
Prueba 1	14	8	8	17
Prueba 2	25	26	11	17
Prueba 3	29	25	21	21

Tabla 2.3 Resultados del experimento de secuencia 2

36 artefactos estimulados por prueba	Número de artefactos visualmente detectados en las señales:			
	$Y_{AF3+AF4}$	Y_{AF3+F3}	Y_{AF4+F4}	Y_{T7+T8}
Prueba 1	24	23	23	15
Prueba 2	26	26	18	15
Prueba 3	32	30	30	29

Las tablas 2.2 y 2.3 muestran que el mayor número de artefactos de miradas arriba y miradas abajo visualmente reconocibles se encuentran al utilizar la señal $Y_{AF3+AF4}(n)$ lo cual era de esperarse debido a que la señal contiene la información de los electrodos más cercanos a los ojos en la parte superior de estos. Un punto que resaltar de los datos de las tablas 2.2 y 2.3 es que fueron los experimentos que se realizaron primero, cuando el sujeto tenía nula experiencia y esto se observa en el incremento en el número de los artefactos visualmente detectables tras realizar las pruebas.

La tabla 2.4 presenta el resultado de la inspección visual de los artefactos obtenidos por la secuencia 3 donde se estimuló un total de 40 artefactos de mirada a la derecha por cada una de las tres pruebas realizadas. Los resultados indican que el mayor número de artefactos visualmente reconocibles de mirada a la derecha se tiene por la señal Y_{F7-F8} , que coincide con los resultados de la tabla 2.5 que presenta los resultados de la secuencia 4 que estimulaba los artefactos de mirada a la izquierda.

Tabla 2.4 Resultados del experimento de secuencia 3.

40 artefactos estimulados por prueba	Número de artefactos visualmente detectados en las señales:			
	$Y_{AF3-AF4}$	Y_{F3-F4}	Y_{F7-F8}	Y_{T7-T8}
Prueba 1	27	27	40	40
Prueba 2	31	28	35	35
Prueba 3	20	18	37	29

Tabla 2.5 Resultados del experimento de secuencia 4.

40 artefactos estimulados por prueba	Número de artefactos visualmente detectados en las señales:			
	$Y_{AF3-AF4}$	Y_{F3-F4}	Y_{F7-F8}	Y_{T7-T8}
Prueba 1	31	17	38	31
Prueba 2	21	17	40	40
Prueba 3	24	26	39	26

El hecho que la señal Y_{F7-F8} permita detectar visualmente los artefactos de mirada a la izquierda y mirada a la derecha, se debe a que la señal tiene la información de los electrodos posicionados en las esquinas laterales de los ojos.

Otros resultados del presente experimento con la interfaz de múltiples elementos y el uso del dispositivo Emotiv Epoc+ demuestran que es posible realizar el registro de artefactos de movimientos oculares con ángulos visuales de $\pm 7.32^\circ$ desde distintos elementos de la interfaz y no necesariamente en el elemento central como usualmente se presenta en la literatura. Además, la información de las tablas 2.3-2.6 señalan que los electrodos posicionados en los canales $AF3$, $AF4$, $F7$ y $F8$ presentan un mayor número de patrones visualmente detectables en las señales $Y_{AF3+AF4}$ y Y_{F7-F8} . Lo que permite plantear la hipótesis de que, si los electrodos son colocados en las posiciones $AF7$ y $AF8$ se podría realizar la detección de los artefactos de interés usando solo dos electrodos, lo cual será explicado en la sección 2.5.4.2 después de realizar la segunda base de datos con el dispositivo OpenBCI®.

2.5 Obtención de artefactos voluntarios mediante OpenBCI®

En esta sección se presenta el desarrollo de la segunda base de datos para validar la hipótesis de que los electrodos en las posiciones $AF7$ y $AF8$ aportan la información necesaria para detectar y reconocer los artefactos de interés. Para esta base de datos se utilizó el dispositivo OpenBCI® y se estimularon artefactos con secuencias similares a las presentadas en la sección 2.4. La base de datos está conformada por las señales EEG de 14 de sujetos de pruebas.

2.5.1 Selección de sujetos de prueba

La cantidad de sujetos de pruebas de trabajos reportados en la literatura no es estándar. Por ejemplo, en [27] se genera una base de datos de 4 sujetos de prueba (2 hombres y 2

mujeres), en [12] y [21] se reportan 20 voluntarios. Sin embargo, en el caso de [12], no se tiene un número igualitario de hombres y mujeres (14 voluntarios son masculinos y el resto femeninos).

En el presente trabajo de tesis, se pretendía tener 20 sujetos. No obstante, al final solo se contó con 14 sujetos debido a problemas de disponibilidad del equipo, periodo ajustado para realizar los experimentos y poca disposición de tiempo e interés por parte de algunos voluntarios.

En la tabla 2.6 se presenta la información general de los sujetos de prueba, todos ellos son saludables y la edad promedio es de 24 años. Nueve sujetos presentaban algún tipo de corrección en su vista, entre ellos el sujeto 5 se sometió a una operación láser para la corrección de su vista y el sujeto 8 utiliza de lentes de contacto. Los otros seis sujetos que presentaban la vista corregida por lentes de armazón optaron por no utilizar sus lentes durante el experimento de la creación de la base de datos. También se incluye la información de si tienen conocimiento y experiencia con ICC.

Tabla 2.6 Información general de los sujetos de prueba.

Sujeto	Edad	Genero	Vista	Conocimiento de sistemas ICC y objetivo de la tesis	Comentarios
1	24	Femenino	Corregida	No	No uso lentes durante la prueba
2	23	Femenino	Corregida	No	No uso lentes durante la prueba
3	22	Femenino	Normal	No	
4	25	Femenino	Corregida	No	No uso lentes durante la prueba
5	26	Masculino	Corregida	Si	Vista corregida mediante operación láser
6	25	Masculino	Corregida	Si	No uso lentes durante la prueba
7	23	Masculino	Corregida	Si	No uso lentes durante la prueba
8	24	Masculino	Corregida	Si	Uso de lentes de contacto
9	26	Masculino	Corregida	Si	No uso lentes durante la prueba
10	22	Masculino	Normal	No	
11	24	Masculino	Normal	No	
12	24	Masculino	Normal	No	
13	24	Masculino	Corregida	No	No uso lentes durante la prueba
14	25	Masculino	Normal	Si	

2.5.2 Modificaciones a las secuencias de estímulos del experimento

En este experimento se diseñaron cinco secuencias distintas para estimular de tres a cuatro movimientos oculares simples y un estímulo para parpadeo doble. Estas modificaciones se realizaron para estimular artefactos referentes a movimientos oculares y parpadeos dobles y que la interacción de los sujetos de prueba con la interfaz sea más amena para ellos.

Además, se realizaron otras modificaciones a la interfaz, agregando un cuadro de texto para ingresar el nombre del sujeto de pruebas, un menú pop up para seleccionar el tipo de secuencia, y botones para iniciar y detener las secuencias (ver figura 2.14). También, el tiempo entre cada estímulo se cambió a dos segundos para una vez de ejecutado el artefacto, el sujeto tenga tiempo de fijar su mirada en el elemento resaltado antes de realizar otro artefacto de interés. Por otra parte, se agregaron cuatro estímulos más para facilitar la interacción y control de la prueba, estos estímulos son:

- Estímulo del primer elemento resaltado: un elemento de la interfaz se resalta en color rojo para indicar donde iniciaran los estímulos.
- Estímulo para indicar el inicio de la secuencia: el elemento resaltado cambia a color azul durante cinco segundos para indicar el inicio de la secuencia de estímulos.
- Estímulo de parpadeo doble: si el elemento resaltado m_{ij} cambia a color amarillo, se indica un estímulo para realizar un parpadeo doble.
- Estímulo de secuencia de estímulos concluida: al final de la prueba el elemento resaltado cambia a color azul para indicar el fin de la secuencia de estímulos.



Figura 2.14 Interfaz de elementos múltiples modificada.

2.5.2.1 Secuencia de estímulos aleatorios

La primera secuencia realiza los estímulos de artefactos de movimientos oculares simples y parpadeos dobles de manera aleatoria. El inicio de la secuencia empieza en el elemento central m_{35} . Una vez dados los estímulos que indican el inicio de la prueba, se generaban 44 estímulos de movimientos oculares simples y seis para estimular parpadeos dobles.

Idealmente se deberían presentar 11 estímulos por cada uno de los cuatro movimientos oculares simples. Sin embargo, si se da un estímulo de movimiento ocular fuera del rango de la matriz de elementos, el estímulo se cambia por su contraparte, es decir, si el estímulo indica mirada abajo, este cambia a mirada arriba y así con cada uno de los otros casos. Debido a esto, hay pruebas de secuencias aleatorias donde existe una cantidad mayor de estímulos para un movimiento ocular en específico. En la figura 2.15 se presenta un ejemplo de la secuencia aleatoria, destacando los distintos estímulos e indicaciones de la interfaz hacia el sujeto de pruebas.

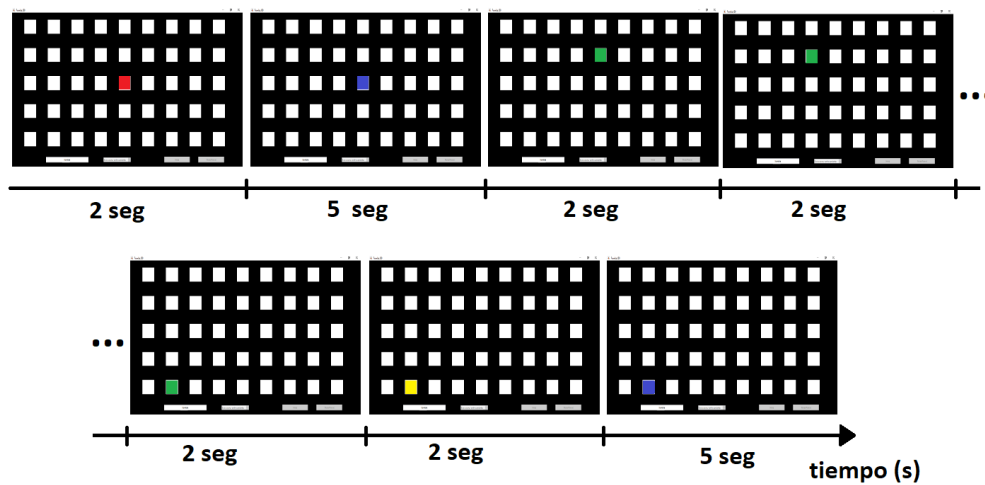


Figura 2.15 Ejemplo de secuencia de estímulos aleatorios.

2.5.2.2 Secuencias de estímulos A, B, C y D

La secuencia de estímulos A es similar a la secuencia 1 que busca estimular los artefactos de movimientos de mirada abajo, pero a diferencia de la secuencia 1 que al llegar al elemento m_{51} se realizaba un brinco al elemento superior de la siguiente columna m_{12} , en la secuencia de estímulos A, una vez que se llega al elemento m_{51} se hace un estímulo de mirada a la derecha, para posteriormente hacer estímulos de mirada arriba hasta llegar al elemento m_{12} , después un estímulo de mirada a la derecha y repetir el proceso hasta llegar al elemento m_{59} .

En la figura 2.16 se presenta la interfaz de múltiples elementos y una serie de flechas que indican como se lleva a cabo los estímulos para la secuencia de estímulos A, donde las flechas en color verde indican que los estímulos son para incitar los artefactos de mirada abajo,

flechas naranjas indican movimiento de los ojos a la derecha y las flechas azules indican movimiento de mirada arriba.

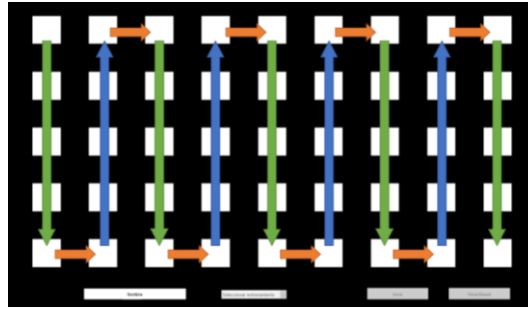


Figura 2.16 Dirección de los estímulos en la secuencia A.

En secuencia A, B, C y D al inicio y fin de la prueba se estimula un artefacto de parpadeo doble y hay un total de 46 estímulos de artefactos. En el caso de la secuencia A, hay 2 estímulos de parpadeo doble, 20 para mirada abajo, 16 de miradas arriba y 8 de mirada a la derecha.

La secuencia de estímulos B, es similar a la secuencia A, pero el inicio de la secuencia B es en el elemento m_{59} e inicia con estímulos de mirada arriba, después un estímulo de mirada a la izquierda, seguido de estímulos de mirada abajo y posteriormente, repetir el proceso. En la figura 2.17 se muestra el inicio y dirección de los estímulos. En el caso de la secuencia de estímulos B hay un total de 20 estímulos de mirada arriba, 16 para mirada abajo, 8 de mirada a la izquierda y 2 de parpadeo doble.

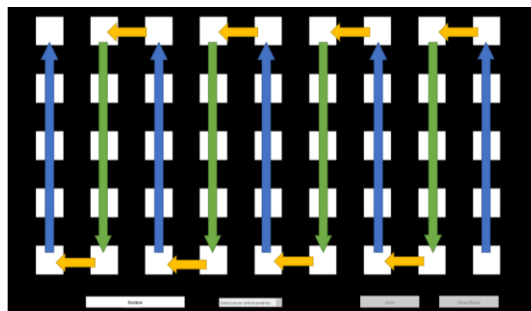


Figura 2.17 Dirección de los estímulos en la secuencia B.

Las secuencias de estímulos C y D estimulan artefactos oculares en dirección horizontal principalmente. En la secuencia de estímulos C, la secuencia inicia en el elemento m_{11} y los estímulos se presentan en todos los elementos del renglón hasta llegar al elemento m_{19} , después hay un estímulo de mirada abajo, y se continua con estímulos de mirada a la

izquierda, para después repetir el proceso. En el caso de la secuencia D, se inicia en el elemento m_{51} y se estimula los artefactos de mirada a la derecha, después un estímulo de mirada arriba, seguido por estímulos de mirada a la izquierda y continuar repitiendo el proceso hasta concluir con los 46 estímulos de artefactos. En las figuras 2.18 y 2.19 se presentan la dirección de los estímulos en las secuencias de estímulos C y D. Para ambas secuencias hay un total de 24 estímulos de mirada a la derecha, 16 de mirada a la izquierda, 2 de doble parpadeo y 4 de mirada abajo o arriba dependiendo de la secuencia.

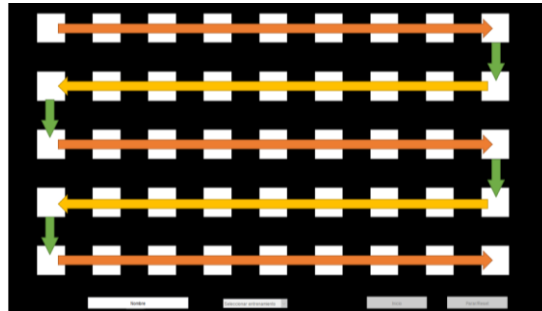


Figura 2.18 Dirección de los estímulos en la secuencia C.

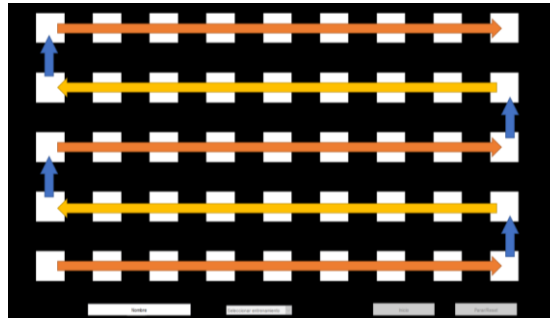


Figura 2.19 Dirección de los estímulos en la secuencia D.

2.5.3 Creación de base de datos

Una vez definido las secuencias de estímulos para la creación de la base de datos, se citó a cada uno de los 14 sujetos de manera individual. Después de que se acomodan en la habitación para los experimentos y se colocan ocho electrodos del dispositivo OpenBCI®. Donde el electrodo de tierra era colocado en la posición FPZ, el electrodo de referencia posicionado en el lóbulo de la oreja izquierda (A1), dos electrodos colocados cerca de las posiciones $AF7$ y $AF8$ (ver figura 2.20), mientras que los otros cuatro electrodos eran colocados en las posiciones cercanas a $AF3$, $AF4$, $F7$ y $F8$. Los electrodos son sujetos por una banda elástica para mantenerlos adheridos al sujeto de pruebas.



Figura 2.1 Electrodo situado cerca de las posiciones AF7 y AF8.

Una vez que los electrodos son colocados y se ajusta la altura de la silla, junto con la posición de la pantalla (ver figura 2.21), para que la mirada del sujeto quede centrada con el elemento central, manteniendo la distancia de 50 cm entre la mirada del sujeto y el elemento central de la interfaz, se procede a realizar los experimentos y la toma de muestras de los artefactos de interés en las señales EEG.

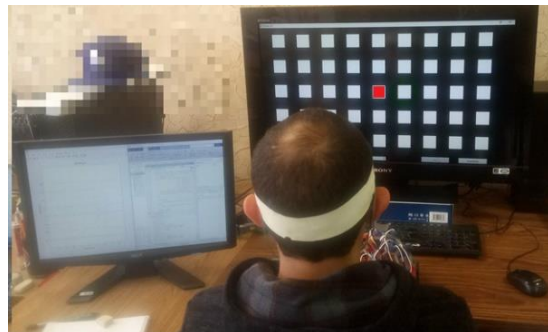


Figura 2.2 Escenario de toma de muestras.

2.5.3.1 Toma de muestras

Con el equipo colocado, se daba una explicación del funcionamiento de la interfaz, se realizaba una prueba de secuencia de estímulos aleatorios para que los sujetos se familiarizaran con la interfaz y las acciones que debían de realizar.

El experimento de toma de muestras inició con la secuencia de estímulos aleatorios y después de concluida la secuencia, se le daba un descanso de dos minutos. El experimento continuaba repitiendo la secuencia aleatoria dos veces más, con el fin de obtener por lo menos 30 artefactos de mirada arriba, mirada abajo, mirada a la izquierda, mirada a derecha y 18 artefactos de parpadeo doble, con el propósito de tener una cantidad de artefactos similar al obtenido por los trabajos [13] [23] [25] [43].

El experimento continuó con la toma de muestras con las secuencias de estímulos A, B, C y D, las cuales no fueron repetidas debido a que tras hacer las 4 secuencias se obtenía el

registro de más de 30 artefactos por cada movimiento ocular, menos en el caso de parpadeo doble que solo se registraba 8 veces durante las 4 secuencias.

Durante la toma de muestras hubo casos particulares, como el sujeto 2 que le costaba mantenerse relajado y se movía constantemente durante el experimento y el sujeto 5 que se sometió a una operación láser para corregir su visión, se observó que parpadeó una gran cantidad de veces durante el experimento.

2.5.3.2 Resultado de la base de datos.

Tras concluir el experimento de toma de muestras, se tiene la información de las 7 pruebas de secuencias de estímulos por cada sujeto y la información de las pruebas se guardó en una estructura de Matlab con extensión .mat. Los archivos contienen la información de las señales EEG, los tipos de estímulos y tiempos en que se presentan, además del tipo de secuencia y nombre del sujeto. Se tiene 98 archivos, sin embargo, después de una revisión del contenido de cada archivo, un archivo de la secuencia de estímulos aleatorios del sujeto 12 se encontró dañado no presentaba información de los estímulos, por lo que este archivo quedo inutilizable para su posterior análisis.

2.5.4 Revisión de la base de datos

De los 97 archivos, idealmente se debería tener el registro de 4626 artefactos en señales EEG. No obstante, es casi imposible que todos artefactos se registraran de manera correcta y sin ningún tipo de ruido. Y esto se debe a que durante los experimentos los sujetos parpadeaban de manera involuntaria, hacían gestos faciales, se distraían por unos instantes y en ocasiones que se equivocaron en el artefacto a ejecutar. A causa de lo anterior se decidió hacer una revisión minuciosa sobre los patrones generados por artefactos en las señales EEG. Sin embargo, la revisión visual solo se llevó a cabo con la información de las señales EEG de los electrodos *AF7* y *AF8*, por la hipótesis de que se puede detectar los artefactos de interés con estos dos electrodos.

La inspección visual consistió en definir visualmente si el patrón del artefacto en las señales correspondía o no al patrón esperado, y en caso de que el patrón no fuera el esperado, se etiquetaba el artefacto con un tipo de artefacto al cual el patrón se asemejaba o se etiquetaba como desconocido o ruido.

El proceso de inspección visual iniciaba con el acondicionamiento de las señales $X_{AF7}(n)$ y $X_{AF8}(n)$ utilizando la etapa de preprocesamiento planteada en la sección 2.4.3.1, pero, el filtro digital pasabandas Butterworth con frecuencias de corte en 0.5 y 10 Hz fue modificado para operar con una frecuencia de muestreo de 250 Hz.

El siguiente paso es generar las señales que resalten la información de movimientos oculares en dirección vertical y dirección horizontal. Por lo tanto, se plantean las siguientes dos ecuaciones:

$$Y_v(n) = X_{fAF7}(n) + X_{fAF8}(n) \quad 2.15$$

$$Y_h(n) = X_{fAF7}(n) - X_{fAF8}(n) \quad 2.16$$

Donde $X_{fAF7}(n)$ y $X_{fAF8}(n)$ representan la información ya las señales $X_{AF7}(n)$ y $X_{AF8}(n)$ ya filtradas. La ecuación 2.15 es para resaltar la información de los movimientos oculares en dirección vertical y parpadeos. Mientras que la ecuación 2.16 resalta la información de artefactos de movimientos oculares en dirección horizontal.

2.5.4.1 Hipótesis de los electrodos AF7 y AF8

Una vez definido las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ se puede explicar la hipótesis del por qué usar las señales de los electrodos $AF7$ y $AF8$. Recordando el modelo del dipolo formado por la retina y la córnea, si se ejecuta un artefacto de mirada arriba, las córneas estarán más cerca de los electrodos, por lo que se debería de presentar un pico en la amplitud de la señal $Y_v(n)$ mientras que en la señal $Y_h(n)$ se debería mantener un valor cercano a 0. En el caso de mirada abajo, las córneas se alejan de los electrodos, por lo que deberían de producir un valle en $Y_v(n)$. Para el artefacto de mirada a la izquierda, se espera un pico en la señal $X_{fAF7}(n)$ debido a que la córnea del ojo izquierdo se acerca al electrodo $AF7$ y en la señal $X_{fAF8}(n)$ se debería de presentar un valle debido a que la córnea del ojo derecho se aleja del electrodo $AF8$, en consecuencia, la señal $Y_h(n)$ debería de presentar un pico. Caso contrario para los artefactos de mirada a la derecha, donde se espera un pico en la señal $X_{fAF8}(n)$ y un valle en la señal $X_{fAF7}(n)$, ocasionando que se presente un valle en $Y_h(n)$.

A continuación, en la figura 2.22 se presentan ejemplos de los patrones en las señales EEG con el uso de los electrodos $AF7$ y $AF8$. En la figura se presenta la señal $Y_h(n)$ en color rojo,

la señal $Y_v(n)$ en color azul y una señal que indica cuando ocurrió el estímulo en color negro. En la figura 2.22 a) se presenta el patrón de mirada arriba, donde se ilustra un pico positivo en $Y_v(n)$ tal como se esperaba. En la figura 2.22 b) se presenta el patrón de mirada abajo, donde se esperaba un valle en la señal $Y_v(n)$. En el caso de las figuras 2.22 c) y 2.22 d) se presentan los patrones de mirada a la derecha y mirada a la izquierda donde existen cambios distintivos en la señal $Y_h(n)$. En la figura 2.22 e) se presenta el patrón generado en presencia de un parpadeo doble.

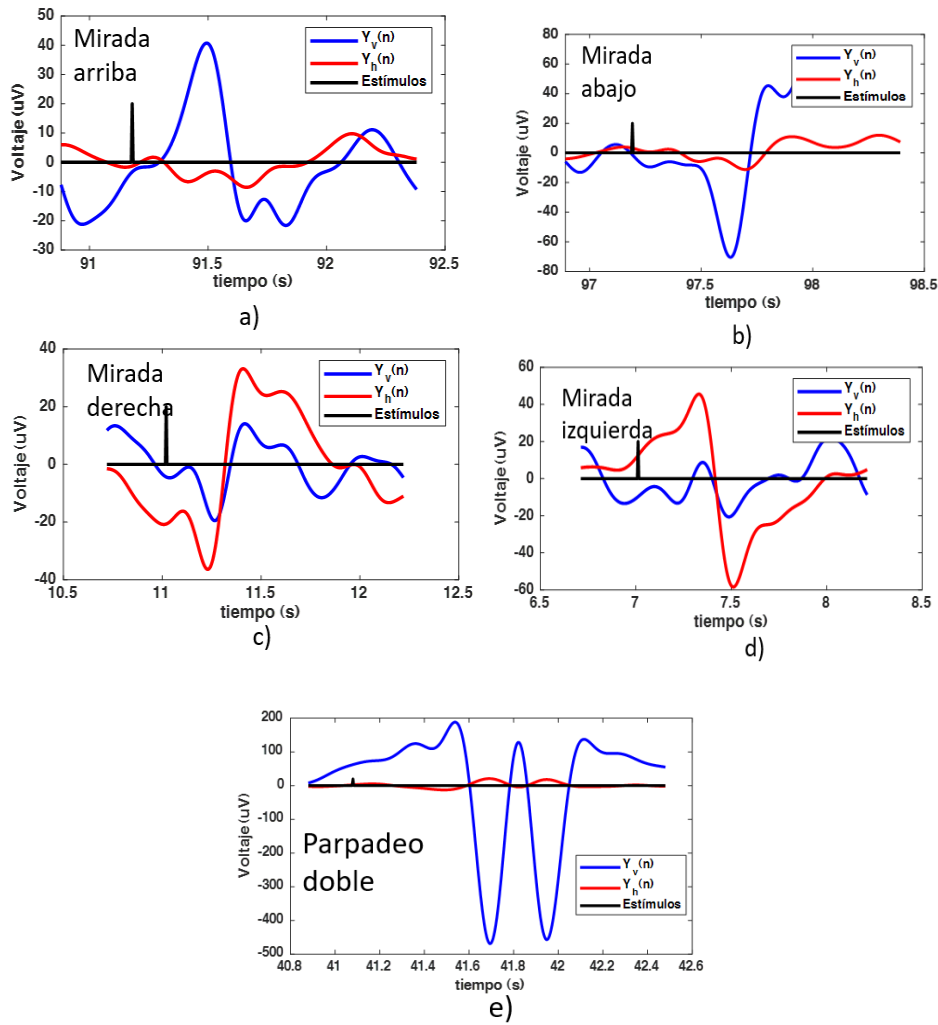


Figura 2.3 Ejemplos del patrón de las señales $Y_h(n)$ y $Y_v(n)$ para cada artefacto de a) mirada arriba, b) mirada abajo, c) mirada a la derecha, d) mirada a la izquierda y e) parpadeo doble.

Antes y después de los artefactos, las señales no mantienen un valor fijo o cercano a 0 volts debido a que los electrodos también registran actividad cerebral y otras fuentes de ruido, lo que imposibilita un valor constante. No obstante, los patrones generados por las señales

$Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ para los artefactos de interés son los esperados, indicando que la hipótesis es correcta, y esto será afirmado nuevamente después de la inspección visual de la base de datos en la siguiente sección.

2.5.4.3 Inspección visual de los artefactos

Con las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ se realizó la inspección visual de los 4626 artefactos, que consistió en determinar si el patrón generado por el artefacto era similar al patrón esperado. Los resultados de la inspección visual y revisión de los artefactos por cada sujeto se muestran de manera individual en las tablas 2.7 – 2.28 donde en cada tabla tiene tres matrices de confusión. La primera matriz de confusión contiene la información de la clasificación visual de los artefactos generados durante las secuencias de estímulos A, B, C y D. La segunda matriz de confusión presenta clasificación de los artefactos obtenidos por las secuencias de estímulos aleatorios. La tercera matriz tiene la clasificación general de todos los artefactos durante todas las secuencias de estímulos. Además, en las de matrices de confusión se agrega la información de si un artefacto no fue posible de determinar a causa de posibles parpadeos involuntarios, o bien se etiquetan como No definido los casos donde el patrón no era reconocible.

Tabla 2.7 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 1.

Resultado de secuencias A, B, C y D										
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	39	1	0	0	0	0	0	40	98%
	Arriba	1	30	0	0	0	8	1	40	75%
	Derecha	2	1	31	0	0	17	5	56	55%
	Izquierda	2	1	0	24	0	9	4	40	60%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	8	0	0	8	100%
	total	44	33	31	24	8	34	10	184	
%		89%	91%	100%	100%	100%				
Resultado de las 3 secuencias aleatorias										
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	25	0	0	0	0	6	2	33	76%
	Arriba	2	21	0	0	0	4	6	33	64%
	Derecha	0	0	30	1	0	3	0	34	88%
	Izquierda	0	0	0	28	0	4	0	32	88%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	16	0	2	18	89%
	total	27	21	30	29	16	17	10	150	
%		93%	100%	100%	97%	100%				
Resultado general										
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	64	1	0	0	0	6	2	73	88%
	Arriba	3	51	0	0	0	12	7	73	70%
	Derecha	2	1	61	1	0	20	5	90	68%
	Izquierda	2	1	0	52	0	13	4	72	72%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	24	0	2	26	92%
	total	71	54	61	53	24	51	20	334	
%		90%	94%	100%	98%	100%				

Tabla 2.8 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 2.

		Resultado de secuencias A, B, C y D									
		Artefacto visualmente detectable									
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%	
Artefacto	Abajo	29	3	1	0	0	2	5	40	73%	
	Arriba	6	23	0	0	0	3	8	40	58%	
	Derecha	1	0	42	1	1	1	10	56	75%	
	Izquierda	0	0	1	35	0	2	2	40	88%	
	2 Parpadeos	0	0	0	0	4	4	0	8	50%	
	total	36	26	44	36	5	12	25	184		
		81%	88%	95%	97%	80%					
		Resultado de las 3 secuencias aleatorias									
		Artefacto visualmente detectable									
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%	
Artefacto	Abajo	22	2	0	0	0	8	3	35	63%	
	Arriba	2	19	0	0	0	9	1	31	61%	
	Derecha	0	0	25	1	0	9	0	35	71%	
	Izquierda	0	0	0	22	0	8	1	31	71%	
	2 Parpadeos	0	0	0	0	11	7	0	18	61%	
	total	24	21	25	23	11	41	5	150		
		92%	90%	100%	96%	100%					
		Resultado general									
		Artefacto visualmente detectable									
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%	
Artefacto	Abajo	51	5	1	0	0	10	8	75	68%	
	Arriba	8	42	0	0	0	12	9	71	59%	
	Derecha	1	0	67	2	1	10	10	91	74%	
	Izquierda	0	0	1	57	0	10	3	71	80%	
	2 Parpadeos	0	0	0	0	15	11	0	26	58%	
	total	60	47	69	59	16	53	30	334		
		85%	89%	97%	97%	94%					

Tabla 2.9 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 3.

Resultado de secuencias A, B, C y D										
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	27	2	1	0	1	8	1	40	68%
	Arriba	1	20	0	0	2	13	4	40	50%
	Derecha	0	0	43	2	0	6	5	56	77%
	Izquierda	0	1	0	31	2	3	3	40	78%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	7	0	1	8	88%
	total	28	23	44	33	12	30	14	184	
%		96%	87%	98%	94%	58%				
Resultado de las 3 secuencias aleatorias										
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	17	2	1	2	1	7	6	36	47%
	Arriba	2	7	1	1	2	12	6	31	23%
	Derecha	0	0	26	2	1	5	1	35	74%
	Izquierda	0	0	0	27	0	2	1	30	90%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	12	3	3	18	67%
	total	19	9	28	32	16	29	17	150	
%		89%	78%	93%	84%	75%				
Resultado general										
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	44	4	2	2	2	15	7	76	58%
	Arriba	3	27	1	1	4	25	10	71	38%
	Derecha	0	0	69	4	1	11	6	91	76%
	Izquierda	0	1	0	58	2	5	4	70	83%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	19	3	4	26	73%
	total	47	32	72	65	28	59	31	334	
%		94%	84%	96%	89%	68%				

Tabla 2.10 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 4.

		Resultado de secuencias A, B, C y D							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	27	1	0	0	0	12	0	68%
	Arriba	0	33	0	0	0	5	2	83%
	Derecha	0	0	50	0	0	5	1	89%
	Izquierda	0	0	0	37	0	3	0	93%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	7	1	0	88%
	total	27	34	50	37	7	26	3	184
		100%	97%	100%	100%	100%			
		Resultado de las 3 secuencias aleatorias							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	21	3	0	0	0	7	2	64%
	Arriba	1	26	0	0	0	2	4	79%
	Derecha	0	0	31	1	0	2	1	89%
	Izquierda	0	0	0	31	0	0	0	100%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	16	0	2	89%
	total	22	29	31	32	16	11	9	150
		95%	90%	100%	97%	100%			
		Resultado general							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	48	4	0	0	0	19	2	66%
	Arriba	1	59	0	0	0	7	6	81%
	Derecha	0	0	81	1	0	7	2	89%
	Izquierda	0	0	0	68	0	3	0	96%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	23	1	2	88%
	total	49	63	81	69	23	37	12	334
		98%	94%	100%	99%	100%			

Tabla 2.11 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 5.

		Resultado de secuencias A, B, C y D							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	6	6	0	0	1	23	4	15%
	Arriba	1	17	2	0	1	13	6	43%
	Derecha	0	1	34	2	2	13	4	61%
	Izquierda	0	1	0	25	0	13	1	63%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	8	0	0	100%
	total	7	25	36	27	12	62	15	184
		86%	68%	94%	93%	67%			
		Resultado de las 3 secuencias aleatorias							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	21	1	1	0	0	8	4	60%
	Arriba	5	13	1	0	0	9	3	42%
	Derecha	1	0	29	1	0	2	2	83%
	Izquierda	1	0	0	26	0	3	1	84%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	15	1	2	83%
	total	28	14	31	27	15	23	12	150
		75%	93%	94%	96%	100%			
		Resultado general							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	27	7	1	0	1	31	8	36%
	Arriba	6	30	3	0	1	22	9	42%
	Derecha	1	1	63	3	2	15	6	69%
	Izquierda	1	1	0	51	0	16	2	72%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	23	1	2	88%
	total	35	39	67	54	27	85	27	334
		77%	77%	94%	94%	85%			

Tabla 2.12 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 6.

		Resultado de secuencias A, B, C y D							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	32	0	0	0	0	4	4	40
	Arriba	0	33	1	1	0	3	2	40
	Derecha	0	1	48	0	0	4	3	56
	Izquierda	0	0	0	33	0	5	2	40
	2 Parpadeos	0	0	0	0	6	1	1	8
	total	32	34	49	34	6	17	12	184
		100%	97%	98%	97%	100%			
		Resultado de las 3 secuencias aleatorias							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	26	1	0	0	0	3	4	34
	Arriba	0	25	0	0	0	3	4	32
	Derecha	0	0	33	0	1	1	0	35
	Izquierda	0	0	0	29	0	2	0	31
	2 Parpadeos	0	0	0	0	18	0	0	18
	total	26	26	33	29	19	9	8	150
		100%	96%	100%	100%	95%			
		Resultado general							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	58	1	0	0	0	7	8	74
	Arriba	0	58	1	1	0	6	7	72
	Derecha	0	1	81	0	1	5	3	91
	Izquierda	0	0	0	62	0	7	2	71
	2 Parpadeos	0	0	0	0	24	1	1	26
	total	58	60	82	63	25	26	20	334
		100%	97%	99%	98%	96%			

Tabla 2.13 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 7.

		Resultado de secuencias A, B, C y D							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	19	2	1	4	1	7	6	40
	Arriba	2	21	0	1	2	5	9	40
	Derecha	1	0	33	3	0	3	16	56
	Izquierda	1	1	1	22	1	8	6	40
	2 Parpadeos	0	0	0	0	8	0	0	8
	total	23	24	35	30	12	23	37	184
		83%	88%	94%	73%	67%			
		Resultado de las 3 secuencias aleatorias							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	26	1	0	2	0	3	2	34
	Arriba	2	17	0	0	0	4	10	33
	Derecha	0	0	30	0	0	0	3	33
	Izquierda	0	1	0	27	0	4	0	32
	2 Parpadeos	0	0	0	0	15	2	1	18
	total	28	19	30	29	15	13	16	150
		93%	89%	100%	93%	100%			
		Resultado general							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	45	3	1	6	1	10	8	74
	Arriba	4	38	0	1	2	9	19	73
	Derecha	1	0	63	3	0	3	19	89
	Izquierda	1	2	1	49	1	12	6	72
	2 Parpadeos	0	0	0	0	23	2	1	26
	total	51	43	65	59	27	36	53	334
		88%	88%	97%	83%	85%			

Tabla 2.14 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 8.

Resultado de secuencias A, B, C y D										
		Artefacto visualmente detectable							total	
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido		
Artefacto	Abajo	26	1	0	0	0	9	4	40	65%
	Arriba	2	21	0	0	0	6	11	40	53%
	Derecha	1	1	37	0	0	8	9	56	66%
	Izquierda	0	0	0	31	0	3	6	40	78%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	8	0	0	8	100%
	total	29	23	37	31	8	26	30	184	
%		90%	91%	100%	100%	100%				
Resultado de las 3 secuencias aleatorias										
		Artefacto visualmente detectable							total	
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido		
Artefacto	Abajo	24	2	0	0	0	6	3	35	69%
	Arriba	3	21	0	1	0	3	4	32	66%
	Derecha	0	0	33	3	0	1	0	37	89%
	Izquierda	0	0	1	26	1	0	0	28	93%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	16	0	2	18	89%
	total	27	23	34	30	17	10	9	150	
%		89%	91%	97%	87%	94%				
Resultado general										
		Artefacto visualmente detectable							total	
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido		
Artefacto	Abajo	50	3	0	0	0	15	7	75	67%
	Arriba	5	42	0	1	0	9	15	72	58%
	Derecha	1	1	70	3	0	9	9	93	75%
	Izquierda	0	0	1	57	1	3	6	68	84%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	24	0	2	26	92%
	total	56	46	71	61	25	36	39	334	
%		89%	91%	99%	93%	96%				

Tabla 2.15 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 9.

Resultado de secuencias A, B, C y D										
		Artefacto visualmente detectable							total	
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido		
Artefacto	Abajo	22	4	0	0	0	12	2	40	55%
	Arriba	3	23	0	0	0	4	10	40	58%
	Derecha	0	1	41	0	0	12	2	56	73%
	Izquierda	0	0	0	26	1	8	5	40	65%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	8	0	0	8	100%
	total	25	28	41	26	9	36	19	184	
%		88%	82%	100%	100%	89%				
Resultado de las 3 secuencias aleatorias										
		Artefacto visualmente detectable							total	
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido		
Artefacto	Abajo	21	4	1	0	1	8	1	36	58%
	Arriba	1	24	0	2	0	2	2	31	77%
	Derecha	0	0	34	0	0	1	0	35	97%
	Izquierda	0	0	0	28	0	2	0	30	93%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	14	2	2	18	78%
	total	22	28	35	30	15	15	5	150	
%		95%	86%	97%	93%	93%				
Resultado general										
		Artefacto visualmente detectable							total	
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido		
Artefacto	Abajo	43	8	1	0	1	20	3	76	57%
	Arriba	4	47	0	2	0	6	12	71	66%
	Derecha	0	1	75	0	0	13	2	91	82%
	Izquierda	0	0	0	54	1	10	5	70	77%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	22	2	2	26	85%
	total	47	56	76	56	24	51	24	334	
%		91%	84%	99%	96%	92%				

Tabla 2.16 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 10.

		Resultado de secuencias A, B, C y D								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	37	2	0	0	0	0	1	40	93%
	Arriba	5	31	0	0	0	0	4	40	78%
	Derecha	3	0	38	0	0	10	5	56	68%
	Izquierda	0	0	0	38	0	0	2	40	95%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	8	0	0	8	100%
	total	45	33	38	38	8	10	12	184	
		82%	94%	100%	100%	100%				
		Resultado de las 3 secuencias aleatorias								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	21	0	0	2	0	7	4	34	62%
	Arriba	2	20	0	1	0	5	4	32	63%
	Derecha	1	0	26	1	0	0	0	28	93%
	Izquierda	0	2	0	30	0	3	3	38	79%
	2 Parpadeos	0	0	0	1	15	1	1	18	83%
	total	24	22	26	35	15	16	12	150	
		88%	91%	100%	86%	100%				
		Resultado general								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	58	2	0	2	0	7	5	74	78%
	Arriba	7	51	0	1	0	5	8	72	71%
	Derecha	4	0	64	1	0	10	5	84	76%
	Izquierda	0	2	0	68	0	3	5	78	87%
	2 Parpadeos	0	0	0	1	23	1	1	26	88%
	total	69	55	64	73	23	26	24	334	
		84%	93%	100%	93%	100%				

Tabla 2.17 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 11

		Resultado de secuencias A, B, C y D								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	18	3	0	2	0	12	5	40	45%
	Arriba	3	17	0	1	0	8	11	40	43%
	Derecha	0	3	29	1	0	10	13	56	52%
	Izquierda	0	4	0	20	2	10	4	40	50%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	4	0	4	8	50%
	total	21	27	29	24	6	40	37	184	
		86%	63%	100%	83%	67%				
		Resultado de las 3 secuencias aleatorias								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	22	2	1	3	0	5	2	35	63%
	Arriba	1	17	0	2	0	3	8	31	55%
	Derecha	1	0	29	0	0	2	3	35	83%
	Izquierda	0	0	0	28	0	1	2	31	90%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	13	5	0	18	72%
	total	24	19	30	33	13	16	15	150	
		92%	89%	97%	85%	100%				
		Resultado general								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	40	5	1	5	0	17	7	75	53%
	Arriba	4	34	0	3	0	11	19	71	48%
	Derecha	1	3	58	1	0	12	16	91	64%
	Izquierda	0	4	0	48	2	11	6	71	68%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	17	5	4	26	65%
	total	45	46	59	57	19	56	52	334	
		89%	74%	98%	84%	89%				

Tabla 2.18 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 12.

		Resultado de secuencias A, B, C y D								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	25	3	0	1	0	5	6	40	63%
	Arriba	1	22	0	2	0	7	8	40	55%
	Derecha	0	2	39	3	0	6	6	56	70%
	Izquierda	0	0	0	26	0	10	4	40	65%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	4	4	0	8	50%
	total	26	27	39	32	4	32	24	184	
%		96%	81%	100%	81%	100%				
		Resultado de las 3 secuencias aleatorias								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	16	1	0	0	0	2	2	21	76%
	Arriba	4	14	1	0	0	2	2	23	61%
	Derecha	0	1	15	0	0	5	2	23	65%
	Izquierda	0	0	0	17	0	4	0	21	81%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	9	1	2	12	75%
	total	20	16	16	17	9	14	8	100	
%		80%	88%	94%	100%	100%				
		Resultado general								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	41	4	0	1	0	7	8	61	67%
	Arriba	5	36	1	2	0	9	10	63	57%
	Derecha	0	3	54	3	0	11	8	79	68%
	Izquierda	0	0	0	43	0	14	4	61	70%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	13	5	2	20	65%
	total	46	43	55	49	13	46	32	284	
%		89%	84%	98%	88%	100%				

Tabla 2.19 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 13.

		Resultado de secuencias A, B, C y D								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	34	2	0	0	0	3	1	40	85%
	Arriba	0	36	0	0	0	3	1	40	90%
	Derecha	0	0	48	0	0	5	3	56	86%
	Izquierda	0	0	0	37	0	1	2	40	93%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	8	0	0	8	100%
	total	34	38	48	37	8	12	7	184	
%		100%	95%	100%	100%	100%				
		Resultado de las 3 secuencias aleatorias								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	30	0	0	0	0	4	2	36	83%
	Arriba	2	27	0	1	0	1	0	31	87%
	Derecha	0	0	34	0	0	1	0	35	97%
	Izquierda	0	0	0	30	0	0	0	30	100%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	18	0	0	18	100%
	total	32	27	34	31	18	6	2	150	
%		94%	100%	100%	97%	100%				
		Resultado general								
		Artefacto visualmente detectable								
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	total	%
Artefacto	Abajo	64	2	0	0	0	7	3	76	84%
	Arriba	2	63	0	1	0	4	1	71	89%
	Derecha	0	0	82	0	0	6	3	91	90%
	Izquierda	0	0	0	67	0	1	2	70	96%
	2 Parpadeos	0	0	0	0	26	0	0	26	100%
	total	66	65	82	68	26	18	9	334	
%		97%	97%	100%	99%	100%				

Tabla 2.20 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos del sujeto 14.

		Resultado de secuencias A, B, C y D							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	35	1	0	0	0	2	2	40
	Arriba	1	34	0	0	0	3	2	40
	Derecha	0	0	51	1	0	1	3	56
	Izquierda	0	0	0	38	0	2	0	40
	2 Parpadeos	0	0	0	0	8	0	0	8
	total	36	35	51	39	8	8	7	184
		97%	97%	100%	97%	100%			
		Resultado de las 3 secuencias aleatorias							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	30	0	0	0	0	4	2	36
	Arriba	2	27	0	1	0	1	0	31
	Derecha	0	0	34	0	0	1	0	35
	Izquierda	0	0	0	30	0	0	0	30
	2 Parpadeos	0	0	0	0	18	0	0	18
	total	32	27	34	31	18	6	2	150
		94%	100%	100%	97%	100%			
		Resultado general							
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	65	1	0	0	0	6	4	76
	Arriba	3	61	0	1	0	4	2	71
	Derecha	0	0	85	1	0	2	3	91
	Izquierda	0	0	0	68	0	2	0	70
	2 Parpadeos	0	0	0	0	26	0	0	26
	total	68	62	85	70	26	14	9	334
		96%	98%	100%	97%	100%			

A continuación, se describen algunos casos particulares donde se presentaban problemas por parpadeos involuntarios o por ruido. Por ejemplo, en la tabla 2.7 se presentan las matrices de confusión del sujeto 1, en ellas se destaca que el principal problema para no reconocer los patrones de los artefactos fue debido a parpadeos involuntarios que se ejecutaban antes, durante o después de la indicación de un estímulo, además, 20 artefactos no pudieron ser catalogados en una clase porque la señal tenía patrones no similares a los esperados por causa de ruidos externos. Las tablas que presentan la información de las matrices de los sujetos 2, 3, 4, 9,11 y12 tienen un comportamiento similar al del sujeto 1. Pero, en el caso del sujeto 5 quien tuvo una operación láser, la cantidad de artefactos voluntarios que no se pudieron clasificar visualmente, se debió a que parpadeó en reiteradas ocasiones durante el experimento. Los sujetos 7 y 8 también parpadeaban en reiteradas ocasiones además de moverse en ciertas ocasiones.

La información de las tablas de los sujetos 6, 10, 13 y 14 se puede considerar aceptable debido a que visualmente el patrón de los artefactos es bastante claro y no presentan muchos problemas por artefactos involuntarios o ruido de la señal.

En la tabla 2.21 se presentan las 3 matrices de confusión, pero con la información de los artefactos de los 14 sujetos de prueba. Donde se observa que el patrón de movimiento ocular de mirada arriba y mirada abajo son los más complicados de detectar debido a la presencia de parpadeos involuntarios.

Tabla 2.21 Matrices de confusión resultantes de la inspección visual de los artefactos de los 14 sujetos.

Resultado de secuencias A, B, C y D									
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	376	31	3	7	3	99	41	560
	Arriba	26	361	3	5	5	81	79	560
	Derecha	8	10	564	13	3	101	85	784
	Izquierda	3	8	2	423	6	77	41	560
	2 Parpadeos	0	0	0	0	96	10	6	112
	total	413	410	572	448	113	368	252	2576
%		91%	88%	99%	94%	85%			
Resultado de las 3 secuencias aleatorias									
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	322	19	4	9	2	78	39	473
	Arriba	29	278	3	9	2	60	54	435
	Derecha	3	1	409	10	2	33	12	470
	Izquierda	1	3	1	379	1	33	8	426
	2 Parpadeos	0	0	0	1	206	22	17	246
	total	355	301	417	408	213	226	130	2050
%		91%	92%	98%	93%	97%			
Resultado general									
		Artefacto visualmente detectable							
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	2 parpadeos	Parpadeo involuntario	No definido	
Artefacto	Abajo	698	50	7	16	5	177	80	1033
	Arriba	55	639	6	14	7	141	133	995
	Derecha	11	11	973	23	5	134	97	1254
	Izquierda	4	11	3	802	7	110	49	986
	2 Parpadeos	0	0	0	1	302	32	23	358
	total	768	711	989	856	326	594	382	4626
%		91%	90%	98%	94%	93%			

Revisando la información de las matrices de la tabla 2.22, se indica que se pudo reconocer correctamente más de 600 artefactos por cada una de las clases de movimiento ocular y en el caso de los artefactos mal clasificados se conoce el motivo del por qué no se clasificó correctamente. Esto reafirma que la hipótesis del uso de los electrodos AF7 y AF8 para reconocimiento ocular y parpadeos es correcta, por lo que en los siguientes capítulos se continuará trabajando con la información de esta segunda base de datos.

CAPÍTULO 3. DESARROLLO DE ALGORITMOS DE DETECCIÓN Y RECONOCIMIENTO DE ARTEFACTOS DE INTERÉS

En este capítulo se presenta el desarrollo de dos algoritmos principales, el primer algoritmo diseñado para hacer la detección de los artefactos de interés en señales EEG de manera automática sin el uso de indicadores, mientras que el segundo algoritmo realiza el reconocimiento de los artefactos relacionados a movimientos oculares simples y parpadeo doble. Los algoritmos son desarrollados con el fin de hacer una combinación de ambos y lograr así la detección y reconocimiento de artefactos automáticamente. Para el desarrollo de ambos algoritmos se utilizaron las herramientas del software de Maltlab® 2018a.

La estructura de este capítulo se divide de la siguiente manera: en la sección 3.1 presenta la etapa de extracción de características para caracterizar los artefactos de interés. En la sección 3.2 se presenta el desarrollo del algoritmo de detección de artefactos mediante el uso de la transformada Wavelet y una máquina de estados. El desarrollo del algoritmo de reconocimiento de artefactos de interés se encuentra en la sección 3.3. Mientras que en la sección 3.4 se presenta la combinación de ambos algoritmos y los resultados obtenidos.

3.1 Metodología de extracción de características

Se inicia con el tema de extracción de características debido a que se utilizan las señales acondicionadas $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ obtenidas en la etapa de preprocesamiento descrita en la sección 2.5.4.

Con base en el análisis del estado del arte de la sección 1.4.1 se encontró que una cantidad considerable de trabajos han optado por el uso de valores estadísticos en el dominio del tiempo, comparado con las características en el dominio de la frecuencia o del tiempo escala. Además, las características estadísticas en el dominio del tiempo se suelen usar para caracterizar de 5 a 9 tipos de artefactos, lo que contrasta con los otros trabajos que emplean características obtenidas de otros dominios y solo reconocen hasta un máximo de 5 tipos de artefactos. Por esta razón, para esta tesis se decidió que se utilizarían características estadísticas en dominio del tiempo, para generar valores discriminativos entre los artefactos de movimientos oculares simples y parpadeo doble.

3.1.1 Selección de artefactos y tamaño de ventanas para la extracción de características

Para la extracción de características de los artefactos de interés en esta tesis, se decidió utilizar solo los artefactos que fueron correctos en la inspección visual. También, se decidió solo utilizar los artefactos que se obtuvieron con las secuencias de estímulos aleatorios, debido a que se detectó un comportamiento, una vez que se realiza un estímulo, los picos y/o valles del patrón representativo de los artefactos en las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$, se presentan en un tiempo después del estímulo (ver figura 3.1 a). Pero, en el caso de los artefactos que se obtuvieron con las secuencias de estímulos A, B, C y D, este comportamiento no se presentaba, había casos donde los picos o valles se presentaban muy poco después del estímulo, durante el estímulo o bien antes del estímulo (ver figura 3.1 b). Lo que se debe a que las secuencias de estímulos A, B C y D son intuitivas una vez que se presentan los primeros estímulos, lo que permitió a los sujetos adivinar y adelantarse a los estímulos.

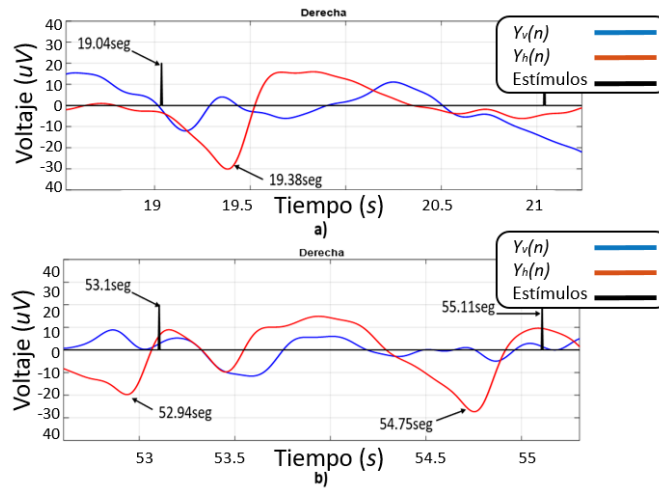


Figura 3.1. Relación de estímulo al pico característico del artefacto, a) el pico se presenta después del estímulo aleatorio, b) el pico se presenta antes del estímulo de las secuencias fijas.

En contraparte, el comportamiento que presentan los artefactos obtenidos por las secuencias de estímulos aleatorios permite estimar y crear ventanas que contengan al patrón generado por los artefactos para buscar las características de los artefactos. Para comprobar esto, se midieron los tiempos entre el estímulo aleatorio y el patrón representativo de los artefactos. Se utilizaron 354 artefactos (310 artefactos de movimientos oculares y 44 de parpadeos dobles) y se obtuvo que para los artefactos de movimiento ocular el patrón se presenta 0.344 segundos después del estímulo, con una desviación estándar de 0.073. Para el

caso del parpadeo doble, el patrón se presenta 0.61 segundos después del estímulo, con una desviación estándar de 0.1576. En la figura 3.2 se muestran las gráficas de función de distribución de probabilidad.

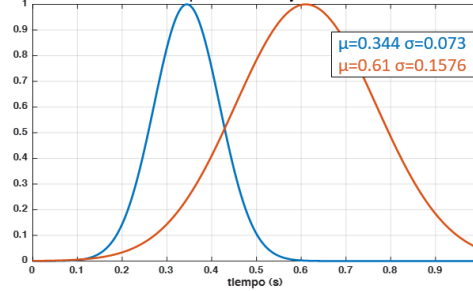


Figura 3.2. Función de distribución de probabilidad en relación estímulo y pico representativo del artefacto.

Considerando el retardo entre el estímulo y el patrón representativo del artefacto, se decidió crear dos ventanas que contienen los artefactos de movimientos oculares y parpadeos dobles. Para artefactos de movimientos oculares se creó una ventana de 90 muestras, equivalente a 0.36 segundos. En el caso de doble parpadeo la ventana es de 300 muestras (1.2 segundos). Además, las ventanas se ubican de la siguiente manera: para los artefactos de movimiento ocular la ventana iniciaba 0.24 segundos (60 muestras) después del estímulo, en el caso de parpadeo doble, la ventana se crea 0.4 segundos (100 muestras). La ecuación 3.1 plantea de manera formal la creación de las ventanas V_c , donde el subíndice $c=1$ indica que la ventana W_1 se crea para movimiento ocular e inicia 60 muestras después estímulo, donde l indica la muestra n donde fue presentado el estímulo. Para $c=2$ se indica que la ventana W_2 es para un artefacto de parpadeo doble e inicia 100 muestras después del estímulo.

$$V_c(n) = \begin{cases} 1 & \text{si } n \in [l + W_c, l + W_c + T_c] \\ 0 & \text{resto} \end{cases}, \quad c = 1, 2 \quad 3.1$$

T_c indica donde termina la ventana, para $c=1$ de T_1 es igual a 90, mientras que para $c=2$ T_2 es igual a 300.

En la figura 3.3 se muestran dos ejemplos de las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ dentro de las ventanas para extraer características de artefactos de movimiento ocular (figura 3.3 a) y los artefactos referentes a doble parpadeo (figura 3.3 b).

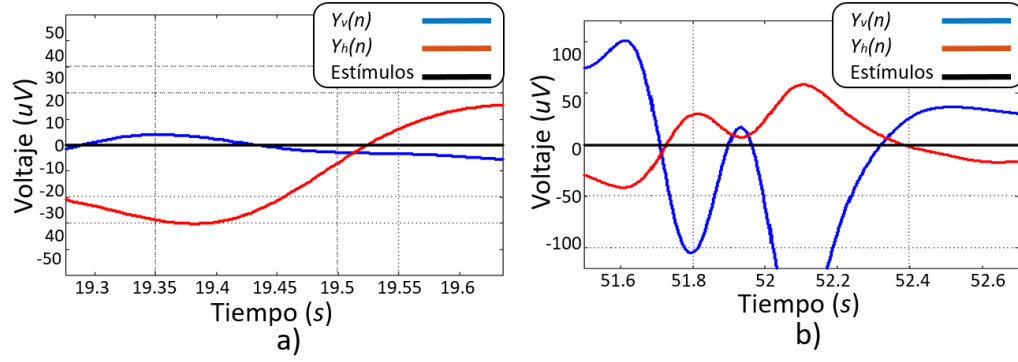


Figura 3.3. Ejemplos de ventanas para artefactos, a) de movimiento ocular de mirada a la derecha, b) de parpadeo doble

3.1.2 Extracción de características

Una vez definido el tamaño de las ventanas, se procedió a realizar la extracción de características estadísticas. Las primeras cuatro características que se midieron fueron los valores máximos y mínimos de las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ acotadas en el rango de la ventana.

$$Y_{v\max} = \max_n [(Y_v(n))(V_c(n))] \quad 3.2$$

$$Y_{h\max} = \max_n [(Y_h(n))(V_c(n))] \quad 3.3$$

$$Y_{v\min} = \min_n [(Y_v(n))(V_c(n))] \quad 3.4$$

$$Y_{h\min} = \min_n [(Y_h(n))(V_c(n))] \quad 3.5$$

También se guarda la información de la muestra n en que se presentan los valores de máximos y mínimos y se calcula la diferencia de tiempo entre la muestra n del valor $Y_{v\max}$ y $Y_{v\min}$ y la diferencia entre $Y_{h\max}$ y $Y_{h\min}$.

$$T_v = \left(\arg \max_n [(Y_v(n))(V_c(n))] - \arg \min_n [(Y_v(n))(V_c(n))] \right) / 250 \quad 3.6$$

$$T_h = \left(\arg \max_n [(Y_h(n))(V_c(n))] - \arg \min_n [(Y_h(n))(V_c(n))] \right) / 250 \quad 3.7$$

Para ambas diferencias de tiempo, el resultado se divide sobre la frecuencia de muestreo de 250 Hz, con el fin de obtener un valor en términos de tiempo (segundos) y no en términos de muestras.

Además, se calcula la desviación estándar y varianza de las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$.

$$S_v = \sqrt{\frac{1}{T_c - 1} \sum_{n=l+W_c}^{T_c} \left([(Y_v(n))(V_c(n))] - \mu_{Y_v} \right)^2} \quad 3.8$$

$$S_h = \sqrt{\frac{1}{T_c - 1} \sum_{n=l+W_c}^{T_c} \left([(Y_v(n))(V_c(n))] - \mu_{Y_h} \right)^2} \quad 3.9$$

$$S_v^2 = \frac{1}{T_c - 1} \sum_{n=l+W_c}^{T_c} \left([(Y_v(n))(V_c(n))] - \mu_{Y_v} \right)^2 \quad 3.10$$

$$S_h^2 = \frac{1}{T_c - 1} \sum_{n=l+W_c}^{T_c} \left([(Y_v(n))(V_c(n))] - \mu_{Y_h} \right)^2 \quad 3.11$$

Donde μ_{Y_v} y μ_{Y_h} son el valor de la media y están dadas por:

$$\mu_{Y_v} = \frac{1}{T_c} \sum_{n=l+W_c}^{T_c} [(Y_v(n))(V_c(n))] \quad 3.12$$

$$\mu_{Y_h} = \frac{1}{T_c} \sum_{n=l+W_c}^{T_c} [(Y_v(n))(V_c(n))] \quad 3.13$$

Estas características se buscaron en cada uno de los 50 artefactos que se tiene en cada archivo de señales EEG del experimento de secuencias de estímulos aleatorios. Por cada archivo se crea un archivo .mat, que contiene la información del primero al último de los artefactos del tipo de estímulo, resultado de la inspección visual y las características extraídas del artefacto en las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$. En la tabla 3.1 se muestra un ejemplo del contenido de un archivo generado.

Tabla 3.1 Ejemplo de archivo generado con la información de los estímulos, resultado de la inspección visual y características de cada artefacto.

# Artefacto	Estímulo	Inspección visual	Y_{vmax}	Y_{hmax}	Y_{vmin}	Y_{hmin}	S_v	S_h	S_v^2	S_h^2	T_v	T_h
1	Derecha	1	7	27.9	-8.37	-15.8	-0.26	-0.34	16.3	15.8	-0.26	-0.33
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
50	Arriba	0	17.28	2.7	-1.88	-2.33	1.88	1.27	3.53	1.6	-0.22	-0.25

3.1.3 Análisis de potencial discriminante

Una vez que se generó un archivo de características por cada uno de los 41 archivos de las señales EEG de los experimentos de secuencias de estímulos aleatorios, se procedió a hacer un análisis sobre el potencial discriminante entre cada una de las características. Sin embargo, se decidió usar 28 archivos de características (2 archivos por cada sujeto de prueba), para usar posteriormente estas características en el desarrollo del clasificador y dejar 13 archivos validar el clasificador.

Si bien las características extraídas son de las más empleadas en la literatura, se decidió hacer un análisis del potencial discriminante para revisar en qué casos las características son útiles. Debido a que en esta tesis se tienen los siguientes cuatro casos para evaluar las características: el primer caso es para diferenciar entre artefactos de movimientos oculares simples y artefactos de parpadeos dobles. El segundo caso es diferencia entre artefactos de movimiento ocular en dirección vertical y dirección horizontal. El tercero y cuarto son casos específicos, el tercer caso es para diferenciar entre artefactos de mirada arriba y mirada abajo, y el cuarto caso es para mirada a la izquierda y mirada a la derecha.

Para el análisis del potencial discriminante se realizó mediante un análisis experimental y un análisis de Fisher, donde se usan las características de los artefactos catalogados como correctos durante la inspección visual, con el fin de no analizar características erróneas.

En el análisis se considera que en cada caso se tienen dos clases de artefactos (generales y/o específicos) y se calcula el valor de mediana de cada clase. Cada clase se representa como $C_z(k)$, donde el subíndice z diferencia una clase de otra y el subíndice k indica el número k de artefactos en esa clase y el valor de mediana Λ_z está dado por la ecuación 3.14, donde $C_z(k)$ para cada clase está ordenado en orden ascendente.

$$\Lambda_z = \begin{cases} C_z((k+1)/2) & \text{si } k \text{ es impar} \\ C_z(k/2) + C((k/2)+1) & \text{si } k \text{ es par} \end{cases}, \quad z=1,2 \quad 3.14$$

Una vez que se encuentran los dos valores de mediana Λ_z de cada clase, se calcula el valor absoluto de la diferencia entre ambas medianas.

$$dif \Lambda = |\Lambda_1 - \Lambda_2| \quad 3.15$$

Con los valores de medianas Λ_z , la diferencia entre ellas $dif \Lambda$ y apoyándose de una figura donde se grafican los valores de una característica en específico para cada uno de los cuatro casos. Se decide en qué casos la característica pueden aportar información para diferenciar entre las clases y después seleccionar las características que se consideran óptimas para crear un vector de características para cada caso en particular.

Un ejemplo del análisis experimental se presenta en la figura 3.4, donde se analiza la característica Y_{vmax} . En la figura 3.4 a) se muestra el primer caso donde se grafican los valores de Y_{vmax} para las clases de artefactos de movimientos oculares simples y los artefactos de parpadeo doble, se calculan los valores de mediana y la diferencia absoluta. Y se tiene un resultado que indica que esta característica tiene un buen potencial discriminante para este caso en específico comparado contra el obtenido en los otros tres casos. En la figura 3.4 b) se presenta el caso 2 y en la figura 3.4 d) el caso 4 y en ambos casos los valores de $dif \Lambda$ son pequeños y no tienen un buen potencial discriminante. En el caso 3 se muestra en la figura 3.14 c) donde el valor de $dif \Lambda$ es pequeño, pero, si se considera que es mayor que en los casos 2 y 4 y que es una característica usada en la literatura para identificar artefactos de mirada arriba y mirada abajo, se decidió que puede aportar información en combinación con otras características para este caso.

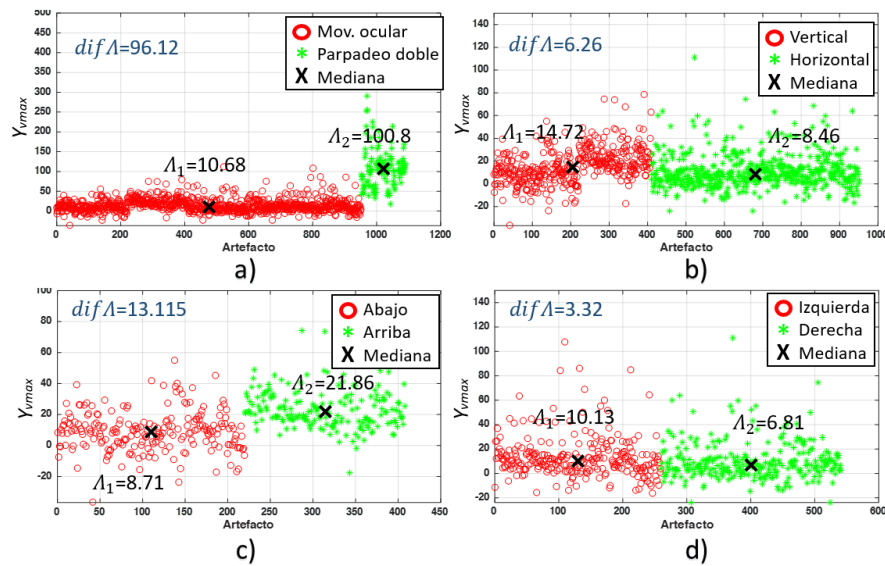


Figura 3.4 Análisis de la característica Y_{vmax} para los cuatro casos, a) artefactos de movimientos oculares simples vs parpadeo doble, b) movimiento en dirección vertical vs horizontal, c) mirada arriba vs mirada abajo, d) mirada a la izquierda vs mirada a la derecha.

Este proceso se repitió por cada característica extraída para cada caso en particular. Los resultados obtenidos de los valores de dif_A de cada característica en cada caso se presentan en la tabla 3.2, además por cada característica se resaltan por color (azul y verde) los casos donde la característica puede presentar un buen potencial discriminante.

Tabla 3.2 Selección de características en base a dif_A y aspectos de la señal

Caso	Resultado de dif_A por cada característica									
	Y_{vmax}	Y_{hmax}	Y_{vmin}	Y_{hmin}	S_v	S_h	S_v^2	S_h^2	T_v	T_h
1	96.12	18.51	176.34	17.85	80.64	10.15	7583.5	248.94	0.308	0.1
2	6.26	11.91	9.32	11.35	5.22	8.46	76.15	111.04	0.038	0.228
3	13.11	0.44	13.61	0.525	1.128	0.3723	22.77	1.72	0.448	0.366
4	3.32	13.03	1.52	11.23	0.336	0.8543	3.143	18.409	0.3	0.52

Con el fin de crear los vectores de características, se decidió primero reducir número de características por cada caso, considerando los siguientes aspectos de la literatura:

- Para el caso 1 sobre distinguir entre movimientos oculares y parpadeos se le dio prioridad a las características que se generan del canal vertical $Y_v(n)$, debido a que en esta señal es donde se presenta la mayor información de los parpadeos [10] [16] [18].
- En el caso 2 se seleccionaron las características de Y_{hmax} , S_v y S_h^2 porque al observar las imágenes generadas en el análisis experimental de las características (ver figura 3.5), se consideraron mejor para este caso.
- En el caso 3, se decidió no descartar características, no obstante, las 3 resaltadas en la tabla 3.2 son las más distintivas de los patrones generados por mirada arriba y mirada abajo.
- En el caso 4 se seleccionan las características de máximos y mínimos en la señal $Y_h(n)$ y T_h porque proveen más información para diferenciar entre las clases de artefactos de mirada a la izquierda y mirada a la derecha que coincide con las características usadas por los trabajos [1] [12].

En la tabla 3.3 se presentan las características seleccionadas para cada caso:

Tabla 3.3 Selección de características en base a dif_A y aspectos de la señal

Caso	Resultado de dif_A por cada característica									
	Y_{vmax}	Y_{hmax}	Y_{vmin}	Y_{hmin}	S_v	S_h	S_v^2	S_h^2	T_v	T_h
1	96.12	18.51	176.34	17.85	80.64	10.15	7583.5	248.94	0.308	0.1
2	6.26	11.91	9.32	11.35	5.22	8.46	76.15	111.04	0.038	0.228
3	13.11	0.44	13.61	0.525	1.128	0.3723	22.77	1.72	0.448	0.366
4	3.32	13.03	1.52	11.23	0.336	0.8543	3.143	18.409	0.3	0.52

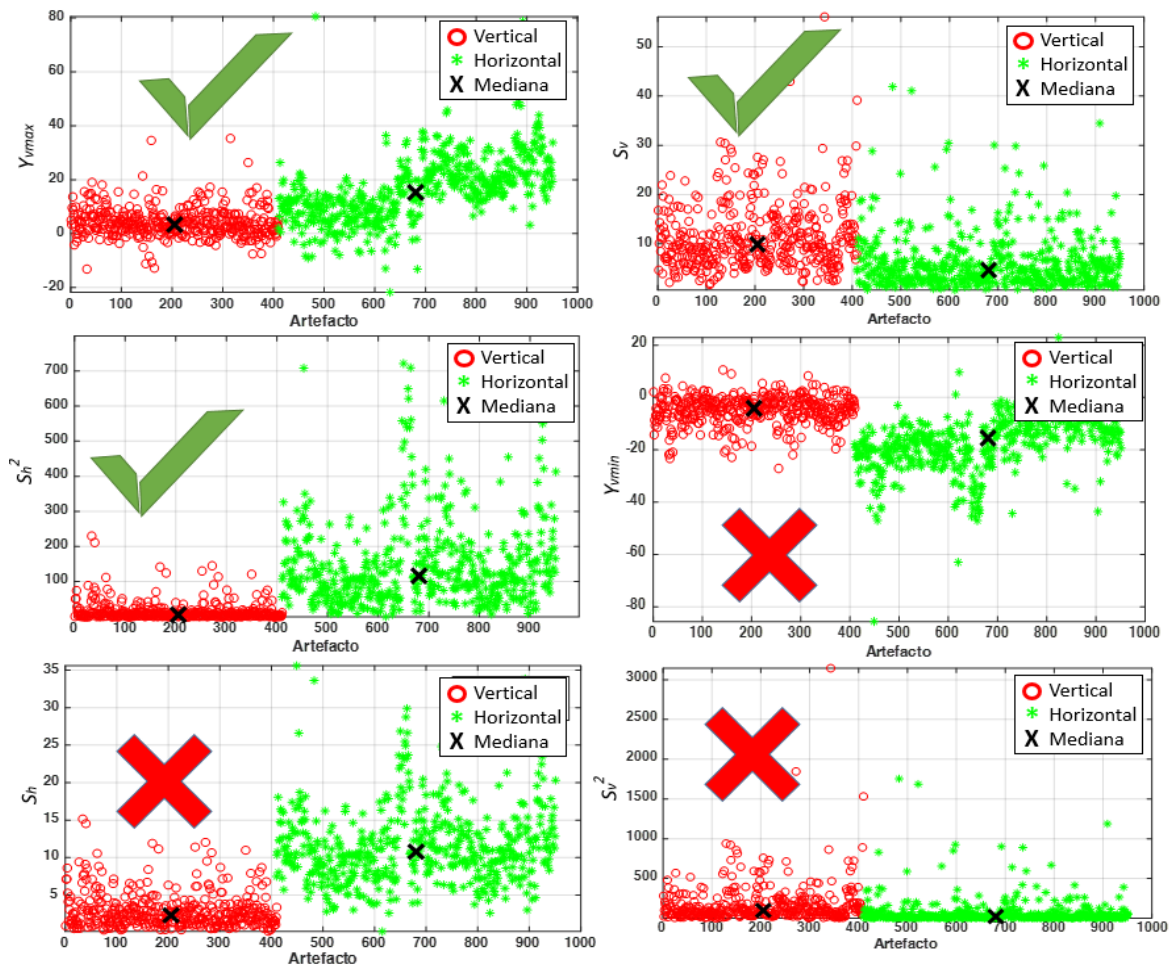


Figura 3.5 Selección de características para el caso 2 de distinguir entre artefactos de movimientos oculares en dirección vertical vs horizontal.

Con la información de la tabla 3.3 se crean los siguientes vectores de características para cada uno de los casos:

- Vector de características para el caso 1. Artefactos de movimiento ocular vs parpadeo doble:

$$\mathbf{CMOB} = [Y_{v\max}, Y_{v\min}, S_v] \quad 3.16$$

- Vector de características para el caso 2. Artefactos de movimientos oculares en dirección vertical vs horizontal:

$$\mathbf{CVH} = [Y_{h\max}, S_v, S_h^2] \quad 3.17$$

- Vector de características para el caso 3. Artefactos de mirada arriba vs mirada abajo:

$$\mathbf{CArAb} = [Y_{v\max}, Y_{v\min}, T_v] \quad 3.18$$

- Vector de características para el caso 4. Artefactos de mirada a la izquierda vs mirada a la derecha:

$$\mathbf{CIzDe} = [Y_{h\max}, Y_{h\min}, T_h] \quad 3.19$$

El segundo análisis del potencial discriminante de las características para cada caso se realizó por medio del estudio de Fisher (*F-Test*) o proporción de Fisher, que proporciona una medida fiable de la capacidad de discriminación de una característica. La ecuación 3.20 de la proporción de Fisher en el caso de biclases se plantea de la siguiente forma:

$$F = \frac{(\mu_{C_1} - \mu_{C_2})^2}{\sigma_{C_1}^2 + \sigma_{C_2}^2} \quad 3.20$$

Donde μ_{C_1} y μ_{C_2} son los valores de la media para cada una de las dos clases y $\sigma_{C_1}^2$ y $\sigma_{C_2}^2$ son los valores de la varianza en cada clase. La proporción de Fisher (F) cuantifica simultáneamente la separación interclases (distancia entre las medias) y la fiabilidad interna de las clases, es decir, los valores de una característica en una misma clase deberán presentar la menor dispersión posible. Por lo que entre mayor sea el valor de F la característica será más discriminante entre esas clases [48].

Para el cálculo de la proporción de Fisher se utilizaron los conjuntos C_z para cada caso y después se calculaban el valor de media y varianza de cada conjunto y se obtenida la proporción de Fisher.

En la tabla 3.4 se presenta la proporción de Fisher F para cada característica en los distintos casos. Se puede observar que en el caso 1 las características obtenidas por la señal $Y_v(n)$ tienen valores de F por encima del valor de 0.1, con excepción de $F_{S_v^2}$ indicando que son óptimas para diferenciar entre los artefactos de la clase de parpadeos dobles contra la clase de artefactos de movimientos oculares. Para el caso 2, los valores de proporción de Fisher por encima de su media de 0.57 o muy cercanos a ella, pueden indicar las características que tienen un buen potencial discriminante para distinguir entre artefactos de movimientos oculares en dirección vertical o en dirección horizontal. Para el caso 3, las características estadísticas en el canal vertical $Y_v(n)$ generan valores de F más altos comparados contra los obtenidos en el canal horizontal $Y_h(n)$. En el caso 4 se tiene un comportamiento similar, los valores de F en las características pertenecientes al canal horizontal $Y_h(n)$ sobresalen sus valores comparado contra obtenidos en el canal vertical.

Tabla 3.4 Resultado de la proporción de Fisher por cada característica en cada caso.

Proporción de Fisher por característica	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
	Movimiento ocular vs Parpadeo doble	Vertical vs Horizontal	Arriba vs Abajo	Izquierda vs Abajo
$F_{Y_{vmax}}$	0.1445	0.079	0.507	0.0204
$F_{Y_{hmax}}$	0.0131	0.8706	0.003	1.0787
$F_{Y_{vmin}}$	0.2377	0.1469	0.3975	0.0038
$F_{Y_{hmin}}$	0.0282	0.8184	0.0046	0.755
F_{S_v}	0.2145	0.338	0.0142	0.0015
F_{S_h}	0.0169	2.3463	0.0125	0.0147
$F_{S_v^2}$	0.0021	0.053	0.0039	0.0001
$F_{S_h^2}$	0.0001	0.5185	0.0022	0.0074
F_{T_v}	0.576	0.0103	2.64	0.623
F_{T_h}	0.027	0.5819	0.9698	9.9204

El siguiente paso fue proponer un umbral para seleccionar las características óptimas para la construcción de los vectores de características. Para el primer caso, se propuso que el umbral fuera la media, pero en los casos 2, 3 y 4 se calculó la media, pero se excluyó el valor máximo y mínimo de cada caso, debido a que en esos 3 casos algunas características generaron valores de F muy distintivos.

La tabla 3.5 es similar a la tabla 3.4, pero, agregando la información de los umbrales y se resaltan en color los valores de F que superan el respectivo umbral en cada caso.

Tabla 3.5 Resultado de la proporción de Fisher por cada característica en cada caso.

Proporción de Fisher por característica	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
	Movimiento ocular vs Parpadeo doble	Vertical vs Horizontal	Arriba vs Abajo	Izquierda vs Abajo
$F_{Y_{vmax}}$	0.1445	0.079	0.507	0.0204
$F_{Y_{hmax}}$	0.0131	0.8706	0.003	1.0787
$F_{Y_{vmin}}$	0.2377	0.1469	0.3975	0.0038
$F_{Y_{hmin}}$	0.0282	0.8184	0.0046	0.755
F_{S_v}	0.2145	0.338	0.0142	0.0015
F_{S_h}	0.0169	2.3463	0.0125	0.0147
$F_{S_v^2}$	0.0021	0.053	0.0039	0.0001
$F_{S_h^2}$	0.0001	0.5185	0.0022	0.0074
F_{T_v}	0.576	0.0103	2.64	0.623
F_{T_h}	0.027	0.5819	0.9698	9.9204
Umbral propuesto	0.126	425	0.239	0.31

Las características resaltadas se utilizaron para armar los vectores de características para cada uno de los cuatro casos:

- Vector de características caso 1:

$$\mathbf{CMOB}_f = [Y_{vmax}, Y_{vmin}, S_v, T_v] \quad 3.21$$

- Vector de características caso 2:

$$\mathbf{CVH}_f = [Y_{hmax}, Y_{hmin}, S_h, S_h^2, T_h] \quad 3.22$$

- Vector de características caso 3:

$$\mathbf{CArAb}_f = [Y_{vmax}, Y_{vmin}, T_v, T_h] \quad 3.23$$

- Vector de características caso 4:

$$\mathbf{CIzDe}_f = [Y_{hmax}, Y_{hmin}, T_v, T_h] \quad 3.24$$

Con la obtención de los vectores de características por el análisis experimental y por el método de Fisher concluye la sección 3.1 de extracción de características, la comparación de estos vectores característicos se presenta en la sección 3.3 que abarca el desarrollo del clasificador de artefactos. Mientras que en la sección 3.2 describe el uso de la transformada Wavelet y el uso de máquinas de estados para el desarrollo de un algoritmo de detección de artefactos de interés en señales EEG.

3.2 Algoritmo de detección de artefactos de interés en señales EEG

Uno de los objetivos de diseñar un sistema ICC capaz de operar con artefactos de movimientos oculares y parpadeos dobles, es diseñar un algoritmo que detecte los momentos en que ocurren artefactos en las señales EEG. Además, el algoritmo debe ser robusto, es decir, el proceso de detección debe ser de bajo costo computacional manteniendo un correcto desempeño, con el fin de que pueda ser implementado en un sistema en línea y/o tiempo real.

Con el análisis del estado del arte presentado en la sección 1.4.3, se señala que la transformada Wavelet se utiliza en distintas aplicaciones para la detección de anomalías y/o distorsiones en señales, debido a que presenta la ventaja de generar información de localización de discontinuidades o cambios abruptos en la señal [49]. Además, trabajos como [13] [25] [26] [31] [32] [33] han utilizado la transformada Wavelet para la detección de artefactos en señales EEG. Por lo que, en esta tesis, el uso de la transformada Wavelet puede proporcionar la información para la detección de artefactos de interés. A continuación, se explica la metodología seguida para el diseño del algoritmo de detección basado en la transformada Wavelet y máquinas de estados.

3.2.1 Procesamiento de bloques y transformada Wavelet

El primer paso para el diseño del algoritmo fue fijar el tamaño de la ventana para analizar las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$. Considerando los trabajos [13] [25] [26] que reportan usar ventanas que contienen información de medio segundo de la señal, se optó por tener una ventana de 125 muestras, equivalente a 0.5 segundos de la señal y actualizar con 25 muestras cada 0.1 segundos. Esto con el fin de tener una respuesta constante sin tener un retardo que en un futuro complique la interacción entre el usuario y la interfaz.

En la figura 3.6 se muestra el esquema del funcionamiento del análisis de las ventanas, donde se tiene un procesamiento de bloques, donde cada bloque tiene 125 muestras, 100 muestras anteriores y 25 actuales, buscando dar una respuesta cada 0.1 segundos.

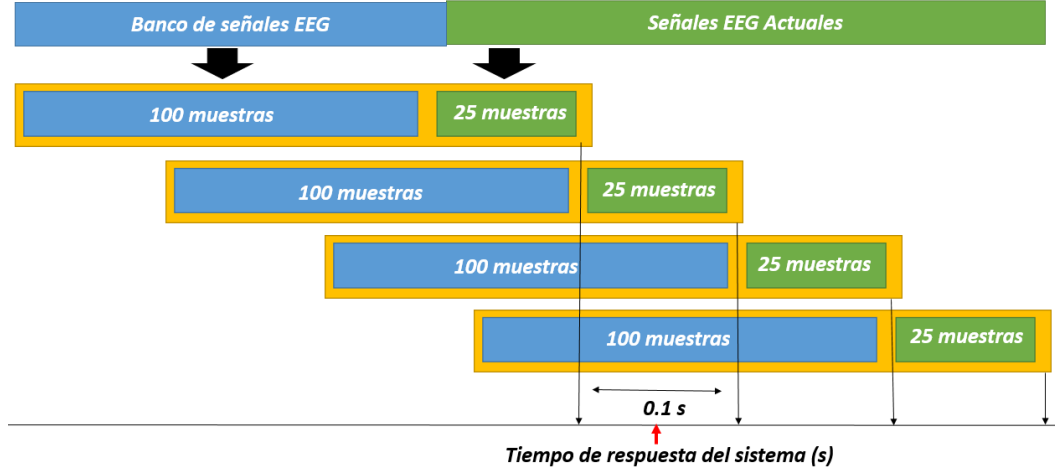


Figura 3.6 Esquema del procesamiento de bloques planteado con respuesta cada 0.1 segundos.

Con este esquema se plantean las ecuaciones 3.25 y 3.26, donde se tiene un vector $\mathbf{Y}_v$ y $\mathbf{Y}_h$ que se actualiza cada 25 muestras con las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$.

$$\mathbf{Y}_v = Y_v(n, n+124) \quad n = \{0, 24, 48, 72, \dots\} \quad 3.25$$

$$\mathbf{Y}_h = Y_h(n, n+124) \quad n = \{0, 24, 48, 72, \dots\} \quad 3.26$$

Definido el tamaño de la ventana, el siguiente paso es seleccionar el tipo de onduleta para la transformada Wavelet. En la literatura se encontró que varios trabajos han utilizado distintas onduletas, desde el uso de la onduleta Haar para detectar artefactos de movimientos oculares en señales EOG. Hasta el uso de la onduleta Bior 4.4 para la detección de parpadeos en señales EEG. Sin embargo, distintas onduletas pueden presentar la misma información de los artefactos en distintos niveles según la banda de frecuencia [32] [41]. Con lo anterior se puede concluir que no hay una onduleta ideal para la detección de los artefactos de interés y que distintas onduletas pueden presentar información importante, pero en distintos niveles.

Para este trabajo se decidió probar las onduletas *Daubechies 2 (db2)* y *Symlets 2 (sym2)* (ver figura 3.7) debido a su similitud con los patrones generados por los artefactos relacionados a movimientos oculares y parpadeos obtenidos en este trabajo. En el caso de la

onduleta *db2* es similar al patrón generado en $Y_v(n)$ por los artefactos de mirada arriba y parpadeos voluntarios, mientras que en $Y_h(n)$ el patrón es similar a cuando se presenta un artefacto de mirada a la izquierda. En el caso de la onduleta *sym2*, esta es similar en los patrones generados en las señales cuando ocurre un artefacto de mirada abajo y/o mirada a la derecha.

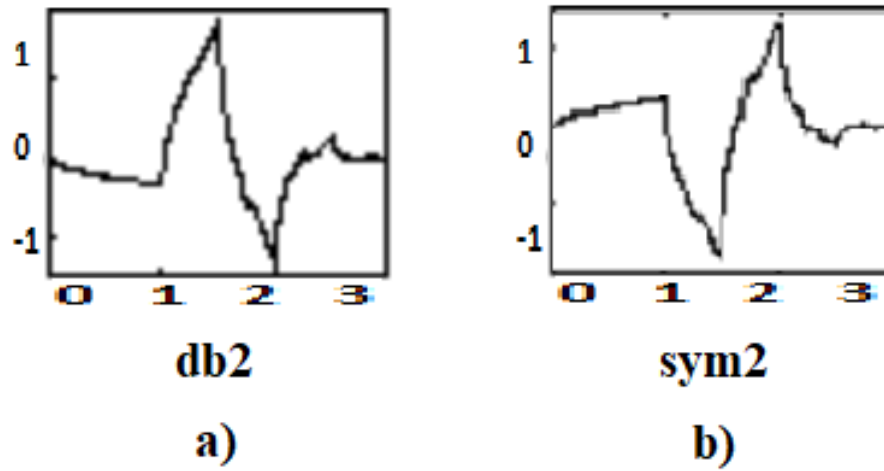


Figura 3.7 Funciones de onduleta, a) onduleta Daubechies 2 (db2), b) onduleta Symlets 2 (sym2) [50]

No obstante, ambas onduletas son un espejo la una de la otra, por lo tanto, si se realiza la transformada Wavelet discreta (DWT por sus siglas en inglés) con las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$, y se obtienen solo los valores absolutos de los coeficientes, se obtienen los mismos valores para ambos casos, por consiguiente, se puede utilizar solo una onduleta para los artefactos de interés. Para confirmar esto, se plantea lo siguiente: se realiza la DWT de las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ que se encuentran en los vectores $\mathbf{Y}_v$ y $\mathbf{Y}_h$, utilizando las ecuaciones 3.27 y 3.28, donde $\varphi_{j,k}(n)$ es la función de escalamiento y $\psi_{j,k}(n)$ es la función de onduleta.

$$W_{\varphi v}(j_0, k) = \frac{1}{\sqrt{125}} \sum_n \mathbf{Y}_v \varphi_{j_0, k}(n) \quad 3.27$$

$$W_{\psi v}(j, k) = \frac{1}{\sqrt{125}} \sum_n \mathbf{Y}_v \psi_{j, k}(n)$$

$$W_{\varphi h}(j_0, k) = \frac{1}{\sqrt{125}} \sum_n \mathbf{Y}_h \varphi_{j_0, k}(n) \quad 3.28$$

$$W_{\psi h}(j, k) = \frac{1}{\sqrt{125}} \sum_n \mathbf{Y}_h \psi_{j, k}(n)$$

Donde el nivel máximo de descomposición es seis para este trabajo, debido a que se utilizan 125 muestras de las señales y que Matlab calcula el número de coeficientes por nivel $N_{C_{lvl}}$, basado en la ecuación 3.29:

$$N_{C_{lvl}} \approx \left(\frac{N-1}{2^{lvl}} \right) + 2, \quad lvl = 1, 2, 3, 4, 5, 6 \quad 3.29$$

Donde el número de coeficientes $N_{C_{lvl}}$ se encuentra redondeado hacia el número superior más próximo, N es el número de elementos que contiene la ventana y lvl son los niveles de descomposición para la transformada Wavelet.

Debido a que el máximo nivel de descomposición es 6, los coeficientes de detalles por cada nivel presentarían información en distintas bandas de frecuencia, como se plantea en la figura 3.8.

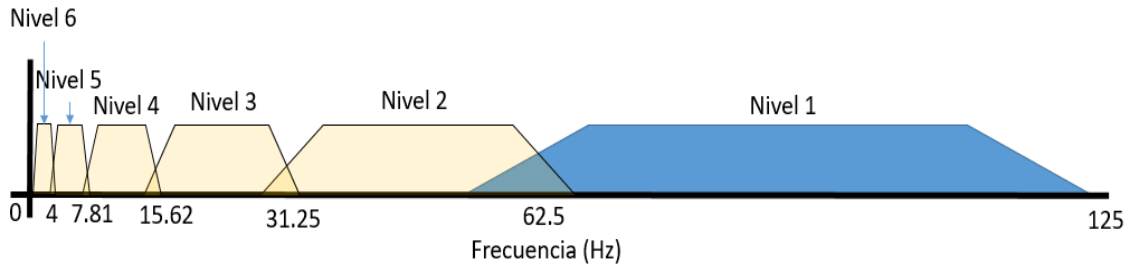


Figura 3.8 Ejemplo de ancho de banda en cada nivel de descomposición.

En la figura 3.9 se presenta un ejemplo del resultado de aplicar la DWT utilizando las onduletas *db2* y *sym2* sobre los vectores $\mathbf{Y}_v$ y $\mathbf{Y}_h$, obteniendo los coeficientes de detalles absolutos y generando imágenes de color con la información de los coeficientes para facilitar su interpretación. Donde los colores cercanos al café representan valores de coeficientes altos y mientras el valor de los coeficientes sea base se tiende a un color azul.

En la figura 3.9, las imágenes generadas por los coeficientes tanto por el canal vertical como el canal horizontal generan una imagen igual tanto si se utiliza la onduleta *sym2* o la onduleta *db2*.

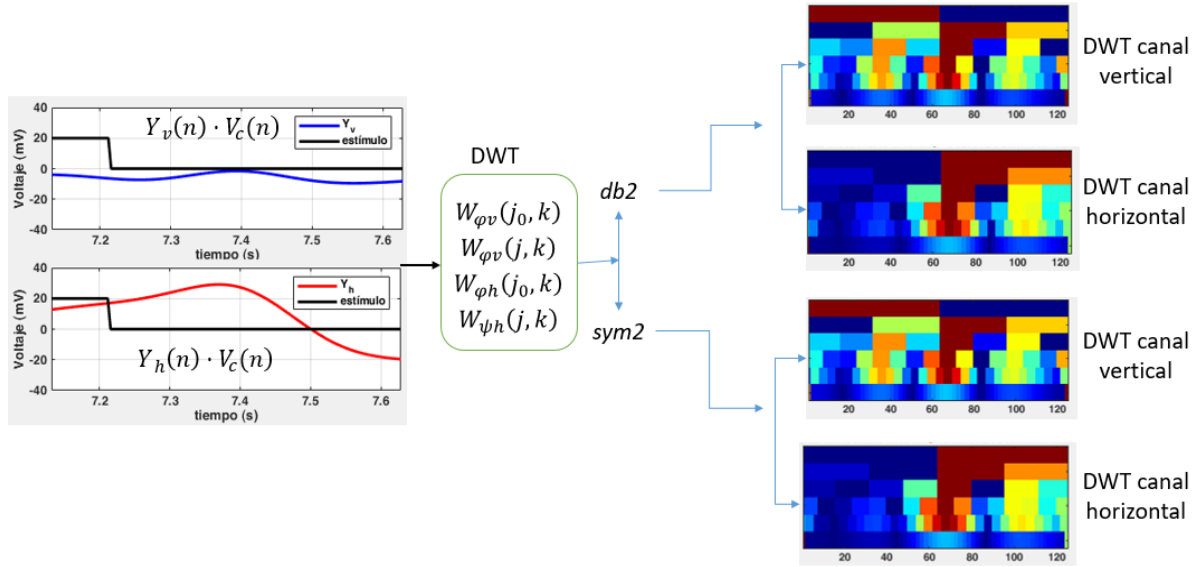


Figura 3.9 Ejemplo de comparativa de DWT con las onduletas db2 y sym2.

Comprobado que ambas onduletas obtienen los mismos valores de coeficientes de detalle absolutos, se decidió seguir trabajando solo con la onduleta *db2*.

Una vez definido el tamaño de la ventana como la onduleta a utilizar, el siguiente paso es realizar una prueba que evalúe los valores de los coeficientes de detalle en presencia y no presencia de artefactos, con el fin de determinar el esquema del algoritmo.

3.2.2 Comparativa de coeficientes de Wavelet en presencia y no presencia de artefactos

Para hacer la prueba de los coeficientes de detalles en señales EEG de cuando ocurre un artefacto y cuando no, se planteó el siguiente experimento:

1. Se realiza la DWT con las señales de los vectores $\mathbf{Y}_v$ y $\mathbf{Y}_h$, utilizando la función *wavedec()* de Matlab, donde los vectores $\mathbf{Y}_v$ y $\mathbf{Y}_h$ tienen información de las señales EEG antes de que se presente un estímulo de artefacto.
2. Se obtienen los coeficientes de detalle mediante la función *detcoef()* en cada uno de los niveles.

$$\begin{aligned} \mathbf{CD}_{vlvl} &= [CD_{vlvl_1}, \dots, CD_{vlvl_Nc_{vl}}] \\ \mathbf{CD}_{hlvl} &= [CD_{hlvl_1}, \dots, CD_{hlvl_Nc_{vl}}] \end{aligned} \quad 3.30$$

3. Se obtiene el valor absoluto de los coeficientes y se busca el valor máximo de los coeficientes para cada nivel.
4. Se repiten los pasos 1, 2 y 3 actualizando la información de los vectores $\mathbf{Y}_v$ y $\mathbf{Y}_h$ con el fin de obtener los valores máximos de los coeficientes en presencia y no presencia de artefactos.

En la figura 3.10 a) se presenta un ejemplo de 4 segundos de las señales $Y_v(n)$, $Y_h(n)$ y la señal de estímulos. En la señal de la figura se presentan dos artefactos, un artefacto de mirada a la derecha y uno de mirada a la izquierda. Antes y después de cada artefacto el sujeto tiene su mirada fija, por lo tanto, se espera que, en esos momentos los coeficientes tengan valores distintos a cuando ocurre un artefacto.

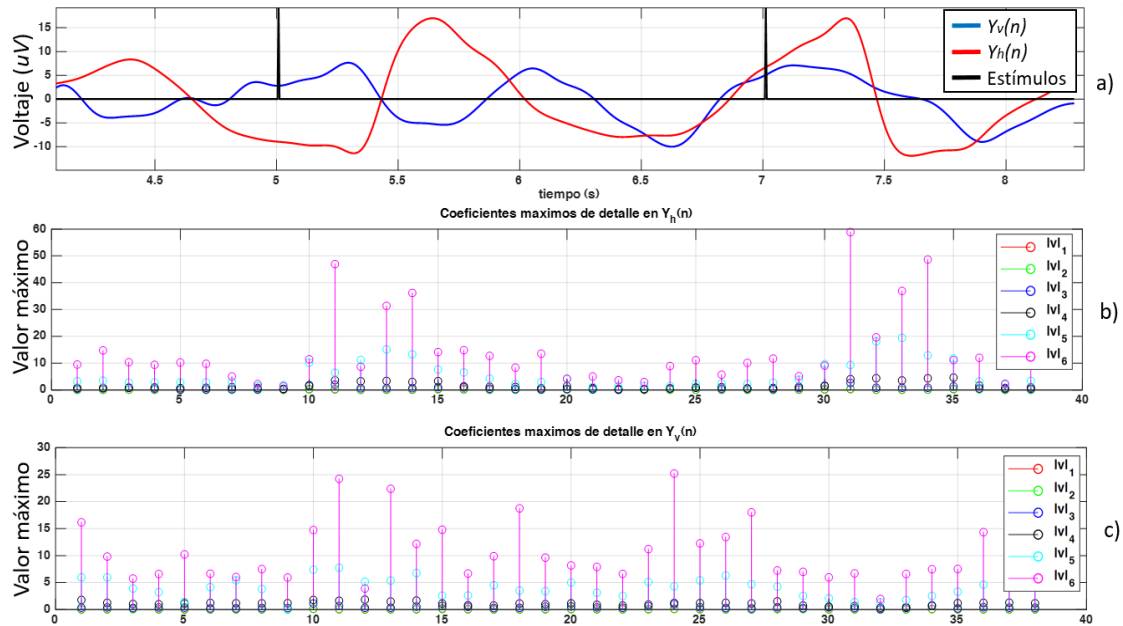


Figura 3.10 Ejemplo de valores de coeficientes en presencia de artefactos de movimientos oculares en dirección horizontal, a) señales $Y_v(n)$, $Y_h(n)$, indicador de estímulos, b) valores máximos de coeficientes de detalles obtenidos en $Y_h(n)$, c) valores máximos de coeficientes de detalles obtenidos en $Y_v(n)$.

En la figura 3.10 b) se presentan los valores máximos de los coeficientes de detalle obtenidos por la señal $Y_h(n)$ en el vector $\mathbf{Y}_h$, donde se puede observar que mientras el sujeto tiene la mirada fija en un elemento, los coeficientes mantienen valores similares, pero cuando se presenta un artefacto, los valores máximos de los coeficientes en los niveles 5 y 6 presentan amplitudes muy distintivas. Esto se debe a que los coeficientes de los niveles 5 y 6 se relacionan con la información de las señales EEG de las bandas de frecuencia de 2 a 4 Hz y

de 4 a 8 Hz, por lo que se esperaba este comportamiento. En la figura 3.10 c) se muestran los valores máximos de los coeficientes de detalles obtenidos de la señal $Y_v(n)$ en el vector $\mathbf{Y}_v$. Debido a que los artefactos presentados en este ejemplo son artefactos de movimientos oculares en dirección horizontal, no se presentan cambios distintivos en los valores de los coeficientes en presencia o no de los artefactos. Sin embargo, en la figura 3.11 a) si se presentan artefactos de mirada arriba, mirada abajo y parpadeo doble. Donde como primera observación se tiene que los coeficientes del canal vertical como del canal horizontal tienen valores distintivos en presencia de parpadeos, pero en presencia de artefactos de mirada arriba y mirada abajo, los coeficientes en el canal horizontal como se observa en la figura 3.11 b) no generan cambios considerables en los valores de los coeficientes. Pero, en la figura 3.12 c) se observa que cuando ocurren estos artefactos de dirección vertical, los valores son mucho mayores a cuando el sujeto tiene la mirada fija.

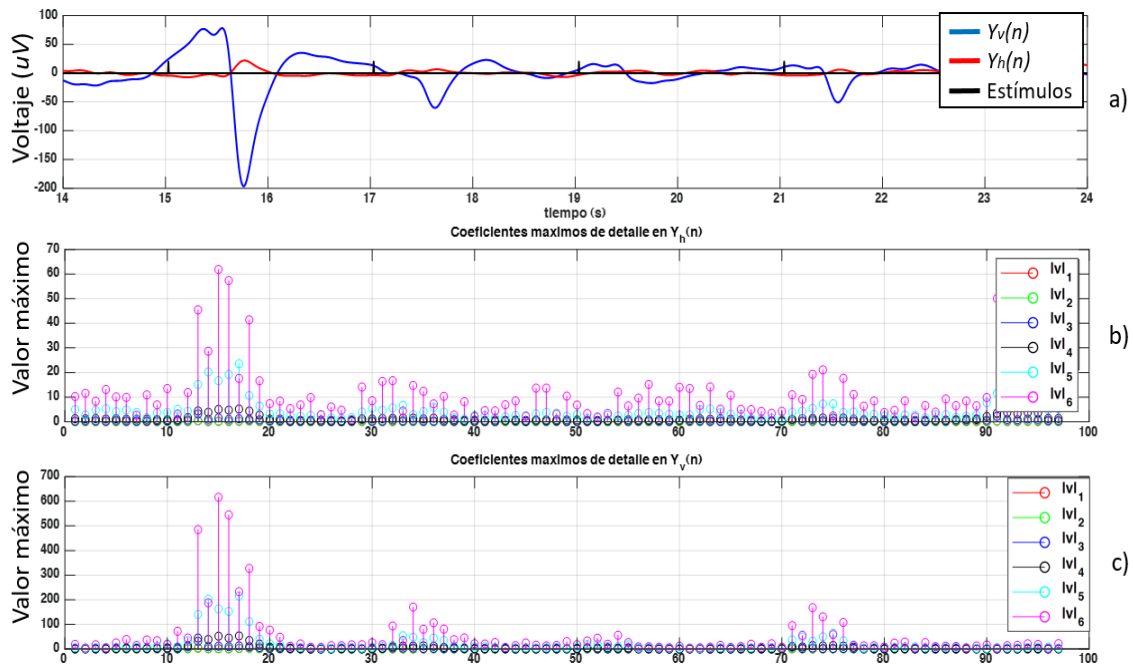


Figura 3.11 Ejemplo de valores de coeficientes en presencia de artefactos de interes, a) señales $Y_v(n)$, $Y_h(n)$, indicador de estímulos, b) valores máximos de coeficientes de detalles obtenidos en $Y_h(n)$, c) valores máximos de coeficientes de detalles obtenidos en $Y_v(n)$

Este comportamiento de los coeficientes se observó con el análisis de señales EEG de distintos sujetos y se decidió plantear un método para encontrar un umbral que permita definir la presencia o no de posibles artefactos en las señales EEG.

3.2.3 Algoritmo de calibración

Con el experimento anterior se observó una clara diferencia en los valores absolutos máximos de los coeficientes de detalle en la banda 5 y 6 cuando hay un artefacto en las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$. Además, también se observó que estos valores varían entre los distintos sujetos de prueba, por esta razón, se decidió plantear un algoritmo de calibración que proporcione un umbral que permita indicar la presencia de un posible artefacto en las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$. Sin embargo, se consideró utilizar solo los coeficientes del nivel 6 debido a que es donde se presenta la mayor diferencia en presencia o no de artefactos.

Para el algoritmo de calibración se planteó utilizar la información de los artefactos de una de las pruebas de secuencias de estímulos aleatorios, seleccionando la que contenía la mayor cantidad de artefactos correctos con base en la inspección visual.

Los pasos del algoritmo de calibración son los siguientes:

1. Se aplica la DWT a los vectores $\mathbf{Y}_v$ e $\mathbf{Y}_h$ que contienen información de las señales EEG en presencia de artefacto para obtener los coeficientes de detalle del nivel 6.

$$\mathbf{CD}_{v6} = \begin{bmatrix} CD_{v6_1} \\ CD_{v6_2} \end{bmatrix} \quad 3.31$$

$$\mathbf{CD}_{h6} = \begin{bmatrix} CD_{h6_1} \\ CD_{h6_2} \end{bmatrix} \quad 3.32$$

2. Se obtienen los valores máximos de los coeficientes y se guardan en un arreglo.

$$\begin{aligned} \mathbf{MxCD}_{v6} &= \text{Max}(|\mathbf{CD}_{v6}|) \\ \mathbf{MxCD}_{h6} &= \text{Max}(|\mathbf{CD}_{h6}|) \end{aligned} \quad 3.33$$

3. Se repite el paso 1 y 2, tres veces más, actualizando los vectores $\mathbf{Y}_v$ e $\mathbf{Y}_h$.
4. Analizados todos los artefactos de movimiento ocular de la prueba, se obtiene el valor promedio de $\mathbf{MxCD}_{v6}$ y $\mathbf{MxCD}_{h6}$, que se plantea como umbral (ecuación 3.34 y 3.35).

$$Th_{v6} = \overline{\mathbf{MxCD}_{v6}} \quad 3.34$$

$$Th_{h6} = \overline{\mathbf{MxCD}_{h6}} \quad 3.35$$

En el paso 1 se decidió solo utilizar las señales EEG de los artefactos referentes a movimientos oculares, debido a que los artefactos de parpadeo doble generan valores de coeficientes sumamente grandes, por lo que siempre sobrepasaran el umbral propuesto.

La razón del paso 3 de repetir tres veces más el proceso, se debe a que inicialmente se decidió tomar únicamente del primer máximo obtenido en presencia de un artefacto, pero, después de observar que los siguientes valores máximos que se obtienen tras actualizar el intervalo, no eran constantes, se decidió tomar los siguientes máximos y crear los vectores $\mathbf{MxCD}_{v6}$ y $\mathbf{MxCD}_{h6}$.

Tras aplicar el algoritmo de calibración con los artefactos de cada sujeto de la base de datos, se obtuvieron los siguientes umbrales presentados en tabla 3.6.

Tabla 3.6 Umbrales obtenidos por el algoritmo de calibración para cada sujeto de prueba

Sujeto	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Th _{v6}	37.905	38.945	64.42	33.57	38.185	29.66	41.33	30.41	41.76	71.015	30.655	48.8	43.01	47.925
Th _{h6}	38.905	20.265	47.04	25.465	29.345	21.385	25.08	17.345	29.02	32.28	27.88	33.275	37.89	29.255

3.2.4 Algoritmo de detección

Tomando como referencia el algoritmo propuesto para detección y reconocimiento en [29], la detección de los artefactos se planteó con un algoritmo basado en una máquina de estados finitos. Donde las transiciones entre los estados están dadas por la siguiente secuencia de operaciones:

1. Se crean los vectores $\mathbf{Y}_v$ e $\mathbf{Y}_h$.
2. Se aplica la DWT a los vectores $\mathbf{Y}_v$ e $\mathbf{Y}_h$.
3. Se obtienen los coeficientes de detalle del nivel 6.
4. Se compara los valores de $\mathbf{CD}_{v6}$ y $\mathbf{CD}_{h6}$ contra los umbrales propuestos dependiendo del sujeto.
5. Si alguno de los coeficientes supera el umbral, se obtiene un valor de 1 para las transiciones, caso contrario se tiene un 0.

$$F_{vmach} = \begin{cases} 1 & \text{si } CD_{v6-1} \vee CD_{v6-2} \geq Th_{v6} \\ 0 & \text{si otros} \end{cases} \quad 3.36$$

$$F_{hmach} = \begin{cases} 1 & \text{si } CD_{h6-1} \vee CD_{h6-2} \geq Th_{h6} \\ 0 & \text{si otros} \end{cases} \quad 3.37$$

Inicialmente el algoritmo se planteó con tres estados básicos, como se observa en la figura 3.12, donde cada estado realiza una tarea en específico.

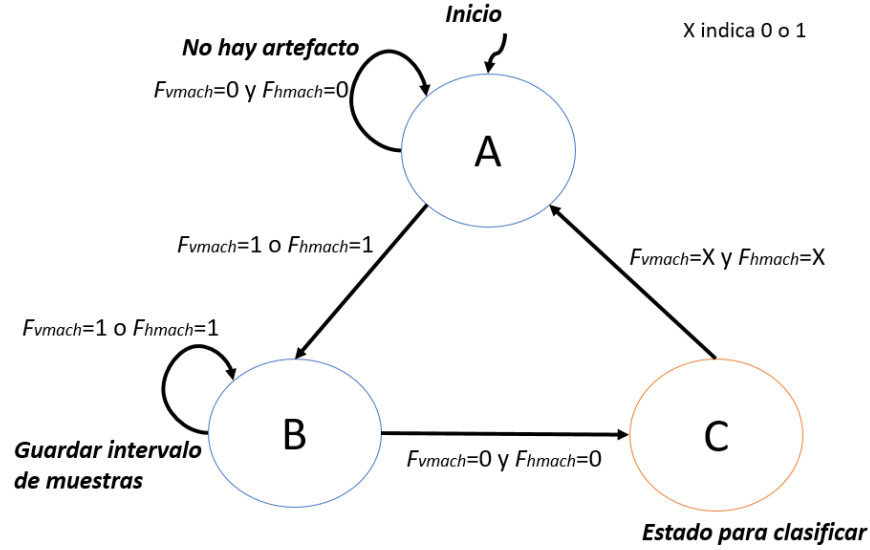


Figura 3.12 Esquema basico para detección de artefactos

El estado **A** se encarga de revisar si en los vectores $\mathbf{Y}_v$ e $\mathbf{Y}_h$ no se encuentre ningún artefacto, es decir, se mantendrá en este estado mientras que las variables de transición F_{vmach} y F_{hmach} tengan un valor de 0. En caso de obtener un valor de 1 en alguna de las dos variables, se procede al estado **B** y se guarda la información de los vectores en el vector **Inter**.

$$\mathbf{Inter}(2 \times N') = \begin{cases} \begin{matrix} \mathbf{Y}_v \\ \mathbf{Y}_h \end{matrix} & \text{si } F_{vmach} = 1 \text{ o } F_{hmach} = 1 \\ 0 & \text{si otros} \end{cases} \quad 3.38$$

Donde N' es la longitud del vector **Inter**, el cual seguirá incrementando y guardando la información de las señales, mientras que en el estado **B** alguna de las variables de transición tenga un valor de 1.

$$\mathbf{Inter} = \mathbf{Inter} \& \begin{matrix} Y_v(n+100:n+125) \\ Y_h(n+100:n+125) \end{matrix} \quad 3.39$$

Una vez que en el estado **B** se obtiene un 0 en las variables de transiciones, se procede al estado **C**, el cual debería de servir para hacer el reconocimiento del posible artefacto guardado en **Inter**. Sin embargo, para este punto del trabajo, el estado **C** funciona solo como un retardo de tiempo, en el cual, sin importar el valor de las variables de transición ($F_{vmach}=X$ y $F_{hmach}=X$), se regresa al estado **A**.

Realizando pruebas con el esquema de tres estados se encontró un problema que se repitió en reiteradas ocasiones. El problema ocurre cuando en presencia de un artefacto, los valores máximos de los coeficientes $MxCD_{v6}$ y $MxCD_{h6}$ no superan el umbral, ocasionando que el algoritmo pase del estado **B** al estado **C** aun cuando el artefacto está presente. Esto ocasiona que un artefacto sea dividido y detectado como dos artefactos distintos y cortados, indicando que se pierde información relevante. En la figura 3.13 se presenta un ejemplo de este problema, donde en la figura 3.13 b) se observa que hay un momento después de pasar al estado **B**, que los coeficientes máximos no superan el umbral y el algoritmo procede al estado **C**, después a **A** y posteriormente regresa a **B**.

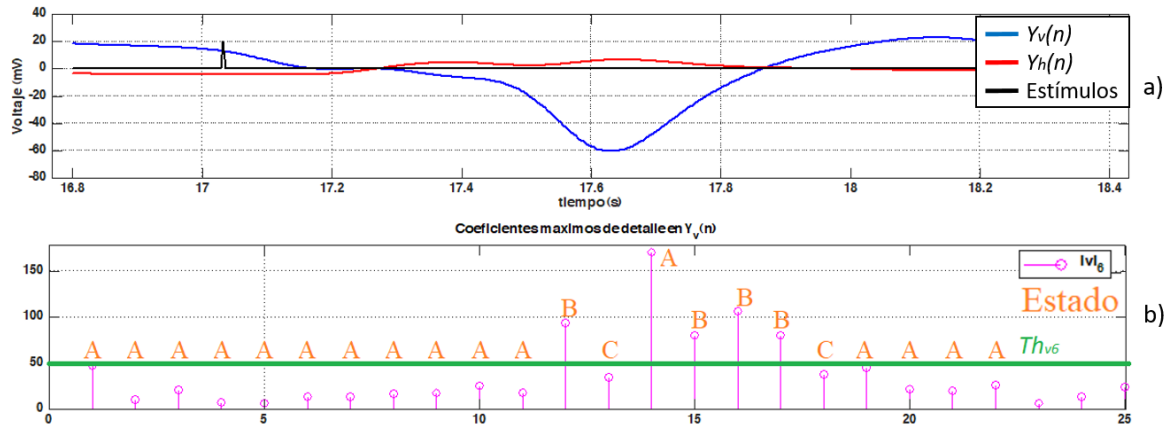


Figura 3.13 Problema del algoritmo de detección con tres estados, a) fragmento de las señales $Y_v(n)$, $Y_h(n)$ con un artefacto en el centro de la imagen, c) valores máximos de coeficientes de detalles obtenidos en $Y_v(n)$, umbral Th_{v6} y estados del algoritmo.

Las soluciones que se plantearon para resolver este problema fue agregar más estados al algoritmo y la medición de una segunda variable, en este caso, se optó por medir la potencia media de las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ (ecuaciones 3.40 y 3.41), para minimizar los problemas en la detección de los artefactos en las señales.

$$P_v = \frac{1}{125} \sum_{n=0}^{124} |Y_v(n)|^2 \quad 3.40$$

$$P_h = \frac{1}{125} \sum_{n=0}^{124} |Y_h(n)|^2 \quad 3.41$$

Después de un periodo de prueba y experimentación, para definir el número de estados y donde utilizar el valor de potencia, se obtuvo la siguiente máquina de estados finitos que se muestra en la figura 3.14.

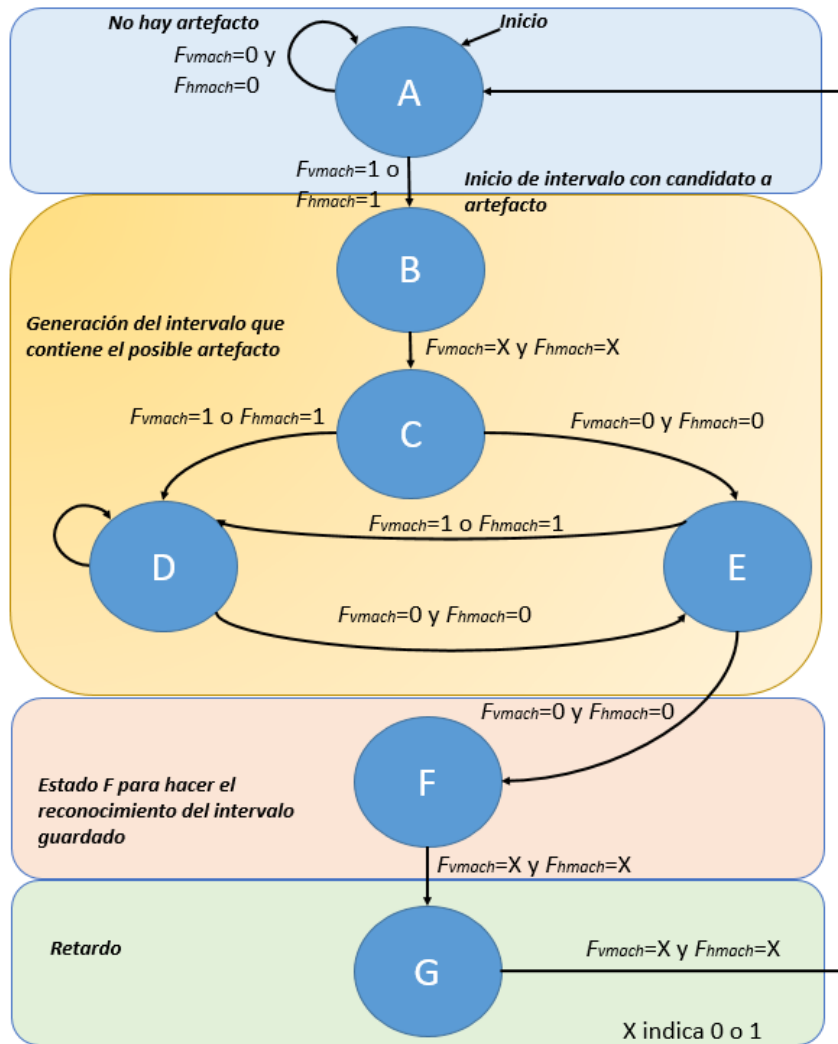


Figura 3.14 Máquina de estados finitos para algoritmo de detección de artefactos en señales EEG.

Donde el estado A realiza la misma función que realizaba anteriormente, mientras las variables de transición F_{vmach} y F_{hmach} sean igual a 0, indica la no presencia de artefactos, una

vez que alguna de las variables de transición tenga un valor de 1, se pasa al estado **B** y se guardan los vectores $\mathbf{Y}_v$ e $\mathbf{Y}_h$ en **Inter**. El estado **B** solo tiene la función de guardar las siguientes 25 muestras y pasar al estado **C** sin importar el valor de las variables de transición. En el estado **C** se evalúan las variables de transición, si alguna de las variables tiene un valor de 1, se procede al estado **D** donde se evalúan las siguientes reglas, mismas que se muestran en el esquema de la figura 3.15:

1. Se calculan P_v y P_h .
2. Se comparan contra un valor de umbral obtenido de manera experimental.
3. Si P_v y P_h pasan el umbral se mantiene en el estado **D**.
4. Caso contrario se procede a evaluar el valor de las variables de transición. Si ambas variables son 0, se pasa al estado **E**. Si alguna variable de transición tiene un valor de 1 se mantiene en el estado **D**.

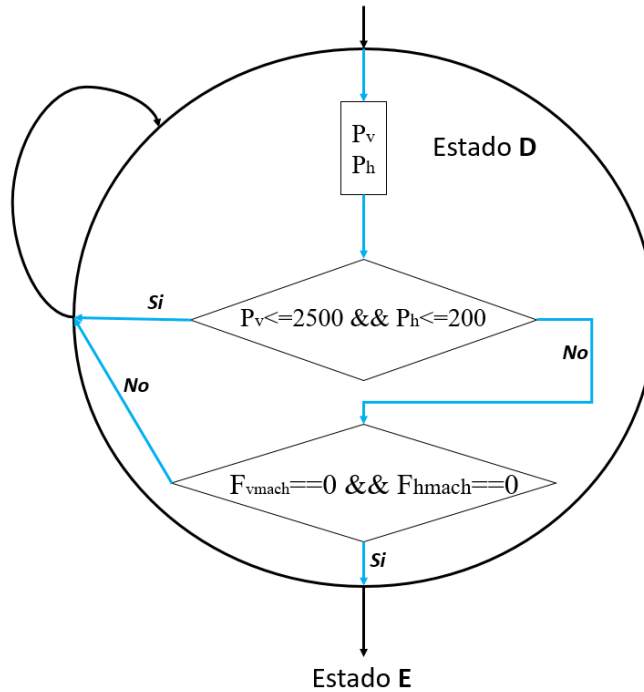


Figura 3.15 Algoritmo del estado **D**.

La idea general del estado **D**, es que mientras que en la ventana se encuentre un artefacto, se guarde la información de este y una vez que en no se encuentre el artefacto, la potencia de la señal como las variables de transición harán el cambio al estado **E**. Sin embargo, en caso de que se pase al estado **E** y aun se encuentre el artefacto y alguna de las variables de

transición sea igual a 1, se devuelve al estado **D** para continuar guardando muestras del artefacto. Si en el estado **E**, ninguna de las variables de transición es igual a 1, se concluye la generación del intervalo **Inter** (ecuación 3.39) y se procede al estado **F**, el cual posteriormente se encargará de hacer el reconocimiento del tipo de artefacto.

Al pasar al estado **F**, el intervalo **Inter** concluye de la siguiente manera:

$$\mathbf{Inter} = \begin{cases} Y_v(ni : ni + N') \\ Y_h(ni : ni + N') \end{cases} \quad 3.42$$

Donde ni hace referencia a la muestra n donde ocurrió la transición del estado **A** al estado **B**, mientras que N' indica el número de muestras almacenadas hasta donde se pasa del estado **E** al estado **F**.

Del estado **F** al estado **G** no importa el valor de las variables de transición y el estado **G** se realizó para hacer un retardo. En este punto del algoritmo, solo es un retardo de 0.1 segundo, es decir, una actualización de 25 muestras. Posteriormente, este retardo puede ser removido o bien ser de un tiempo mayor, según sea necesario.

3.2.5 Prueba, resultados y problemas del algoritmo de detección

Una vez planteado el algoritmo de detección de artefactos, se procedió a hacer la evaluación del algoritmo. Para esto, utilizando los 41 conjuntos de archivos de pruebas de secuencias de estímulos aleatorios de los 14 sujetos que conforman la base de datos.

Para evaluar el algoritmo de detección, se creó un script en Matlab el cual carga, filtra y obtiene las señales resaltantes $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$. Posteriormente, crea los vectores $\mathbf{Y}_v$ e $\mathbf{Y}_h$, ubicados a 1000 muestras del inicio de la toma de muestras debido a que en esa muestra inician las secuencias de estímulos de artefactos. Después, comienza a funcionar el algoritmo de detección y se actualizan los vectores $\mathbf{Y}_v$ y $\mathbf{Y}_h$ con 25 muestras nuevas en cada iteración. Cada vez que el algoritmo detecta un candidato a artefacto, genera una imagen del posible artefacto y además guarda la información del tiempo de inicio y fin del artefacto.

Con la información de tiempo y las imágenes, es posible comparar contra los targets que se tienen de la base de datos, debido a como se mencionó en la sección 3.1.1, cuando se realiza un estímulo, el patrón representativo del artefacto aparece 0.34 segundos después del

estímulo. Por lo tanto, si se compara el valor de tiempo del target contra el tiempo del artefacto detectado por el algoritmo, se puede inferir si se trata o no del artefacto de interés. Además, se sabe que un artefacto referente a movimiento ocular dura en promedio 0.6 segundos y uno de doble parpadeo, es cercano al segundo y medio. Por lo que este tiempo, aporta información de si el artefacto detectado es correcto, ha sido cortado o se tiene un problema por la creación de un intervalo sumamente grande, es decir, el tamaño del vector **Inter** es mucho más grande de lo esperado y puede contener la información de dos o más artefactos.

A continuación, se presenta la tabla 3.7 con la información de las matrices de confusión obtenidas por la evaluación del algoritmo de detección. Se debe mencionar que los verdaderos negativos (VN) no fueron evaluados, debido a que no se tienen targets de cuando la persona tenía la mirada fija en un elemento de la interfaz y que en la etapa de inspección visual no se guardó la información de esto.

Tabla 3.7 Información de los desempeños obtenidos por el algoritmo de detección

Sujeto	Detectados			Desempeños (%)		
	VP	FP	FN	Exactitud VP/(VP+FP+FN)	Precisión VP/(VP+FP)	Sensibilidad VP/(VP+FN)
1	136	14	46	69%	91%	75%
2	107	43	33	58%	71%	76%
3	118	32	19	70%	79%	86%
4	133	17	35	72%	89%	79%
5	137	13	53	67%	91%	72%
6	127	23	21	74%	86%	86%
7	135	15	22	78%	90%	86%
8	130	20	21	76%	87%	86%
9	138	12	21	81%	92%	87%
10	99	51	17	59%	66%	85%
11	131	19	23	76%	87%	85%
12*	65	35	19	55%	65%	77%
13	146	4	14	89%	97%	91%
14	148	2	10	93%	99%	94%
Promedio				73%	85%	83%

En la tabla 3.7 se puede observar que la exactitud promedio es de 73%, pero de manera individual, los dos mejores desempeños son de con 89% y 93%. Mientras que tres casos se consideran críticos, con desempeños por debajo del 60%. Los desempeños en general pueden considerarse como bajos, pero hay varios factores humanos y no humanos que no se consideraron con anterioridad que afectan los desempeños obtenidos por el algoritmo en esta

primera evaluación. Para detectar los factores humanos y no humanos que afectaron al algoritmo de detección, se revisaron los casos de los falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN), así como su información de tiempos de inicio, fin y las imágenes generadas de cada posible artefacto, con el fin de identificar los posibles problemas mostrados en la tabla 3.8 y la cantidad de ocurrencia de cada problema. Los problemas presentados en la tabla 3.8 son: la detección de parpadeos involuntarios, detección de ruido, generación de intervalos sumamente grandes que contienen dos o más artefactos de interés. También se presentan artefactos cortados, artefactos no detectados catalogados como no visibles, casos donde se tenía un target de artefacto, pero el sujeto no realizó el artefacto, o casos de artefactos ignorados debido a sus amplitudes no generaron que se activara el algoritmo de detección.

Tabla 3.8 Tipos de problemas encontrados

Sujeto	Tipo de problema					
	Parpadeo involuntario	Cortar artefacto (antes o después)	Artefacto no visible	Artefacto ignorado	Detección de ruido	Intervalo grande
1	19	2	1	1	28	15
2	4	9	1	1	28	40
3	14	4	2	12	10	16
4	5	5	3	2	26	12
5	19	8	3	4	42	4
6	0	5	0	0	29	14
7	0	3	1	18	28	2
8	6	2	6	1	16	9
9	1	5	4	10	19	1
10	9	2	13	25	7	11
11	13	3	0	6	17	10
12	11	0	4	23	4	14
13	7	0	0	4	7	0
14*	3	2	1	1	4	0
total	111	50	39	108	265	148

Con los datos de la cantidad de ocurrencia de cada problema de la tabla 3.8, se procedió a analizar las señales EEG y la información que se tiene de los sujetos que presentaron varias repeticiones de uno o varios problemas. Con el fin de dar una explicación del porqué ocurrieron esos problemas y plantear las posibles soluciones que ayuden a mejorar el algoritmo de detección para su posterior aplicación en línea.

En la tabla 3.9 se presenta de manera resumida los tipos de problemas, orígenes, causa, posibles soluciones y modificaciones al algoritmo de detección.

DESARROLLO DE ALGORITMOS DE DETECCIÓN Y RECONOCIMIENTO DE ARTEFACTOS DE INTERÉS

Tabla 3.9 Orígenes, causas y posibles soluciones al algoritmo de detección

Problema	Orígenes del problema	Causado por	Posible solución	Modificación al algoritmo
Intervalos Grandes	Fruncir el ceño al momento de parpadear	Posible pobre de explicación por parte de la persona a cargo de entrenar o bien el sujeto no comprendió correctamente como ejecutar los artefactos	Mejorar en la explicación del uso del sistema y un mayor tiempo de práctica para el sujeto de prueba	Ninguna
	Movimientos corporales	Al sujeto se le complica mantenerse tranquilo o bien necesita moverse para poder mantenerse relajado	Una vez que el algoritmo detecte inviértalos sumamente grandes y valores atípicos en las señales EEG, dar una retroalimentación al sujeto de pruebas para que vuelva a relajarse	Definir correctamente a partir de cuándo se considera que el intervalo es sumamente grande, para dar una señal de retroalimentación al sujeto de pruebas
	Parpadeos involuntarios de manera continua	Necesidad de hidratar los ojos		
	Parpadeo involuntario	Falta de entrenamiento del sujeto	Mejorar en la explicación del uso del sistema y un mayor tiempo de práctica para el sujeto de prueba	Ninguna
	Varios artefactos en un periodo de tiempo corto	El sujeto ejecuto dos artefactos voluntarios en un periodo de tiempo muy corto, y la respuesta del algoritmo arroja que solo se encontró un artefacto	Mayor tiempo de práctica para el sujeto de pruebas, no obstante, usualmente los dos artefactos son vivibles y por ende se podrían separar	Revisar que el intervalo no sea muy grande, si se encuentra en el rango buscar la manera de separar ambos artefactos
	Interferencia eléctrica	Problema de estática	Una vez que el algoritmo detecte intervalos sumamente grandes y valores atípicos en las señales EEG, dar una retroalimentación al sujeto para indicar el problema	Definir correctamente a partir de cuándo se considera que el intervalo es sumamente grande, para dar una señal de retroalimentación al sujeto de pruebas
Artefacto ignorado	Coeficientes de Wavelet con valores pequeños	Valores en las señales EEG muy por debajo de lo común	Este problema se presentó muy pocas veces	Una posible solución es bajar el valor de los umbrales, pero podría causar más problemas por detección de ruido
Ruido	Cambios abruptos en las señales EEG por periodos cortos de tiempo que no generan intervalos grandes	Distintas fuentes de ruido (movimientos corporales, interferencia, etc)	Mejora en la explicación del uso del sistema y un mayor tiempo de práctica para que el sujeto evite artefactos fisiológicos en la medida de lo posible	Ninguna, algunos artefactos externos al sujeto de prueba se seguirán presentando
Artefacto cortado	Detección de ruido pocas muestras antes del artefacto	Antes de un artefacto voluntario se presentaba un tipo de ruido en las señales EEG que activaba el algoritmo de detección y en el intervalo guardado hay información del ruido y parte del artefacto que se presentaba momentos después.	Mejora en la explicación del uso del sistema y un mayor tiempo de práctica para que el sujeto evite artefactos fisiológicos en la medida de lo posible.	Además de la explicación y entrenamiento, se puede disminuir los umbrales de potencia para guardar la información del artefacto y se infiera en el caso de " varios artefactos en periodos de tiempo cortos " donde se ya se planteó una posible solución

Se debe señalar que en la tabla 3.9 los cuadros en color naranja se señalan problemas relacionados al sujeto de prueba y/o al instructor. Problemas propios del algoritmo se resaltan en color verde y los cuadros en color amarillo señalan problemas relacionados a factores externos como ruido. La mayoría de las posibles soluciones se refieren a que la persona a cargo de los experimentos de una mejor explicación del sistema y resuelva todas las dudas de los futuros sujetos de prueba o usuarios. Además, otras modificaciones son agregar estímulos que señalen cuando ejecutar un artefacto y cuando mantener la mirada fija en un elemento. También un estímulo y tiempo para parpadear y poder hidratar los ojos. En cuanto a las modificaciones al algoritmo, estas se refieren a detectar cuando se crea un intervalo sumamente grande y evaluar si se presentan valores atípicos, para dar una señal de retroalimentación del problema. No obstante, el problema de “varios artefactos de interés en un periodo de tiempo corto” se puede solucionar mediante la practica por parte del sujeto de pruebas, pero también se puede crear un algoritmo para intentar separar los artefactos en este problema.

3.2.6 Modificaciones al algoritmo de detección: generación de intervalo sumamente grande

Usualmente cuando el algoritmo detecta y crea un intervalo con un candidato a artefacto referente a movimiento ocular, el intervalo creado suele ser de 125 a 250 muestras, es decir, de 0.5 a 1 segundo. En el caso de parpadeos dobles, el intervalo suele ir de 300 a 450 muestras, o sea, de 1.2 a 1.8 segundos. Por esta razón, los intervalos superiores a 450 muestras se pueden considerar como un intervalo grande. No obstante, es necesario definir a partir de cuándo se considera un intervalo sumamente grande y en qué condiciones es que se presenta. Además, también es necesario definir cuando ocurre el problema de intervalos grandes originario por varios artefactos en un periodo de tiempo corto.

Para plantear las condiciones del caso de intervalo sumamente grande, se procedió a revisar las señales de los artefactos de los sujetos 1, 2, 3, 4, 6, 10, 11 y 12 que fueron los que en reiteradas ocasiones generaron problemas con intervalos grandes, los cuales fueron originados por la acción de fruncir el ceño al momento de hacer un parpadeo doble, movimientos corporales, parpadeos involuntarios, varios artefactos en un periodo de tiempo corto o algún tipo de interferencia eléctrica como se describe en la tabla 3.9.

Para hacer una comparativa entre los intervalos esperados y los problemas de intervalos grandes, se muestran las siguientes imágenes para ejemplificar la detección esperada de artefactos y ejemplos de los problemas presentados. En la figura 3.16 se presenta el comportamiento esperado al momento de generar los intervalos con posibles artefactos. En la figura aparece una ventana de 6 segundos con las señales $Y_v(n)$, $Y_h(n)$ y una señal que indica los estímulos, además aparecen zonas en color naranja que indican los intervalos generados por el algoritmo de detección.

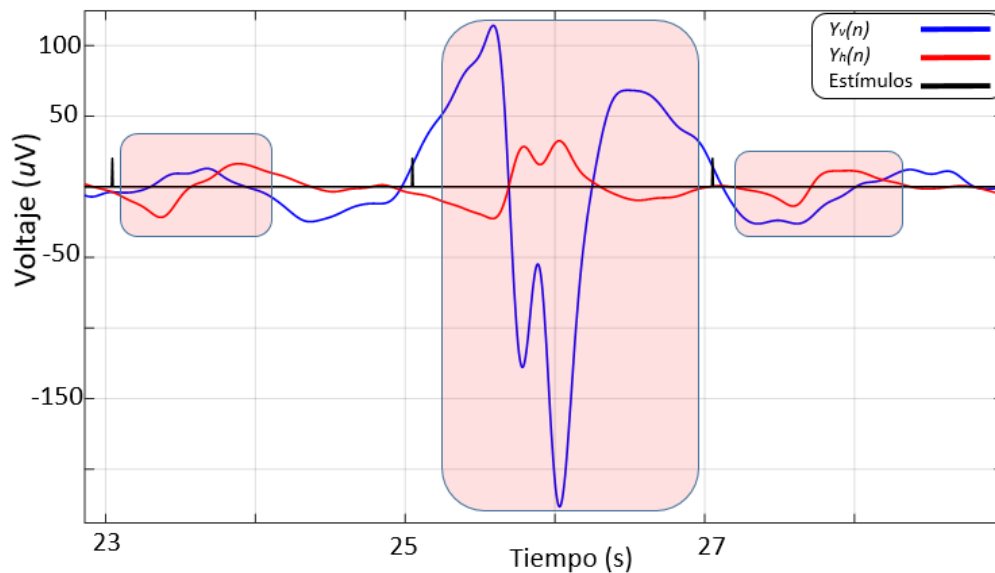


Figura 3.16 Ejemplo de una correcta detección de posibles artefactos

En la figura 3.17 se presenta una ventana de 10 segundos, en la cual se observan tres intervalos detectados, los intervalos detectados después del segundo 37 son correctos. No obstante, se observa que hay un intervalo que inicia en el segundo 31 y termina antes del segundo 37. Este problema se debe a que las señales $Y_v(n)$, $Y_h(n)$ presentan valores muy atípicos. Los valores atípicos se deben a que durante el experimento el sujeto se movió. Además, cuando la interfaz estimulaba un parpadeo doble, el sujeto fruncía el ceño ocasionando un patrón distinto con valores atípicos, ocasionando que se perdiera la información de tres artefactos por el intervalo sumamente grande generado.

Este problema de realizar incorrectamente los estímulos, se presenta nuevamente en la figura 3.18, donde se cada vez que se indicó realizar un parpadeo doble al sujeto, este lo realizó de manera incorrecta y ocasiono la generación de intervalos grandes.

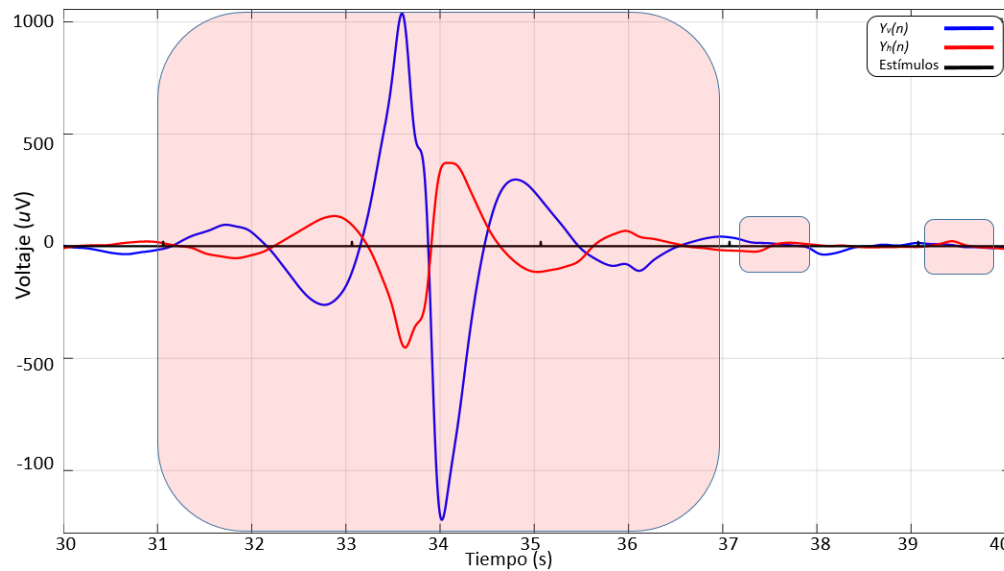


Figura 3.17 Ejemplo del problema de intervalo grande, debido a una mala ejecución de artefactos.

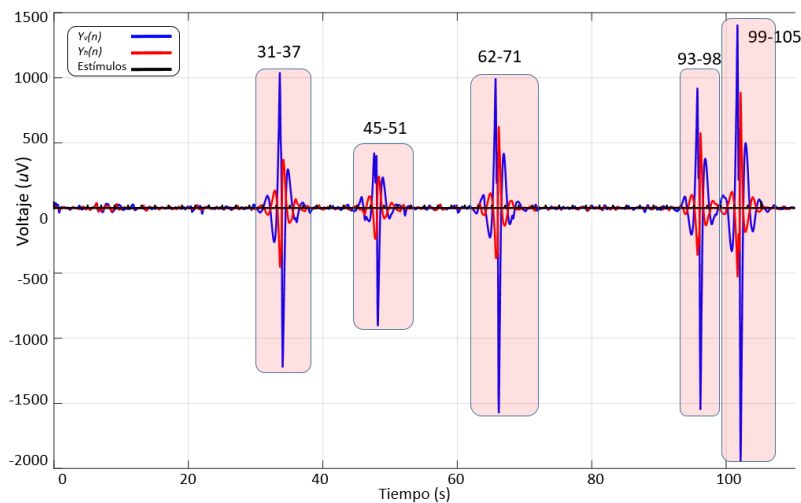


Figura 3.18 Problema de intervalos grandes debido a una mala ejecución de los artefactos.

Otra causa de generación de intervalos sumamente grandes son los parpadeos involuntarios después de realizar un artefacto voluntario. En la figura 3.19 se presenta un ejemplo de este problema, donde en el segundo 11 se hay un estímulo de mirada a la derecha y susto después de realizar el movimiento ocular, el sujeto parpadea involuntariamente, mientras que se da un estímulo de mirada arriba, que al momento de realizarlo vuelve a parpadear involuntariamente, haciendo así que el intervalo se incremente considerablemente. Sin embargo, no presenta valores atípicos como en los ejemplos anteriores.

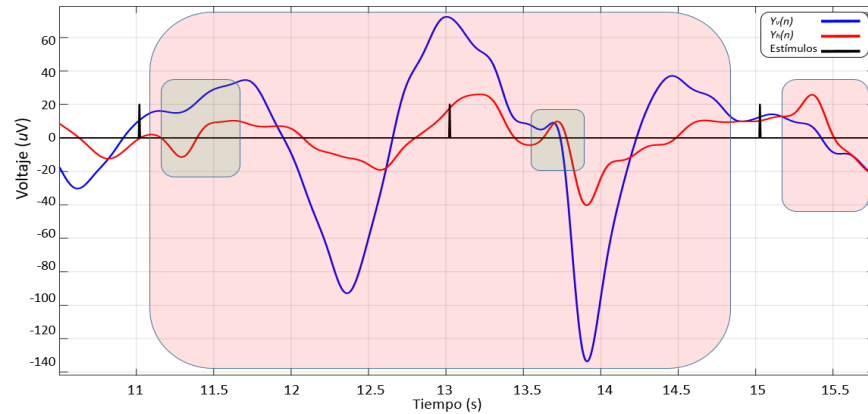


Figura 3.19 Ejemplo de problema de parpadeos involuntarios durante la ejecución de un artefacto voluntario.

En el ejemplo anterior, se presentó el problema de un intervalo grande y los patrones de las señales de interés usualmente eran deformados, a causa de otro artefacto. En el caso de intervalos grandes ocasionados por dos artefactos ejecutados en un corto periodo de tiempo, la deformación no ocurre, sino a que el algoritmo no alcanza a separarlos y ocasiona que ambos artefactos terminen en un solo intervalo como se muestra en la figura 3.20.

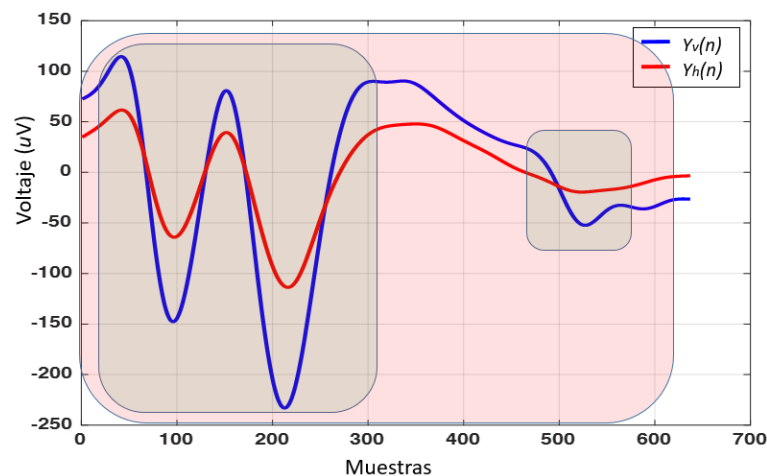


Figura 3.20 Problema de varios artefactos de interés en un solo intervalo.

La diferencia entre el problema de dos artefactos ejecutados en un corto periodo de tiempo y los mencionados anteriormente, es la longitud del intervalo. Después de revisar varios casos y catalogarlos, se determinó que cuando ocurre el problema de varios artefactos en un corto periodo de tiempo, el intervalo no supera las 900 muestras, mientras que en los otros problemas de intervalo sumamente tienen un intervalo de 1000 muestras como mínimo y un máximo de 2400 muestras en el peor de los casos revisados.

Además de revisar el tamaño del intervalo, también se revisó los valores de las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ con el fin de identificar si el problema del intervalo se presenta por problemas de realizar incorrectamente los parpados dobles, es decir, fruncir el ceño o moverse, o bien por realizar parpadeos involuntarios. Determinando que los valores máximos y mínimos para las señales cuando ocurre un correcto parpadeo doble no deberían de superar los 350mV y -300mV para la señal $Y_v(n)$ y en la señal $Y_h(n)$ no superar los valores de 200 y -150 mV. Y respecto a los valores promedios cuando ocurre alguna distorsión por una mala ejecución del artefacto, los valores en $Y_v(n)$ se incrementan a 785 y -1032 mV y en $Y_h(n)$ alcanzan valores de 459 y -350 uV.

Considerando el tamaño del intervalo y los valores máximos y mínimos, se decidió hacer cambios en el algoritmo de detección, más precisamente en los estados **D** y **F**. La modificación en el estado **D** fue medir la longitud N' del vector **Inter** y se comparó la longitud del vector contra dos condiciones. La primera condición es evaluar si el tamaño del intervalo se encuentra entre 400 o 1000 muestras, de ser así se activa una bandera F_{p1} indicando que el intervalo es grande, pero no sumamente grande. El siguiente paso es evaluar los valores de la señal para determinar si se trate de un problema de varios artefactos realizados en un corto periodo de tiempo. Esto se explica en la sección 3.2.7.

$$F_{p1} = \begin{cases} 1 & \text{si } 400 < N' < 1000 \quad \text{donde } N' \text{ es la longitud del vector } \mathbf{Inter} \\ 0 & \end{cases} \quad 3.43$$

En caso de que el intervalo sea mayor a 1000 muestras, la segunda condición activa la bandera F_{p2} indicando la creación de un intervalo sumamente grande.

$$F_{p2} = \begin{cases} 1 & \text{si } N' > 1000 \quad \text{donde } N' \text{ es la longitud del vector } \mathbf{Inter} \\ 0 & \end{cases} \quad 3.44$$

Con las banderas F_{p1} y F_{p2} indicando si ocurrió alguno de los problemas de intervalos grandes, se asignaron las siguientes condiciones a considerar para el desarrollo del sistema de detección y reconocimiento de artefactos de interés:

- Si F_{p2} es 1, no se realizará el reconocimiento y cuando se implemente el sistema ICC, se deberá dar una señal de retroalimentación al sujeto de que ocurre un problema.

- Si F_{p1} es 1 y F_{p2} es 0, se revisan los valores máximos y mínimos de las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ dentro del vector **Inter** y si alguna de las señales presenta valores atípicos no se realizará el reconocimiento y se dará una señal de retroalimentación. En caso de que no excedan los valores máximos y mínimos se procederá al siguiente algoritmo descrito en la sección 3.2.7 que busca separar y recuperar los artefactos en un mismo intervalo.

3.2.7 Algoritmo para separar artefactos de interés en un corto periodo de tiempo

Como se presentó en la figura 3.20, hay ocasiones donde en un intervalo se guardan los patrones de dos o más artefactos, que no presentan deformaciones, valores atípicos y el tamaño del intervalo se encuentra entre 600 y 700 muestras, activando solo la bandera F_{p1} . Para problema después de una serie de experimentos se planteó el siguiente algoritmo para buscar separar los artefactos:

1. El vector **Inter** es separado en sus dos componentes, **Inter_v** que contiene la información de la señal $Y_v(n)$ e **Inter_h** que contiene la información de $Y_h(n)$.

$$\mathbf{Inter}_v = Y_v(ni : N' + ni) \quad 3.45$$

$$\mathbf{Inter}_h = Y_h(ni : N' + ni) \quad 3.46$$

2. Se le aplicada la DWT a ambos vectores resultantes.
3. Se obtienen los coeficientes absolutos de detalle del 5to y 6to nivel. Obteniendo los siguientes 4 vectores **CD'_{v6}**, **CD'_{h6}**, **CD'_{v5}** y **CD'_{h5}**. Donde los vectores de coeficientes **CD'_{v6}** y **CD'_{h6}** tienen la misma cantidad de coeficientes, pero un menor número que los vectores **CD'_{v5}** y **CD'_{h5}**. Esto debido a la ecuación 3.29.

$$\begin{aligned} \mathbf{CD}'_{v6} &= [CD'_{v6_1}, CD'_{v6_2}, \dots, CD'_{v6_Nc_6}] \\ \mathbf{CD}'_{h6} &= [CD'_{h6_1}, CD'_{h6_2}, \dots, CD'_{h6_Nc_6}] \\ \mathbf{CD}'_{v5} &= [CD'_{v5_1}, CD'_{v5_2}, \dots, CD'_{v5_Nc_5}] \\ \mathbf{CD}'_{h5} &= [CD'_{h5_1}, CD'_{h5_2}, \dots, CD'_{h5_Nc_5}] \end{aligned} \quad 3.47$$

4. Con cada uno de los cuatro vectores de coeficientes se utiliza la función *wkeep()*, que escala los vectores a una dimensión de $1 \times N'$. Obteniendo los siguientes vectores escalados:

$$\begin{aligned} \mathbf{CDn}'_{v6} &= [CD'_{v6_1}, \dots, CD'_{v6_N'}] \\ \mathbf{CDn}'_{h6} &= [CD'_{h6_1}, \dots, CD'_{h6_N'}] \\ \mathbf{CDn}'_{v5} &= [CD'_{v5_1}, \dots, CD'_{v5_N'}] \\ \mathbf{CDn}'_{h5} &= [CD'_{h5_1}, \dots, CD'_{h5_N'}] \end{aligned} \quad 3.48$$

5. Con los vectores son escalados se procede a comparar cada uno de sus coeficientes contra los umbrales Th_{v6} y Th_{h6} obteniendo así los cuatro vectores **Tcof_{v6}**, **Tcof_{h6}**, **Tcof_{v5}** y **Tcof_{h5}** de longitud N' . La razón de usar solo los umbrales Th_{v6} y Th_{h6} , se debe a que después de realizar varias pruebas se concluyó que no es necesario obtener nuevos umbrales para los coeficientes del nivel 5.

$$\begin{aligned} \mathbf{Tcof}_{v6}(q) &= \begin{cases} 1 & \text{si } \mathbf{CDd}'_{v6}(q) \geq Th_{v6} \\ 0 & \text{otros} \end{cases} \quad q=\{1,2,3,\dots,N'\} \\ \mathbf{Tcof}_{h6}(q) &= \begin{cases} 1 & \text{si } \mathbf{CDd}'_{h6}(q) \geq Th_{h6} \\ 0 & \text{otros} \end{cases} \quad q=\{1,2,3,\dots,N'\} \\ \mathbf{Tcof}_{v5}(q) &= \begin{cases} 1 & \text{si } \mathbf{CDd}'_{v5}(q) \geq Th_{v6} \\ 0 & \text{otros} \end{cases} \quad q=\{1,2,3,\dots,N'\} \\ \mathbf{Tcof}_{h5}(q) &= \begin{cases} 1 & \text{si } \mathbf{CDd}'_{h5}(q) \geq Th_{h6} \\ 0 & \text{otros} \end{cases} \quad q=\{1,2,3,\dots,N'\} \end{aligned} \quad 3.49$$

6. El siguiente paso es crear un nuevo intervalo mediante el operador **OR (|)** en los cuatro vectores.

$$\mathbf{InterX} = \mathbf{Tcof}_{v6} | \mathbf{Tcof}_{h6} | \mathbf{Tcof}_{v5} | \mathbf{Tcof}_{h5} \quad 3.50$$

7. El siguiente paso es utilizar la función *find()* para encontrar los valores de 1 en el intervalo **InterX**. Obteniendo los subintervalos que señalan la ubicación de artefactos separados.

En la figura 3.21 se presenta un ejemplo del funcionamiento del algoritmo para separar artefactos dentro de un mismo intervalo.

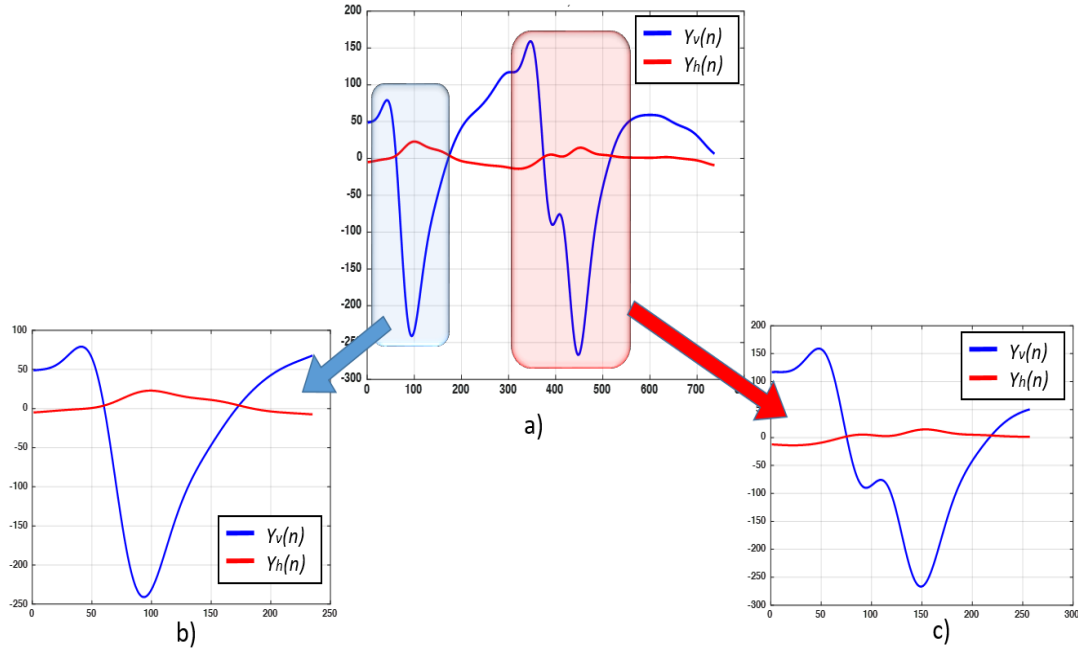


Figura 3.21 Ejemplo del funcionamiento del algoritmo para separar artefactos en un mismo intervalo, a) intervalo con dos artefactos, un parpadeo involuntario y un doble parpadeo, b) subintervalo con el parpadeo involuntario, c) subintervalo con el parpadeo doble.

En la figura 3.21 a) se presenta un ejemplo de un intervalo que contiene dos artefactos, un parpadeo involuntario y un parpadeo doble. El intervalo **Inter** supera la longitud de 400 muestras, pero no sobrepasa las 1000 muestras, además, tampoco presenta valores atípicos en las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$, indicando que se trata de problema de artefactos realizados en un corto periodo de tiempo. Después de aplicar el algoritmo para separar artefactos, se obtiene que el algoritmo genera dos subintervalos que separan cada uno de los artefactos. En la figura 3.21 b) se tiene el patrón generado por el parpadeo involuntario y en la figura 3.21 c) se tiene el parpadeo doble.

Con las modificaciones al algoritmo de detección y el algoritmo para separar artefactos se da por concluida la sección 3.2, en la siguiente sección se presenta el desarrollo del algoritmo de reconocimiento.

3.3 Clasificador de artefactos de interés mediante una red neuronal modular

Para el reconocimiento de artefactos de movimientos oculares y parpadeos voluntarios, la mayoría de los trabajos consultados para esta tesis han optado por usar un clasificador basado en un árbol de decisiones donde utilizan un umbral específico o adaptivo por sujeto. No

obstante, con el análisis del estado del arte en la sección 1.4 señala que métodos como redes neuronales, lógica difusa, SVM, o métodos alto mayor procesamiento de computo, son más adaptativos comparados contra los clasificadores basados en arboles de decisiones, es decir, las entradas en los métodos de mayor procesamiento de computo pueden tener un porcentaje de variación y el clasificador aún puede de reconocer el tipo de artefacto. Además, estos son más tolerantes a factores externos como: posicionamiento de los electrodos, contacto de los electrodos y el cuero cabelludo, movimientos faciales y el ángulo visual [40] [29]. Considerando las ventajas que ofrecen los clasificadores con mayor complejidad de computo sobre los clasificadores basados en arboles de decisiones, se optó que para esta tesis se utilizaría un clasificador basado en redes neuronales tipo feed forward debido a las ventajas mencionadas.

Sin embargo, en estos trabajos consultados el diseño de las redes neuronales tiene una arquitectura monolítica, es decir, sin importar la complejidad del problema solo se tiene una red que debe reconocer un numero específico de clases. Pero en caso de que se realicen modificaciones como la reducción o aumento de clases, se debe que rediseñar y entrenar toda la red. Con esta consideración sobre el uso de redes monolíticas, el esquema utilizado para el clasificador en esta tesis se basará en una arquitectura de red modular, con el fin de hacer el reconocimiento de los cuatro casos descritos en la sección 3.1.3 y si necesario facilitar el rediseño sobre un módulo en específico o agregar y/o quitar módulos según sea necesario para la aplicación final.

El esquema de la red modular propuesta para el reconocimiento de los artefactos de interés se presenta en la figura 3.22, donde se parte de un bloque de las características del artefacto e inicia el reconocimiento en el módulo 1, el cual diferencia entre movimientos oculares y parpadeos dobles. Si la salida de la red del módulo 1 indica un parpadeo doble, se termina el proceso de reconocimiento, pero si se indica movimiento ocular, se procede al módulo 2 diferenciando entre movimientos oculares en dirección vertical y dirección horizontal. Dependiendo de la salida del módulo 2 se continua al módulo 3 o módulo 4 para diferenciar entre movimiento ocular de mirada arriba y mirada abajo en el caso del módulo 3 o reconocer entre movimiento ocular de mirada a la izquierda o mirada a la derecha para el módulo 4.

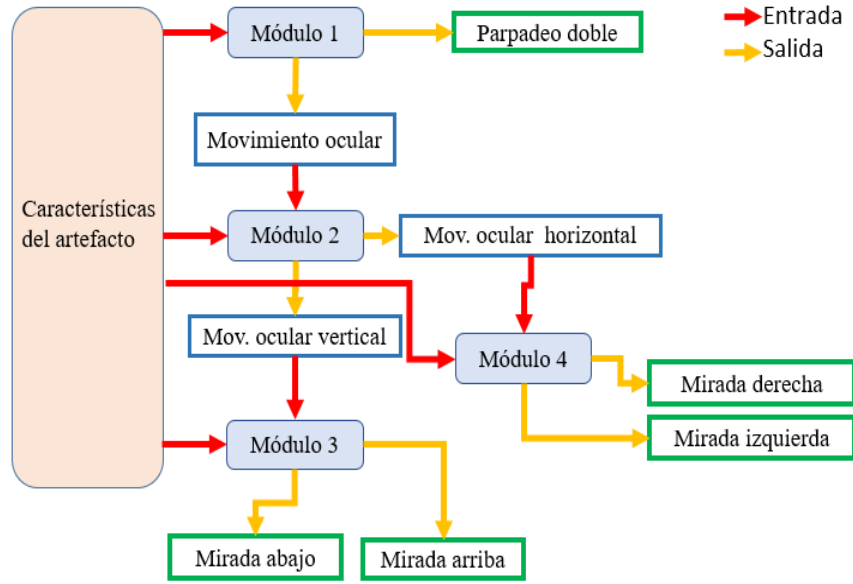


Figura 3.22 Esquema propuesto de la red modular

Cada módulo se considera como una red experta, debido a que son una red *feed forward* especializada en reconocer dos tipos de patrones o clases de patrones de artefactos. La estructura de cada red es la siguiente (ver figura 3.23): una capa de entrada, donde solo se utilizan las características para diferenciar en cada uno de los casos en específicos, una capa oculta con un determinado número de neuronas con una función de activación tangente sigmoideal y dos neuronas en la capa de salida con funciones de activación *softmax* (ecuación 3.51), donde S_1 y S_2 representan la distribución de probabilidad sobre las dos posibles salidas. Y Z_1 y Z_2 son la multiplicación de las salidas de capa oculta por los pesos de las neuronas de salidas.

$$S_1 = \frac{\exp(Z_1)}{\exp(Z_1) + \exp(Z_2)}$$

$$S_2 = \frac{\exp(Z_2)}{\exp(Z_1) + \exp(Z_2)}$$
3.51

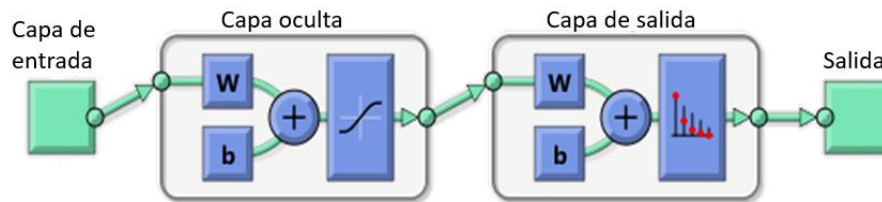


Figura 3.23 Esquema de la estructura de cada módulo de la red

A continuación, se presenta la creación y entrenamiento de cada módulo utilizando los vectores de características obtenidos por el método experimental y el método de Fisher

3.3.1 Entrenamiento individual de cada módulo de la red modular

Para el entrenamiento individual de cada módulo, se utilizaron los mismos 28 archivos donde cada uno contiene las características de 50 artefactos usadas en la sección 3.1.3. Pero, de igual manera se trabajó solo con las características de los artefactos catalogados como correctos en la inspección visual. Además, cada módulo fue diseñado dos veces, en el primer diseño se utilizaron las características obtenidas experimentalmente y en el segundo diseño se utilizaron las características obtenidas por el análisis de Fisher. Para el diseño y entrenamiento de cada módulo se empleó el software de Matlab® 2018a y su *toolbox* de redes neuronales.

Para el diseño y entrenamiento del módulo 1 que debe reconocer entre artefactos referentes a movimientos oculares simples y parpadeos dobles, se utilizaron los vectores de características $\mathbf{CMOB}=[Y_{vmax}, Y_{vmin}, S_v]$ y $\mathbf{CMOB}_f=[Y_{vmax}, Y_{vmin}, S_v, T_v]$ de 1091 artefactos, con los que se crearon los targets para diferenciar entre clases. El siguiente paso fue crear una red neuronal tipo feedforward con un algoritmo de entrenamiento tipo backpropagation, mediante la función *patternnet()* con 5 neuronas en la capa intermedia y *trainscg* como la función de entrenamiento. La base de datos se dividió de la siguiente manera: 60% para el entrenamiento, 20% validación y otro 20% para prueba. El factor de aprendizaje se estableció en 0.75 y valor de *momentum* fue de 0.5.

El número de neuronas en la capa oculta se seleccionó de manera experimental, se realizaron varios entrenamientos variando el número de neuronas en la capa oculta y se determinó que con 5 neuronas, se obtiene un buen desempeño y no se presentan problemas de *underfitting*. En el caso de aumentar el número de neuronas no se presentaba un incremento considerable en el desempeño. Por lo anterior, la estructura de la red queda de la siguiente forma: en la capa de entrada hay 3 y/o 4 entradas dependiendo del vector de características que se utilice $\mathbf{CMOB}$ o $\mathbf{CMOB}_f$, en la capa oculta hay 5 neuronas con función de activación tangente sigmoideal y en la capa de salida existen 2 neuronas con funciones de activación *softmax* (ver figura 3.24).

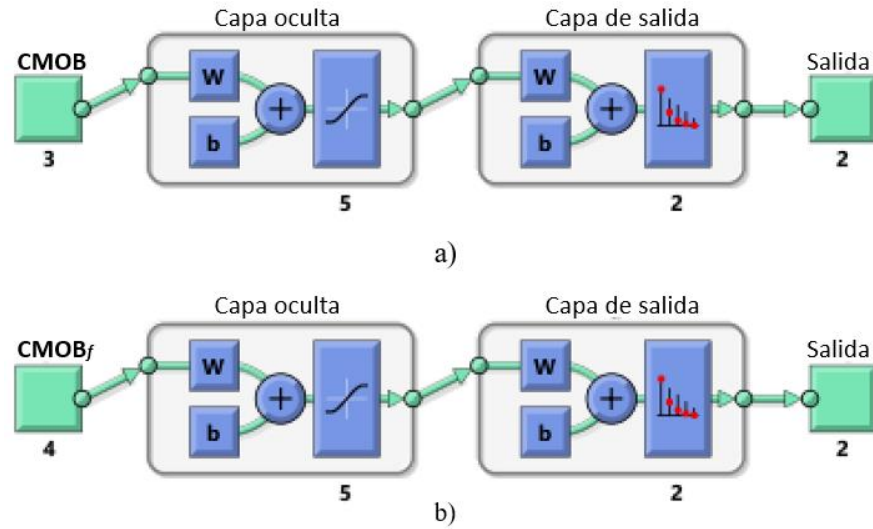


Figura 3.24 Estructura de la red módulo 1, a) Estructura utilizando $\mathbf{CMOB}$ como entrada, b) Estructura utilizando $\mathbf{CMOB}_f$

El entrenamiento de la red del módulo 1 se realizó cinco veces para realizar una validación cruzada, para lo cual, en cada entrenamiento la división de los datos se hizo de manera aleatoria. En la tabla 3.10 se muestran los desempeños obtenidos en cada una de las pruebas de entrenamiento. Con los entrenamientos se obtiene un desempeño general promedio de 98.52% en el uso de características estadísticas, mientras que con las características obtenidas por Fisher, el desempeño general promedio de 97.68%, lo cual nos indica que el módulo 1 en ambos casos ha sido entrenado correctamente y es capaz de distinguir acertadamente entre las características $\mathbf{CMOB}$ o $\mathbf{CMOB}_f$ de artefactos referentes a movimientos oculares simples y parpadeos dobles.

Tabla 3.10 Desempeño del módulo 1 después de 5 pruebas de entrenamientos con división de datos aleatorios.

	Características experimentales				Características Fisher			
	Entrenamiento	Validación	Prueba	General	Entrenamiento	Validación	Prueba	General
Prueba 1	98.8	98.6	97.7	98.5	99.7	98.6	99.1	99.4
Prueba 2	98.8	98.2	99.5	98.8	99.1	99.5	99.1	99.2
Prueba 3	98.6	98.6	99.5	98.8	91.8	95.4	90.4	92.2
Prueba 4	98.2	99.1	98.2	98.4	98.8	100	99.5	99.2
Prueba 5	98.6	97.2	97.2	98.1	98.2	99.1	98.2	98.4
Promedio	98.6	98.34	98.42	98.52	97.52	98.52	97.26	97.68

Para el desarrollo y entrenamiento del módulo 2, se utilizaron solo las características de $\mathbf{CVH}=[Y_{hmax}, S_v, S_h^2]$ y $\mathbf{CVH}_f=[Y_{hmax}, Y_{hmin}, S_h, S_h^2, T_h]$ que sirven para diferenciar artefactos relacionados a movimientos oculares en dirección vertical (mirada arriba y abajo) y dirección horizontal (mirada a la izquierda y derecha). Una vez que se crearon los targets de las dos clases, se creó la red con los mismos parámetros que el módulo 1, un número de entradas dependiente del vector de características $\mathbf{CVH}$ o $\mathbf{CVH}_f$, 5 neuronas en la capa oculta y 2 neuronas en la capa de salida.

Posteriormente, el procedimiento de validación cruzada se repitió nuevamente, dividiendo los datos de manera aleatoria en cada entrenamiento. El resultado de los desempeños se muestra en la tabla 3.11, donde se observa que el desempeño general promedio es de 92.38% utilizando el vector $\mathbf{CVH}$, y el desempeño promedio utilizando el vectores de características $\mathbf{CVH}_f$ es de 90.02%. Se observa que hay una diferencia de solo 2.36% en los desempeños dependiendo del tipo de vector de entrada que se utilice.

Tabla 3.11 Desempeño del módulo 2 después de 5 pruebas de entrenamientos con división de datos aleatorios.

	Características experimentales				Características Fisher			
	Entrenamiento	Validación	Prueba	General	Entrenamiento	Validación	Prueba	General
Prueba 1	92.8	92.6	93.2	92.9	91.1	86.8	92.6	90.5
Prueba 2	91.4	90.5	92.1	91.4	89.9	88.9	92.6	90.2
Prueba 3	91.4	91.1	91.6	91.4	88.5	91.1	91.1	89.5
Prueba 4	92.3	93.2	94.7	93	91.4	87.4	87.4	89.8
Prueba 5	93.5	94.7	90.5	93.2	90	89.5	91.1	90.1
Promedio	92.28	92.42	92.42	92.38	90.18	88.74	90.96	90.02

En el módulo 2, utilizando el vector $\mathbf{CVH}_f$, se puede mejorar el desempeño incrementando el número de neuronas a 10 en la capa oculta, pero, no se alcanzan los desempeños obtenidos a cuando se utiliza el vector $\mathbf{CVH}$ y cinco neuronas en la capa oculta (ver tabla 3.11), sin embargo, la diferencia se reduce a 1.51.

En cuanto al módulo 3 encargado de distinguir entre artefactos relacionados a mirada arriba y mirada abajo, para el entrenamiento se utilizaron los vectores de características $\mathbf{CArAb}=[Y_{vmax}, Y_{vmin}, T_v]$ y $\mathbf{CArAb}_f=[Y_{vmax}, Y_{vmin}, T_v, T_h]$, con la misma estructura planteada en el módulo 1.

Tabla 3.12 Comparativa de desempeños del módulo 2 utilizando 5 neuronas en la capa oculta con el vector **CVH** contra 10 neuronas en la capa oculta y el vector **CVH_f**.

	Características experimentales				Características Fisher			
	Entrenamiento	Validación	Prueba	General	Entrenamiento	Validación	Prueba	General
Prueba 1	92.8	92.6	93.2	92.9	92.5	91.6	91.1	92
Prueba 2	91.4	90.5	92.1	91.4	90.4	90.5	92.6	90.9
Prueba 3	91.4	91.1	91.6	91.4	91.1	92.1	90.4	90.5
Prueba 4	92.3	93.2	94.7	93	90.4	88.9	91.6	90.3
Prueba 5	93.5	94.7	90.5	93.2	90.4	91.6	90	90.5
Promedio	92.28	92.42	92.42	92.38	90.96	90.94	91.14	90.84

La validación cruzada del módulo 3 indico que el desempeño general promedio es de 92.2% para el uso del vector de entrada **CArAb** y de 91.88% utilizando el vector **CArAb_f** (ver tabla 3.13).

Tabla 3.13 Desempeño del módulo 3 después de 5 entrenamientos con división de datos aleatorios

	Características experimentales				Características Fisher			
	Entrenamiento	Validación	Prueba	General	Entrenamiento	Validación	Prueba	General
Prueba 1	91.1	92.7	95.1	92.2	91.5	91.5	86.5	90.5
Prueba 2	93.5	92.7	90.2	92.7	92.7	90.2	91.5	92
Prueba 3	89.9	92.7	90.2	90.5	93.5	90.2	92.7	92.7
Prueba 4	91.9	93.9	93.9	92.7	91.9	92.7	92.7	92.2
Prueba 5	91.5	93.9	96.3	92.9	91.5	93.9	91.5	92
Promedio	91.58	93.18	93.14	92.2	92.22	91.7	90.98	91.88

Respecto al diseño y entrenamiento del módulo 4 encargado de reconocer artefactos de mirada a la izquierda y mirada a la derecha, en el caso de utilizar el vector de entradas **CIzDe**=[Y_{hmax} , Y_{hmin} , T_h] se tiene la misma estructura que el módulo 1, no obstante, para el diseño utilizando del módulo utilizando el vector **CIzDe_f**=[Y_{hmax} , Y_{hmin} , T_h , T_v], es necesario que en la capa oculta exista un total de 7 neuronas para tener resultados similares. En la tabla 3.14 se muestran los desempeños obtenidos durante la validación cruzada y se destaca que el desempeño general promedio es de 97.56% para el uso del vector **CIzDe** y 5 neuronas en la capa oculta y 98.14% para el uso del vector de entrada **CIzDe_f** y 7 neuronas en la capa oculta.

Tabla 3.14 Desempeño del módulo 4 después de 5 entrenamientos con división de datos aleatorios

	Características experimentales				Características Fisher			
	Entrenamiento	Validación	Prueba	General	Entrenamiento	Validación	Prueba	General
Prueba 1	98.5	96.3	97.2	97.8	97.9	99.1	96.3	97.8
Prueba 2	94.8	97.2	97.2	95.8	98.5	97.2	97.2	98
Prueba 3	98.2	100	96.3	98.2	97.2	99.1	100	98.2
Prueba 4	98.8	98.1	96.3	98.2	98.5	99.1	98.1	98.5
Prueba 5	97.9	98.1	97.2	97.8	97.9	99.1	98.1	98.2
Promedio	97.64	97.94	96.84	97.56	98	98.72	97.94	98.14

3.3.2 Evaluación de la red modular

Una vez que se entrenó cada uno de los módulos de la red modular se evaluó el funcionamiento de dos redes modulares, donde la primera red modular está constituida por los módulos entrenados utilizando como entradas los vectores característicos: **CMOB**, **CVH**, **CArAb** y **CIzDe**. La segunda red modular se constituye por los módulos entrenados utilizando los vectores de características obtenidos por el análisis de Fisher.

Recordando que en las secciones 3.1.3 y 3.3.1 se planteó utilizar solo 28 archivos, es decir, las características de 1091 artefactos de los 41 archivos disponibles en la base de datos para la etapa de entrenamiento, y dejar 13 archivos con las características de 500 artefactos para evaluar el sistema con características de señales no utilizadas durante el entrenamiento. Se presenta en la figura 3.27 a) una matriz de confusión con el resultado de evaluar la primera red modular con las características de los artefactos para la etapa de entrenamiento, obteniendo un desempeño general de 89.1%. En la figura 3.25 b) se muestra la matriz de confusión de la misma red modular, pero utilizando las características de los 500 artefactos para validación, obteniendo así un desempeño general de 87%.

Se puede observar que para las características con las que se entrenó y con las características para validación, la red modular entrenada con los vectores de característicos obtenidos por el método experimental tiene un desempeño similar para reconocer los artefactos de mirada abajo, mirada arriba y mirada a la derecha. En el caso de los artefactos de mirada a la izquierda y parpadeos dobles, en la etapa de validación se obtuvo una disminución en el desempeño.



Figura 3.25 Resultado de la evaluación de la primera red modular a) con muestras de entrenamiento, b) con muestras para validación.

El mismo procedimiento se siguió para evaluar la segunda red modular que emplea como vectores de entrada las características obtenidas por el análisis de Fisher. El resultado se muestra en las matrices de confusión de la figura 3.26.

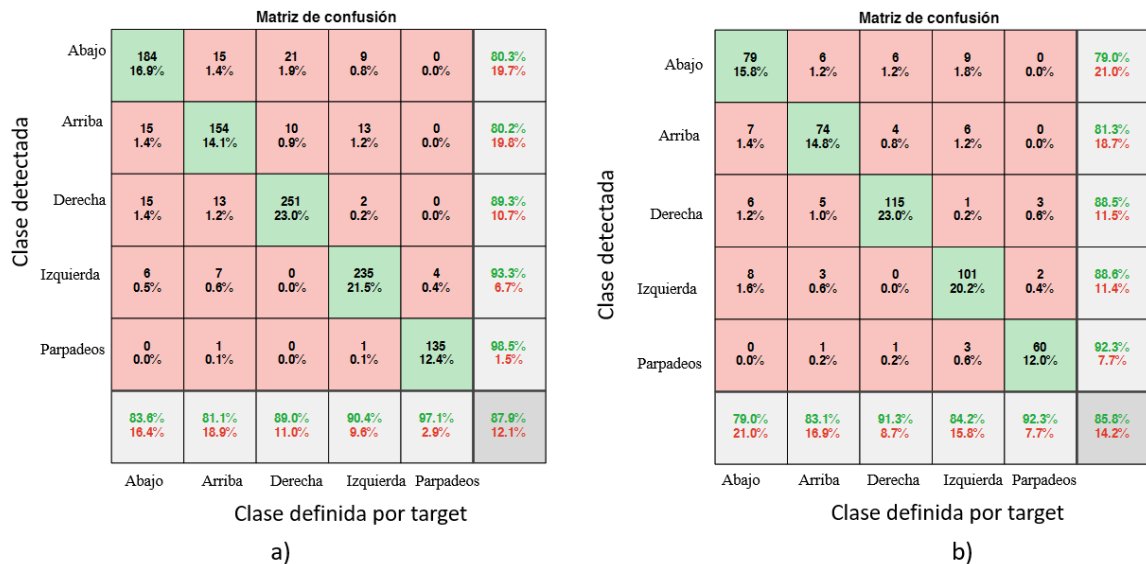


Figura 3.26 Resultado de la evaluación de la segunda red modular a) con muestras para entrenamiento, b) con muestras para validación.

En la figura 3.26 a) se muestra la matriz de confusión donde se evalúan las características de artefactos usados durante la etapa de entrenamiento y el desempeño general obtenido es

de 87.9%, similar al obtenido por la primera red modular. En la figura 3.26 b) se muestra el desempeño general de 85.8% para la evaluación de la segunda red modular.

Después de hacer la evaluación de las dos redes modulares y obtener los desempeños en la etapa de validación de 87 y 85.8 para la primera y segunda red modular respectivamente, se puede concluir que ambas presentan buenos desempeños en el reconocimiento de movimientos oculares con ángulos visuales de 7° y parpadeos dobles. Si bien los desempeños no son tan altos como los obtenidos en [26] y [40] cercanos a 95% que emplean redes neuronales para la detección de movimientos oculares simples con ángulos visuales cercanos a 30° , se tiene la ventaja de que las redes modulares están entrenadas para hacer el reconocimiento de los artefactos de interés de 14 sujetos diferentes, que son 4 y 6 sujetos más que en los trabajos mencionados. Además, el reconocimiento se logró utilizando solo dos electrodos a diferencia de los cuatro electrodos utilizados en los trabajos [26] y [40].

Para concluir esta sección, se debe mencionar que el desempeño obtenido por ambas redes neuronales es similar, pero en el caso de la primera red los módulos utilizan menos características y un menor número de neuronas en la capa oculta para tener el mismo desempeño que la segunda red. Por esta razón, se decidió que para la unión del algoritmo de detección y el algoritmo de reconocimiento se utilizara la primera red modular.

3.4 Desarrollo de un sistema de detección y reconocimiento de artefactos de parpadeos dobles y movimientos oculares simples

3.4.2 Unión del algoritmo de detección y el algoritmo de reconocimiento

En la sección 3.2 se desarrolló un algoritmo para detección de artefactos en señales EEG. El algoritmo es una máquina de estados (ver figura 3.14) donde a partir del estado **B** hasta el estado **E** se crea un intervalo que guarda las muestras de las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ que contienen un posible artefacto. Posteriormente se procede al estado **F**, en el cual se planteó hacer el reconocimiento del intervalo **Inter**. En la sección 3.3 se desarrolló un algoritmo para hacer el reconocimiento de movimientos oculares simples (mirada arriba, abajo, izquierda y derecha) y parpadeos dobles basado en una red modular que obtiene desempeño general de 87%.

En esta sección se muestra la unión del algoritmo de detección y del algoritmo de reconocimiento, además de considerar las modificaciones realizadas al algoritmo de detección para los casos donde el intervalo **Inter** es sumamente grande y los casos donde hay dos o más artefactos ejecutados en un corto periodo de tiempo.

El estado **F** del algoritmo de detección está diseñado para anexar el algoritmo de reconocimiento. Pero antes de realizar el reconocimiento, se plantean las siguientes instrucciones:

1. Se evalúa la longitud del vector **Inter** utilizando las ecuaciones 3.43 y 3.44 y si ninguna de las banderas F_{p1} o F_{p2} son activadas, obtienen los vectores **Inter_v** e **Inter_h** de las ecuaciones 3.45 y 3.46.
2. Se extraen las características estadísticas de los vectores **Inter_v** e **Inter_h** y se crean los vectores **CMOB**, **CVH**, **CArAb** y **CIzDe**.
3. Se procede al algoritmo de reconocimiento, el cual tiene una modificación a la salida de cada módulo que será explicada más adelante.
4. En caso de que la longitud de Inter sea mayor a 400 muestras en el paso 1, se evalúa si sobrepasa la longitud de 1000 muestras.
5. Si la longitud no es mayor de 1000 muestras, se evalúa la existencia de valores atípicos. Si los valores son normales, se procede a resolver el problema de varios artefactos en un corto periodo de tiempo y después se pasa al paso 2.
6. En caso de que la longitud sea mayor a 1000 muestras o se tengan valores atípicos, se da la información de error.

En la figura 3.27 se expone un diagrama con las instrucciones para llevar a cabo la evaluación del intervalo **Inter** y posteriormente, si se cumplen las condiciones correctas realizar el reconocimiento.

En el punto 3 de las instrucciones en el estado **F**, se mencionó que se realizó una modificación, esta fue agregar un umbral a la salida de cada red, debido a que, si el algoritmo de detección encuentra algún posible artefacto como ruido, artefacto cortado, o algún otro patrón que dispare el algoritmo de detección y mande la información a la red modular, ésta dará una respuesta. Por esta razón, se decidió evaluar las salidas S_1 y S_2 de cada uno de los módulos contra un umbral Th_{red} , de esta manera, aunque el ruido sea detectado por el

algoritmo de detección, el algoritmo de reconocimiento podría descartarlo por no ser uno de los artefactos de interés.

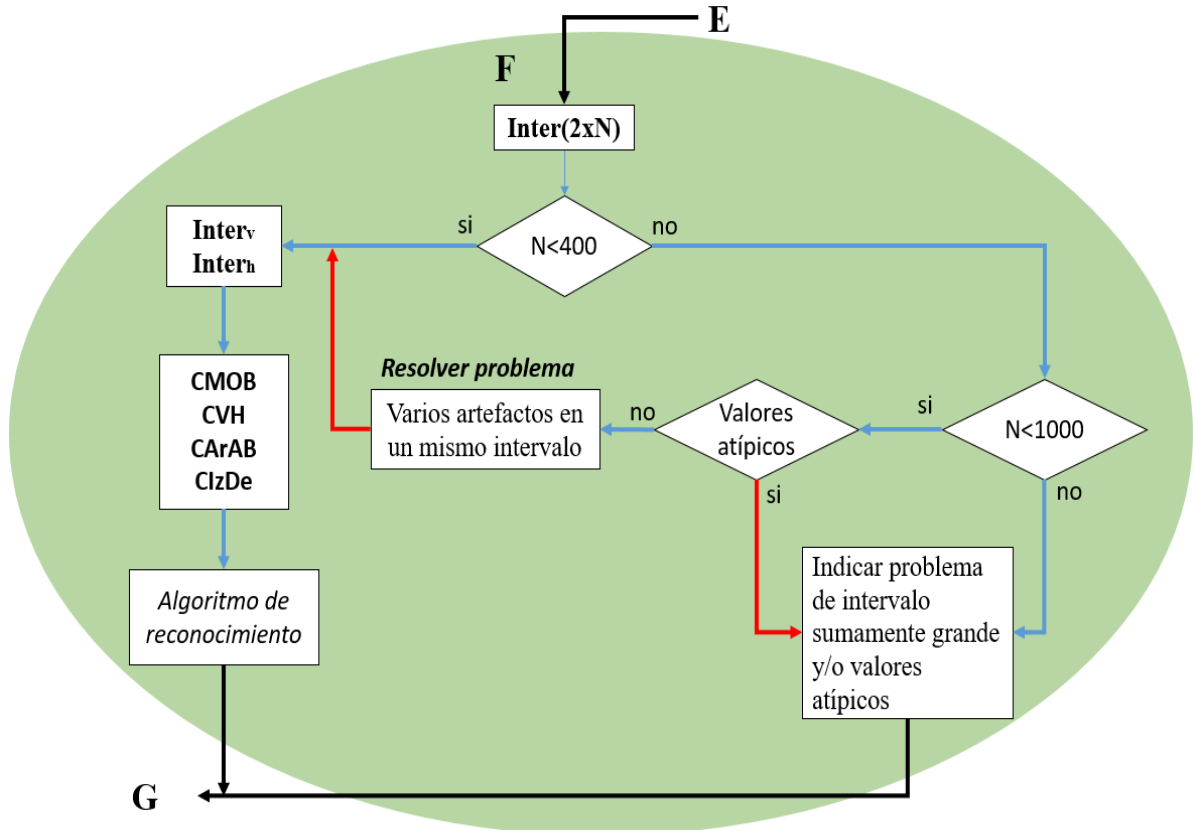


Figura 3.27 Secuencia de instrucciones en el estado **F** para poder realizar el reconocimiento de artefactos.

$$Th_{red} = 0.7$$

3.52

El umbral Th_{red} propuesto para cada neurona de salida es de 0.7, lo que fuerza al sistema de que si alguna de las salidas S_1 y S_2 de la neurona no arroja un valor mayor o igual a 0.7, se da la indicación de que no es un artefacto conocido y se regresa al algoritmo de detección, en el caso de los posibles artefactos o señales de ruido que no sobrepasen este umbral, serán catalogados como señal por debajo del umbral de clasificación (SPUC). Esto también ayuda en los casos donde las salidas de una misma neurona obtienen valores cercanos a 0.5, que plantea un caso no deseado de que existe 50% de probabilidades de que un artefacto pertenezca a una clase o a otra, por lo tanto, con un umbral de 0.7 este problema es evitado.

En la figura 3.28 se presenta el nuevo esquema de la red modular ya con la evaluación a la salida de cada neurona.

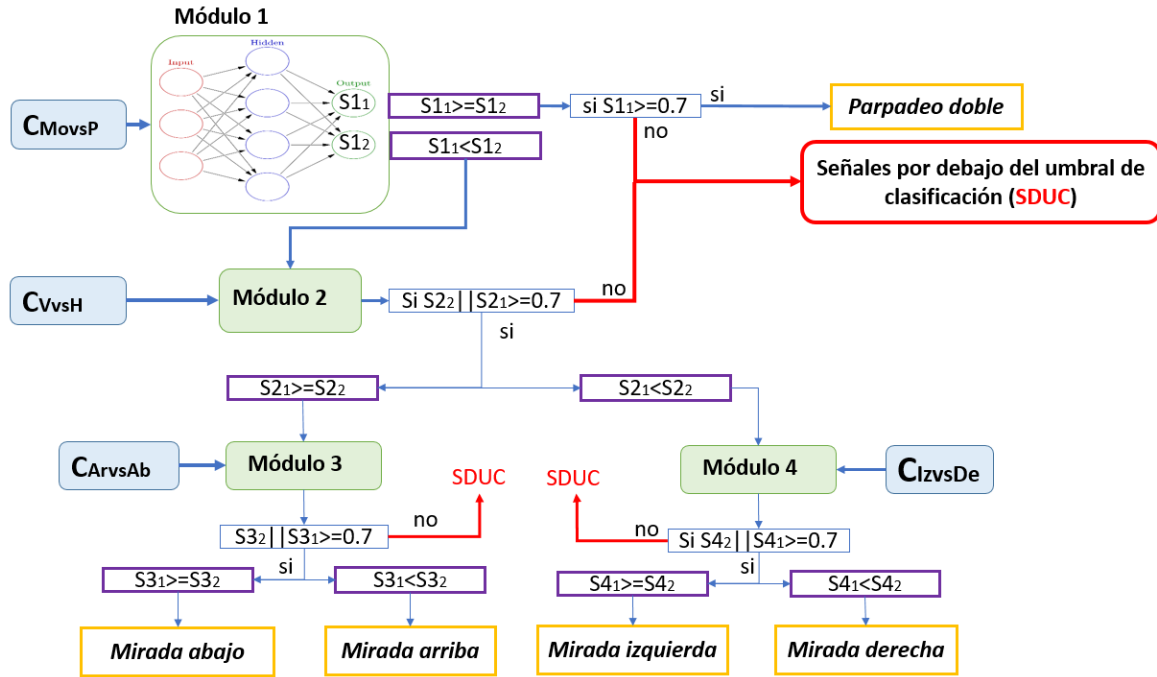


Figura 3.28 Red modular actualizada con evaluación a la salida de cada neurona de salida.

3.4.2 Evaluación y prueba del algoritmo de detección y reconocimiento

Una vez realizadas las modificaciones a los algoritmos, se evaluó la combinación de ambos algoritmos, para ello se utilizaron las señales EEG de 2050 artefactos conocidos de la base de datos, pero, no todos los artefactos están catalogados como correctos con base a la inspección visual.

Para revisar ambos algoritmos, se realizó la misma metodología planteada en la sección 3.2.5, se cargan las señales de los canales AF7 y AF8, se filtran, se obtienen las señales resaltantes $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$, se crean los vectores de 15 muestras $\mathbf{Y}_v$ y $\mathbf{Y}_h$, donde n comienza en 1000 y termina en la muestra 26300, con una actualización en n de 25 muestras. Cada vez que el algoritmo de detección encuentra un candidato a artefacto guarda, genera una imagen, guarda la información de la muestra n del inicio y fin del intervalo **Inter** y la información de si la longitud N' del intervalo es normal, un caso de varios artefactos en un mismo intervalo

o un es un intervalo sumamente grande. Además, en caso de que el intervalo cumpla con las condiciones de valores no atípicos y la longitud del intervalo no sobrepase las 1000 muestras se realiza el reconocimiento y se guarda la información arrojada por la red modular.

En la tabla 3.15 se presenta la información de los desempeños obtenidos por el algoritmo de detección siguiendo la misma manera de evaluar que en la sección 3.2.5. Se debe mencionar que no se tiene información que valide cuando el sujeto tiene la mirada fija en un elemento, por lo tanto, los VN no son incluidos en la tabla de desempeños.

Tabla 3.15 Desempeños obtenidos por el algoritmo de detección

Sujeto	Detectados			Desempeños (%)		
	VP	FP	FN	Precisión VP/(VP+FP+FN)	VP/(VP+FP)	VP/(VP+FN)
1	140	53	10	69%	73%	93%
2	104	42	46	54%	71%	69%
3	116	36	34	62%	76%	77%
4	134	35	16	72%	79%	89%
5	139	70	11	63%	67%	93%
6	129	33	21	74%	86%	86%
7	142	38	8	76%	79%	95%
8	131	28	19	74%	82%	87%
9	135	27	15	76%	83%	90%
10	120	55	30	59%	69%	80%
11	122	36	28	66%	77%	81%
12*	54	13	46	48%	81%	54%
13	147	20	3	86%	88%	98%
14	147	10	3	92%	94%	98%
Promedios				69%	79%	85%

La precisión obtenida por el algoritmo podría considerarse baja debido a que no alcanza un 70% y esto se debe en gran parte a la gran cantidad de FP detectados, no obstante, después de revisar las señales y ver las imágenes generadas, varios de los FP son artefactos involuntarios como parpadeos involuntarios, o ruido con valores muy altos que activaban el algoritmo de detección. Por lo tanto, clasificarlos como FP en la evaluación del algoritmo sería incorrecto, debido a que el algoritmo de detección está diseñado para encontrar artefactos en señales EEG. Por esta razón, se revisó cada uno de los FP y se clasificó de manera individual si era un verdadero caso de FP, es decir, las señales EEG tenían valores

bajos y constantes, similares a cuando los sujetos de prueba están tranquilos y con la mirada fija en un elemento, o bien, se trataba de un artefacto no conocido, es decir artefactos reales desconocidos (RD). Realizando la consideración de artefactos reales y desconocidos, los desempeños en la tabla 3.16 suben considerablemente.

Tabla 3.16 Desempeños obtenidos por el algoritmo de detección considerando artefactos no conocidos.

Sujeto	Detectados				Desempeños (%)		
	VP	FP	RD	FN	VP/(VP+FP-RD+FN)	VP/(VP+FP-RD)	VP/(VP+FN)
1	140	53	37	10	84%	90%	93%
2	104	42	23	46	62%	85%	69%
3	116	36	31	34	75%	96%	77%
4	134	35	19	16	81%	89%	89%
5	139	70	48	11	81%	86%	93%
6	129	33	12	21	75%	86%	86%
7	142	38	20	8	85%	89%	95%
8	131	28	15	19	80%	91%	87%
9	135	27	11	15	81%	89%	90%
10	120	55	36	30	71%	86%	80%
11	122	36	23	28	75%	90%	81%
12*	54	13	9	46	52%	93%	54%
13	147	20	12	3	93%	95%	98%
14	147	10	6	3	95%	97%	98%
Promedios					78%	90%	85%

En cuanto al desempeño general del sistema, se tomó la decisión de evaluar solo los artefactos catalogados como correctos durante la inspección visual y compararlos contra los artefactos detectados y clasificados por el sistema.

En la tabla 3.17 se muestra el desempeño general obtenido por los 14 sujetos de prueba, donde se agrega la información de los artefactos que no superan el umbral de clasificación (SPUC). En la tabla se observa un bajo desempeño general de 71%, además de que las clases de mirada abajo y mirada arriba presentan aún peores desempeños con 70 y 63%. Si bien los desempeños pueden considerarse bajos, hay 3 casos, como lo son el sujeto 4,13 y 14 que presentan los mejores desempeños superiores al 80%, mientras que el sujeto 14, que es la persona que más practica y experiencia ha tenido con el desarrollo de esta investigación obtiene un desempeño general superior a 90%. Por otra parte, los sujetos 3 y 12, presentan

los peores desempeños con 41% y 36%. Los porcentajes por sujeto y por cada clase se observan en las matrices de confusión en las tablas 3.18, 3.19 y 3.20.

Tabla 3.17 Desempeños generales obtenidos por los 14 sujetos de prueba

Numero de artefactos		Estimado						total
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	Parpadeo doble	SDUC	
realidad	Abajo	197	29	17	9	4	24	280
	Arriba	27	164	11	8	24	28	262
	Derecha	16	10	281	8	19	47	381
	Izquierda	8	5	12	265	23	48	361
	Parpadeo doble	2	6	1	3	142	33	187
	General							71% 1471

Tabla 3.18 Desempeños del sistema de los sujetos 1 a 4

Sujeto 1		Estimado						%
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	
realidad	abajo	13	8	1	0	0	2	54.17%
	arriba	3	9	0	0	8	1	42.86%
	derecha	1	0	21	0	4	3	72.41%
	izquierda	1	1	0	14	4	7	51.85%
	parpadeo	0	0	0	0	14	2	87.50%
	General							61.76%
Sujeto 2		Estimado						%
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	
realidad	abajo	14	2	0	0	0	3	73.68%
	arriba	1	18	0	0	0	0	94.73%
	derecha	1	3	11	0	1	1	64.70%
	izquierda	0	0	1	13	2	3	68.42%
	parpadeo	0	0	0	0	5	4	55.55%
	General							71.42%
Sujeto 3		Estimado						%
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	
realidad	abajo	6	0	6	2	0	2	37.5%
	arriba	1	2	1	2	4	2	16.67%
	derecha	2	0	12	3	4	3	50%
	izquierda	0	0	2	13	3	3	61.90%
	parpadeo	0	0	0	0	12	2	85.71%
	General							50.35%
Sujeto 4		Estimado						%
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	
realidad	abajo	20	0	0	0	0	0	100%
	arriba	2	15	0	0	1	3	71.43%
	derecha	0	0	25	1	1	3	83.33%
	izquierda	0	0	1	25	2	1	86.21%
	parpadeo	0	0	0	0	13	2	86.67%
	General							85.53%

DESARROLLO DE ALGORITMOS DE DETECCIÓN Y RECONOCIMIENTO DE ARTEFACTOS DE INTERÉS

Tabla 3.19 Desempeños del sistema de los sujetos 5 a 10

Sujeto 5		Estimado						
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%
realidad	abajo	12	2	3	0	0	4	57.14%
	arriba	2	5	0	1	1	4	38.46%
	derecha	1	1	20	0	0	5	74.07%
	izquierda	2	1	1	17	1	3	68%
	parpadeo	1	4	0	2	4	4	26.66%
	General							52.86%
Sujeto 6		Estimado						
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%
realidad	abajo	13	2	1	1	0	0	76.47%
	arriba	1	19	0	0	1	1	86.36%
	derecha	3	0	21	1	1	2	75.00%
	izquierda	0	0	0	21	2	3	80.77%
	parpadeo	0	0	0	0	9	6	60.00%
	General							75.72%
Sujeto 7		Estimado						
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%
realidad	abajo	13	7	1	0	0	4	52.00%
	arriba	1	6	3	1	0	6	35.29%
	derecha	1	0	20	0	3	5	68.97%
	izquierda	2	1	2	15	2	5	55.56%
	parpadeo	1	0	0	0	14	0	93.33%
	General							61.03%
Sujeto 8		Estimado						
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%
realidad	abajo	11	2	1	1	0	1	68.8%
	arriba	2	15	0	0	2	0	78.9%
	derecha	2	0	25	0	1	5	75.8%
	izquierda	0	0	1	20	2	5	71.4%
	parpadeo	0	1	0	0	10	3	71.4%
	General							73.3%
Sujeto 9		Estimado						
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%
realidad	abajo	11	2	1	1	0	1	68.8%
	arriba	2	15	0	0	2	0	78.9%
	derecha	2	0	25	0	1	5	75.8%
	izquierda	0	0	1	20	2	5	71.4%
	parpadeo	0	1	0	0	10	3	71.4%
	General							73.3%
Sujeto 10		Estimado						
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%
realidad	abajo	10	1	1	2	1	1	62.5%
	arriba	5	10	0	0	1	1	58.8%
	derecha	3	4	10	0	0	9	38.5%
	izquierda	2	1	0	20	1	4	71.4%
	parpadeo	0	0	0	0	11	2	84.6%
	General							63.2%

Tabla 3.20 Desempeños del sistema de los sujetos 11 a 14

Sujeto 11		Estimado						
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%
realidad	abajo	15	0	2	2	0	0	78.94%
	arriba	3	4	2	2	0	3	28.57%
	derecha	0	1	16	3	0	2	72.72%
	izquierda	0	1	2	19	0	5	70.37%
	parpadeo	0	0	1	1	5	4	45.4%
	General							59.21%
Sujeto 12		Estimado						
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%
realidad	abajo	9	2	0	0	0	4	60.0%
	arriba	2	4	4	2	0	2	28.6%
	derecha	0	1	11	0	0	4	68.8%
	izquierda	1	0	0	11	0	4	68.8%
	parpadeo	0	0	0	0	0	0	0.0%
	General							45.2%
Sujeto 13		Estimado						
		Abajo	Arriba	Derecha	Izquierda	Parpadeo doble	SDUC	%
realidad	Abajo	26	1	0	0	2	0	89.66%
	Arriba	2	18	1	0	3	3	66.67%
	Derecha	0	0	32	0	2	0	94.12%
	Izquierda	0	0	1	28	0	0	96.55%
	Parpadeo	0	0	0	0	17	1	94.44%
	General							88.29%
Sujeto 14		Estimado						
		abajo	arriba	derecha	izquierda	Parpadeo doble	SDUC	%
realidad	Abajo	24	0	0	0	1	2	88.9%
	Arriba	0	24	0	0	1	2	88.9%
	Derecha	0	0	32	0	1	0	97.0%
	Izquierda	0	0	0	29	2	0	93.5%
	Parpadeo doble	0	0	0	0	18	0	100%
	General							93.7%

Con la obtención de estos desempeños se observa que el promedio es cercano a 70%, si bien es bajo, podría señalar un error en particular durante la etapa de la creación de la base de datos, y es la falta de entrenamiento y tiempo de practica con el desempeño. Y esto se observa en el sujeto 14, debido a que es la única persona de la base de datos que ha estado en constate contacto con el desarrollo del sistema, y esto se resalta por la obtención de los mejores desempeños. Para evaluar el factor del entrenamiento en el capítulo 4 se decidió realizar una nueva base de datos para evaluar dos aspectos, la funcionalidad del sistema en línea y la adaptabilidad del sujeto conforme una serie de entrenamientos.

CAPÍTULO 4. SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE ARTEFACTOS EN LÍNEA Y FUERA DE LÍNEA

En este capítulo se presenta la metodología y desarrollo de un prototipo de ICC, mediante la adaptación de los algoritmos de detección y reconocimiento de artefactos. Además, se expone la creación de una nueva base de datos, que permita evaluar la relación entre el desempeño del sistema para detección y reconocimiento contra el tiempo de entrenamiento.

La estructura de este capítulo se distribuye de la siguiente manera: en la sección 4.1 se presentan las adaptaciones y/o modificaciones necesarias para tener un sistema de detección y reconocimiento de artefactos en línea. En la sección 4.2 se muestran las modificaciones a la interfaz de múltiples elementos con el fin de que pueda ser utilizada en el análisis de artefactos en línea y fuera de línea. La creación de la nueva base de datos se encuentra en la sección 4.3, mientras que el análisis del sistema fuera de línea y en línea se presenta en las secciones 4.4 y 4.5. Finalmente, en la sección 4.6 se presentan resultados generales de sobre la base de datos y el sistema ICC.

4.1 Modificaciones al sistema de detección y reconocimiento de artefactos

Durante el desarrollo de las bases de datos y el análisis de los artefactos en el capítulo 2, como en el desarrollo de los algoritmos de detección y reconocimiento de artefactos, se usaron funciones y herramientas de Matlab® que brindan una ayuda en el análisis y procesamiento de las señales, sin embargo, como se explicara en las siguientes secciones, algunas funciones no pueden ser utilizadas en un sistema en línea y es necesario buscar la manera de adaptar estas funciones.

4.1.1 Adaptación de la etapa de preprocesamiento

Durante la creación de las bases de datos en el capítulo 2, la etapa de preprocesamiento consistió en tres pasos, como se describe en la sección 2.4.3.1, eliminación del offset de la señal, filtrado de las señales y generación de las señales que resaltan la información de los artefactos en dirección vertical y horizontal.

Para realizar los dos primeros pasos de la etapa de preprocesamiento, después de cargar las señales EEG en Matlab, se utilizaba la función *mean()* para calcular la media y remover

el offset de cada señal. Posteriormente, el filtrado de las señales se realiza por medio de la función *filtfilt()*, la cual tiene la característica de tener fase de distorsión igual a cero, lo que fuera de línea, permite conservar las características de una forma de onda filtrada en el tiempo exactamente donde ocurren en la señal sin filtrado [51]. En la figura 4.1 se presenta una ventana de las señales originales y las señales filtradas para ejemplificar el resultado de aplicar los dos primeros pasos de la etapa de preprocesamiento en las señales $X_{AF7}(n)$ y $X_{AF8}(n)$ (ver fig. 4.1 a)), obteniendo como resultado $X_{fAF7}(n)$ y $X_{fAF8}(n)$ (ver fig. 4.1 b)). En el caso de la señal $X_{AF7}(n)$ el valor mínimo en el segundo valle se encuentra en la muestra 196, que corresponde a la misma muestra que se presenta el mínimo en la señal $X_{fAF7}(n)$, lo cual confirma la fase cero del filtro.

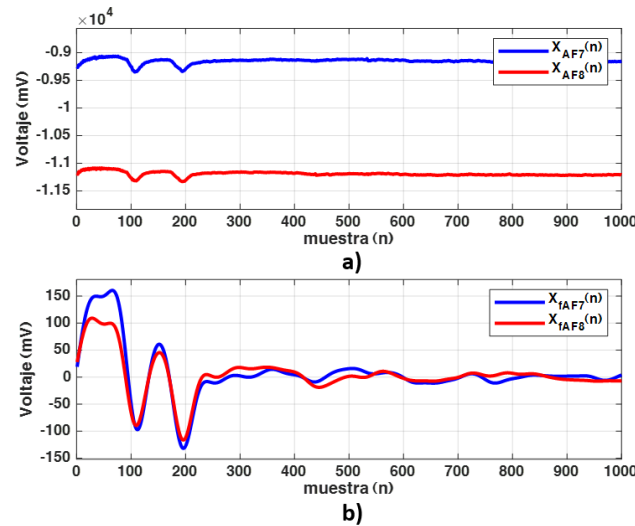


Figura 4.1 Ejemplo del resultado del preprocesamiento a) señales sin filtrado, b) señales filtradas.

Después de filtrar las señales se obtienen las señales resultantes $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ por las ecuaciones 2.15 y 2.16. Con el fin de evaluar si las funciones *mean()* y *filtfilt()* usadas en la etapa de preprocesamiento pueden funcionar en un procesamiento de bloques en línea, con ventanas de 125 muestras, se realizó un script que nos permite hacer la simulación de las señales en línea y en cada ventana aplicar el preprocesamiento. Además, el script permite visualizar cada ventana después del filtrado.

En la figura 4.2 se presenta un ejemplo de las imágenes de las señales en cada ventana, donde se presenta una modificación en los valores. Se observa que la muestra en el tiempo

0.444 segundos el valor de la señal $X_{AF7}(n)$ en azul va cambiando conforme se va actualizando la ventana.

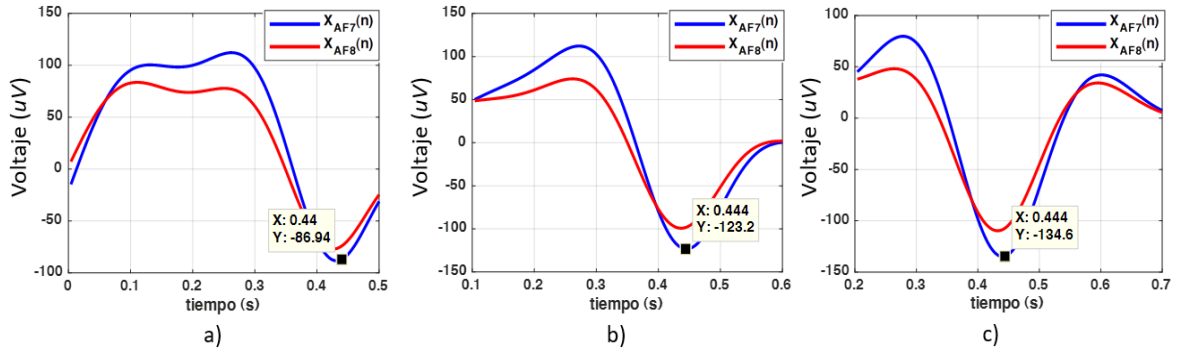


Figura 4.2 Problema del uso de la función *filtfilt()* en simulación en línea, a) primera ventana, b) segunda ventana, c) tercera ventana.

Además, en la figura 4.3 se presenta la diferencia de realizar el filtrado de las señales antes de proceder a realizar el procesamiento por bloques contra el filtrado de las señales durante el procesamiento de bloques. En la figura 4.3 a) se presentan las señales que fueron filtradas antes de empezar el procesamiento de bloques con ventanas de 125 muestras. En la figura 4.3 b) se presenta el resultado de hacer el filtrado de las señales durante el procesamiento de bloques, donde se observa que las señales son deformadas. Debido a que la función *mean()* solo calcula el valor de la media, el problema de la deformación de la señal se debe a la función de *filtfilt()*.

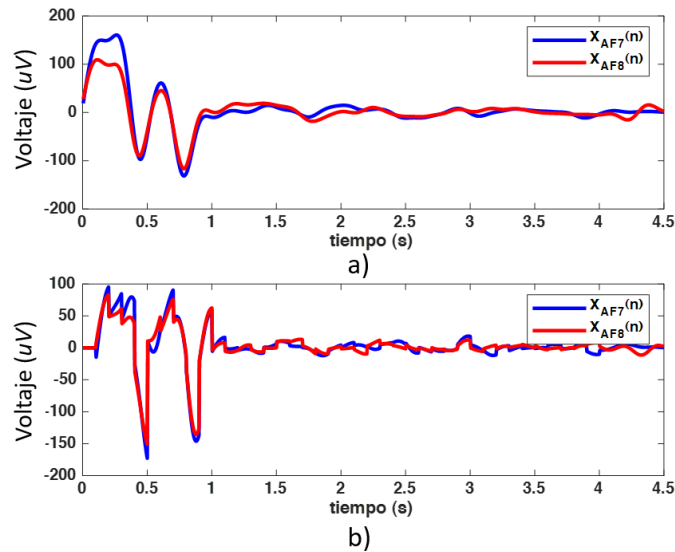


Figura 4.3 Señales $X_{AF7}(n)$ y $X_{AF8}(n)$ filtradas con la función *filtfilt()* a) señales filtradas en ventana de 1125 muestras (4.5 segundos), b) señales filtradas y unidas por ventanas de 125 muestras.

Con la premisa de que la función *filtfilt()* no es posible de usar para funcionar en una ICC en línea, se decidió remplazar la función. Para sustituir el filtrado con esta función, se decidió utilizar el filtro en ecuación de diferencias, utilizando los mismos coeficientes del filtro presentados anteriormente en la ecuación 2.5:

$$a = [9 \quad -7.705 \quad 25.98 \quad -50.101 \quad 60.393 \quad -46.61 \quad 22.49 \quad -6.204 \quad 60.39] \quad 4.1$$

$$b = [8.08E-6 \quad 0 \quad 3.23E-5 \quad 0 \quad 4.8E-5 \quad 0 \quad -3.23E-5 \quad 0 \quad 8.08E-6] \quad 4.2$$

Por lo tanto, la ecuación de diferencias queda de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} X_{fAF7}'(n) &= \sum_{t=0}^8 b_t \cdot X_{oAF7}(n-t) - \sum_{t=1}^8 a_t \cdot X_{fAF7}(n-t) \\ X_{fAF8}'(n) &= \sum_{t=0}^8 b_t \cdot X_{oAF8}(n-t) - \sum_{t=1}^8 a_t \cdot X_{fAF8}(n-t) \end{aligned} \quad 4.3$$

Para implementar el filtro en ecuación de diferencias en Matlab, debería ser solo necesario crear un vector de 9 elementos guardar los elementos de X_{fAF7}' y X_{fAF8}' . No obstante, aunque el filtrado se puede implementar de esta manera, existen dos problemas: la parte oscilatoria del filtro y el retardo de grupo.

Respecto al problema de la parte oscilatoria del filtro, se realizó una simulación en línea y se filtraron las señales de distintos sujetos de prueba, se observó que la parte oscilatoria del filtro dura aproximadamente 8 segundos en promedio, pero el peor caso fue de 11 segundos en las señales del del sujeto 14. En la figura 4.4 se muestra un ejemplo de las señales EEG filtradas del sujeto 14 resaltando la parte oscilatoria y la parte estacionaria.

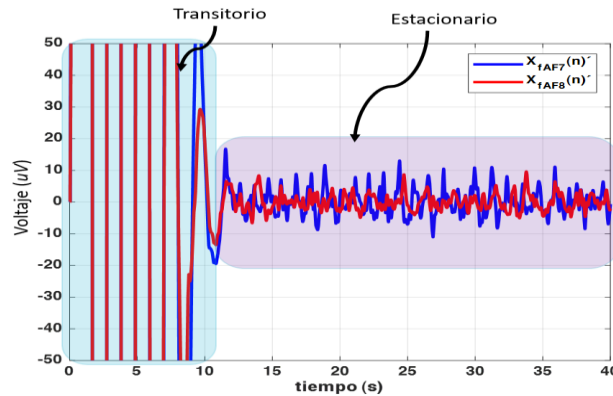


Figura 4.4 Señales EEG filtradas por un filtro de ecuaciones en diferencia resaltando estado transitorio y estacionario.

Respecto al retardo de grupo, se realizaron varias pruebas que consistió en encontrar los máximos y mínimos en señales EEG de 50 artefactos filtrados por la función *filtfilt()* y filtrados por la ecuación de diferencias, después de realizar estas pruebas, se encontró que el retardo de grupo es de 0.17 segundos, equivalente a 40 – 44 muestras. Un ejemplo del retardo de grupo se muestra en la figura 4.5 a) donde se visualizan las señales filtradas X_{fAF7} , X_{fAF8} por la función *filtfilt()*, mientras que en la figura 4.5b) se muestran las señales X_{fAF7}' y X_{fAF8}' filtradas por el filtro en ecuación de diferencias. El pico máximo resaltado en ambas figuras es el pico generado por un artefacto de mirada arriba, en el caso de la figura 4.5 a) se presenta en el tiempo 41.6 segundos, mientras que el máximo del artefacto en la figura 4.5 b) se presenta en el tiempo 41.77 segundos, obteniendo un retardo de grupo de 43 muestras o 0.17 segundos. Este retardo no debería de generar complicaciones que impidan una interacción cómoda del sujeto con el sistema.

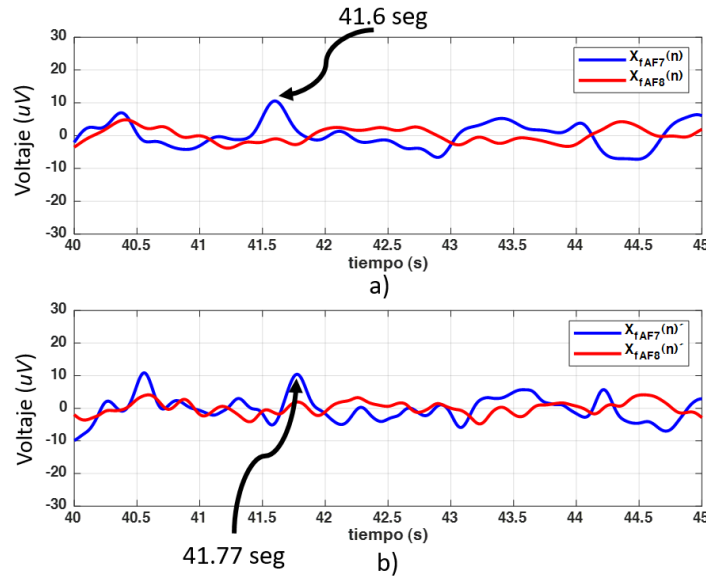


Figura 4.5 Ejemplo del retardo de grupo, a) señales filtradas $X_{fAF7}(n)$ y $X_{fAF8}(n)$, b) señales filtradas $X_{fAF7}'(n)$ y $X_{fAF8}'(n)$.

Otra problemática que se detectó fue que los valores obtenidos de X_{fAF7}' e X_{fAF8}' tendían a ser valores más altos comparados con los obtenidos por la función *filtfilt()*. De manera experimental, se determinó que para obtener valores similares a los obtenidos por la función, es necesario realizar la siguiente operación:

$$Y_{AF7}(n) = \frac{\sum_{t=0}^8 X_{fAF7}(t)}{18} \quad 4.4$$

$$Y_{AF8}(n) = \frac{\sum_{t=0}^8 X_{fAF8}(t)}{18}$$

Las señales resultantes $Y_{AF7}(n)$ e $Y_{AF8}(n)$ son las señales resultantes que serán utilizadas para crear las señales que resaltan la información de los artefactos según su dirección. Por lo tanto, las señales resultantes $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ de las ecuaciones 2.15 y 2.16 serán sustituidas por $Y_v'(n)$ y $Y_h'(n)$ para el desarrollo del sistema en línea.

$$Y_v'(n) = Y_{AF7}(n) + Y_{AF8}(n) \quad 4.5$$

$$Y_h'(n) = Y_{AF7}(n) - Y_{AF8}(n) \quad 4.6$$

4.1.2 Adaptación de los algoritmos de detección y reconocimiento

Se realizó una evaluación del funcionamiento de los algoritmos con las señales $Y_v'(n)$ y $Y_h'(n)$ sin actualizar los umbrales Th_{v6} y Th_{h6} . Lo que generó una cantidad considerable de falsos negativos. Por lo tanto, se actualizaron los umbrales, empleando el mismo algoritmo de calibración descrito en la sección 3.2.3 utilizando las señales $Y_v'(n)$ e $Y_h'(n)$. Con esta actualización de umbrales, se logró que el sistema funcionara de la manera similar al presentado en la sección 3.4.2.

Si bien los valores de las señales $Y_v'(n)$ e $Y_h'(n)$ son un poco distintos, el algoritmo de reconocimiento no presentó problemas en el reconocimiento de artefactos reales, por lo tanto, no es necesario realizar alguna modificación al algoritmo. Sin embargo, se presentarán modificaciones a los algoritmos para que estén enlazados a la interfaz de múltiples elementos y los distintos estímulos en ella, después de su rediseño.

4.2 Rediseño de la Interfaz de múltiples elementos y adaptación de los algoritmos de detección y reconocimiento

Durante la creación de la base de datos en el capítulo 2, por parte de los sujetos de prueba y de consejo de expertos, se tuvo una retroalimentación sobre que los colores de la interfaz de múltiples elementos (ver figura 4.6) era cansada para la vista. Y aunque los colores de

blanco y negro de la interfaz permitían que el sujeto de pruebas mantuviera su mirada fija en el elemento de interés (color verde), no se consideró recomendable seguir con estos colores para su implementación en línea, por esta razón se buscó alternativas de otros colores para la interfaz y los distintos estímulos en ella.

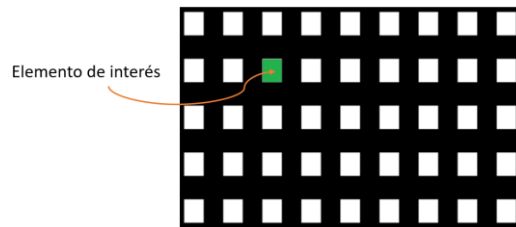


Figura 4.6 Interfaz de múltiples elementos.

4.2.1 Cambios de color en la interfaz de múltiples elementos

Tomando como referencia la teoría, la importancia y significado del color expuestos en [52], el primer punto a modificar fue el color negro del fondo, el cual se cambió por un color azul oscuro, que señalan es usado para mantener la atención. En el caso del color blanco, este fue cambiado por un color gris, que funciona como un color neutro lo cual permite no distraer. Además, se decidió resaltar solo las esquinas de los elementos en color gris, dejando el centro del elemento del mismo color que el fondo. En la figura 4.7 se muestra el nuevo diseño del color de la interfaz.

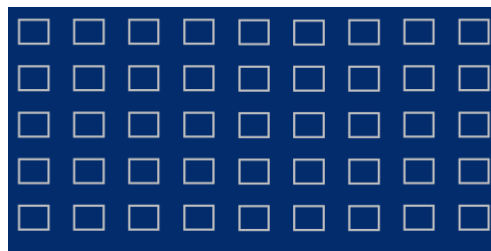


Figura 4.7 Rediseño en color de la interfaz de múltiples elementos.

4.2.2 Cambios de color en los elementos para distintos estímulos

Una de las problemáticas que se tuvo con la base de datos creadas, es que solo se tenía la información del tiempo y tipo de estímulo, por ello, en los resultados del algoritmo de detección no se considera los falsos positivos, es decir, cuando el sujeto tenía la mirada fija en un elemento, además, como se ha descrito en los problemas de generación de intervalos grandes sección 3.2.5, después de realizar un artefacto de movimiento ocular o bien parpadeo

doble, en algunas ocasiones los sujetos necesitaban parpadear o moverse un poco, para sentirse cómodos nuevamente. Considerando estas dos problemáticas se propuso que la interfaz tuviera más estímulos que indicaran: el inicio y fin de la prueba, cuando mantener la mirada fija, cuando ejecutar un artefacto de interés y cuando pueden moverse o parpadear para hidratar los ojos.

Las modificaciones de los colores y estímulos se deben de adaptar para que la interfaz pueda funcionar como su versión anterior para análisis fuera de línea y para su funcionamiento en línea. Esto con el fin de poder crear una nueva base de datos que permita evaluar los aspectos de funcionalidad del sistema en línea y la adaptabilidad del sujeto conforme una serie de entrenamientos mediante el análisis fuera de línea.

4.2.3 Modificación de los estímulos para su funcionamiento fuera de línea

El estímulo para indicar el primer elemento resalto, así como el inicio del funcionamiento del sistema se muestran en la figura 4.8. El estímulo consiste en resaltar en color rojo el elemento m_{35} por un periodo de 12 segundos, a causa del tiempo máximo para la estabilización del filtro. Después, el elemento resaltado vuelve a su color azul oscuro del fondo, mientras que los bordes cambian a color amarillo, indicando al sujeto de pruebas que fije la mirada sobre el elemento y evite parpadear o moverse en la medida de lo posible, visto de otra manera, es un estímulo de alerta. Después de medio segundo, los bordes cambian a un color azul claro, que indica un estímulo de concentración y después de un segundo se presentará un estímulo de artefacto de movimiento ocular o de parpadeo doble.

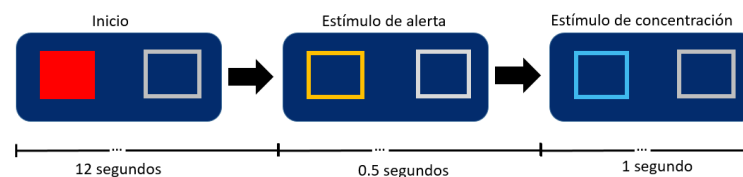


Figura 4.8 Ejemplo del inicio del sistema para toma de muestras.

En el caso de estímulos de artefactos relacionados a movimientos oculares simples, la secuencia de estímulos se muestra en la figura 4.9, donde después del estímulo de concentración, se presenta un estímulo de artefacto, para este ejemplo es un estímulo de mirada a la derecha. El estímulo dura un segundo para realizar el artefacto indicado, después de esto, se presentará un estímulo de descanso durante 2 segundos, este tiempo se da para

que el sujeto parpadee para hidratar sus ojos si lo cree necesario o moverse por instante. Después del estímulo de descanso, se vuelve a presentar el estímulo de alerta para posteriormente pasar al estímulo de concentración y después presentar otro estímulo de movimiento ocular o parpadeo doble.

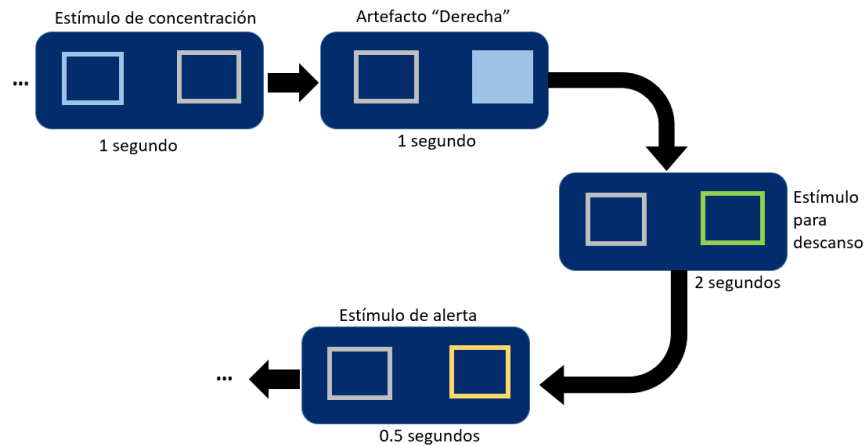


Figura 4.9 Esquema de estímulos para indicar realizar un artefacto de movimiento ocular.

En la figura 4.10 se presenta la misma secuencia de estímulos, para realizar un parpadeo doble, el cual tiene una duración de 2 segundos, posteriormente aparece el estímulo de descanso, después el de alerta y se repite el proceso.

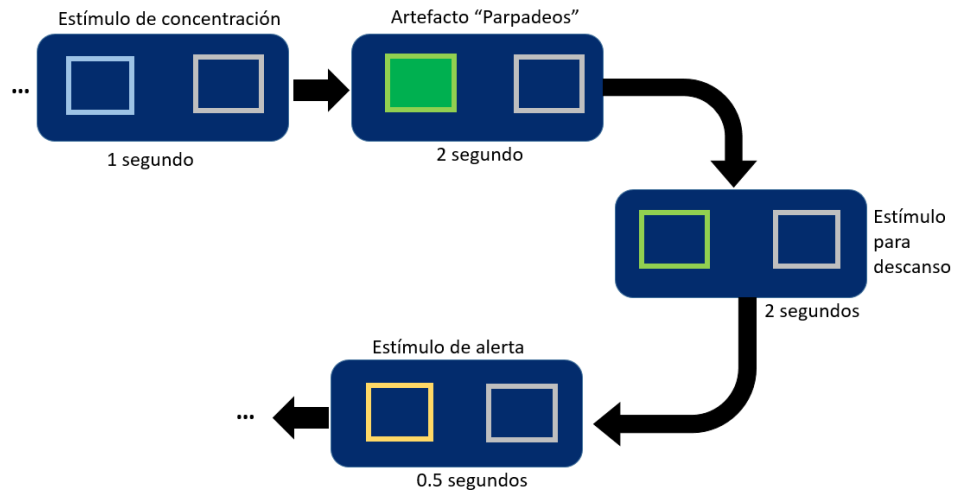


Figura 4.10 Esquema de estímulos para indicar realizar un artefacto de parpadeo doble.

Una vez que se concluyen todos los estímulos para realizar los artefactos y se presenta el estímulo de descanso, se presenta un estímulo para indicar el fin de la prueba, para esto, el elemento resaltado cambia a color rojo.

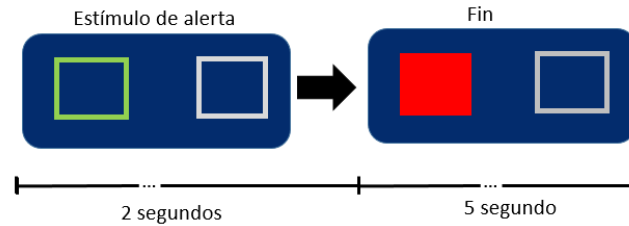


Figura 4.11 Ejemplo del fin del sistema para toma de muestras.

4.2.4 Modificación de los estímulos para su funcionamiento en línea

Respecto a la modificación a los estímulos para su funcionamiento en línea, solo el inicio del sistema y terminación de este, son iguales a los presentados para fuera de línea. Ahora los estímulos para la detección y reconocimiento de los artefactos tienen la siguiente secuencia de estímulos o indicaciones.

En el caso de detección y reconocimiento de movimientos oculares simples, el esquema de estímulos es el siguiente:

1. Una vez que se da el estímulo de alerta con una duración de medio segundo, se pasa al estímulo de concentración. En este punto, mientras el sujeto tenga su mirada fija sobre el elemento resaltado, no habrá ningún cambio.
2. Cuando se realiza un artefacto voluntario o involuntario, el elemento resaltado cambia a un color azul claro en fondo, indicando de que se está detectando y guardando la información del artefacto.
3. Si el algoritmo de reconocimiento reconoce un artefacto de movimiento ocular, regresara a su color normal (bordes grises) el elemento resaltado y dependiendo del tipo de artefacto reconocido, el elemento vecino cambia sus bordes a un color verde, indicando un estímulo de descanso.
4. Si el algoritmo no reconocer el artefacto, el elemento resaltado da un estímulo de descanso, sin afectar a ningún elemento vecino.
5. Después del estímulo de descanso, aparece el estímulo de alerta, para posteriormente volver al estímulo de concentración y repetir el proceso.

En la figura 4.12 se presenta el esquema de los estímulos para retroalimentar al sujeto durante la detección de artefactos en línea.

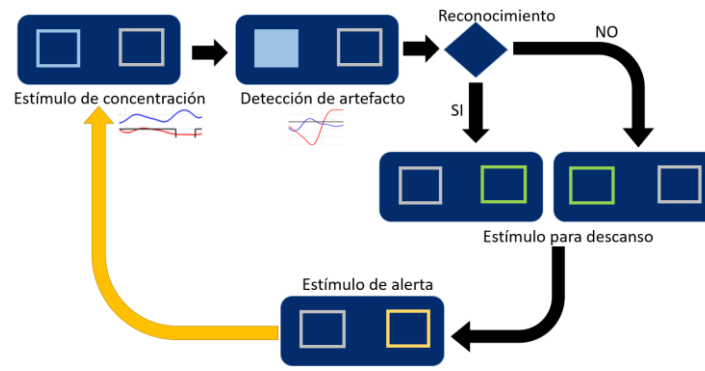


Figura 4.12 Esquema de estímulos para la detección y reconocimiento de artefactos en línea.

En el caso de la detección y reconocimiento de parpadeos dobles, se sigue el mismo procedimiento, pero, una vez que se detecta el parpadeo doble, se da una señal para retroalimentar al sujeto, resaltando el elemento en color verde y después se prosigue con el estímulo de descanso como se observa en la figura 4.13.

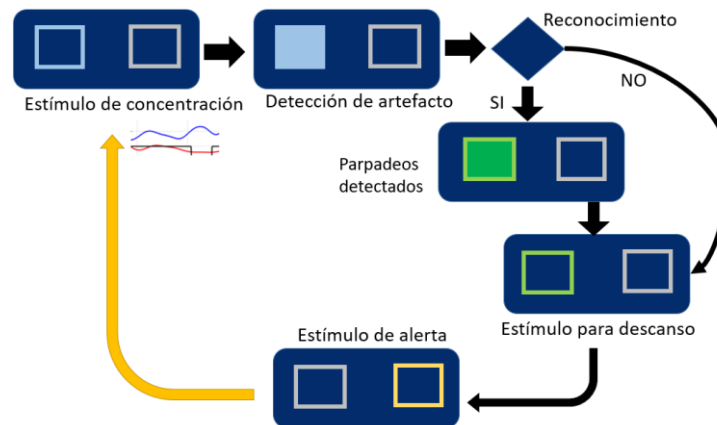


Figura 4.13 Esquema de estímulos para la detección y reconocimiento de parpadeos dobles en línea.

Sin embargo, se decidió que el artefacto de parpadeo doble tuviera la función de memoria, es decir, si el sujeto realiza un parpadeo doble, se regresará una posición anterior, por lo tanto, si el sujeto quisiera regresar su mirada a un elemento anterior, podría realizar el movimiento ocular simple o bien realizar un único parpadeo doble. No obstante, esta función solo guardará la última posición, de tal forma que, no puede ser usada para regresar varias posiciones en la interfaz. En la figura 4.14 se presenta un ejemplo de la acción del parpadeo doble, el ejemplo inicia con la detección de un artefacto de mirada a la izquierda, y mediante el reconocimiento de un parpadeo doble, se devuelve a la posición anterior.

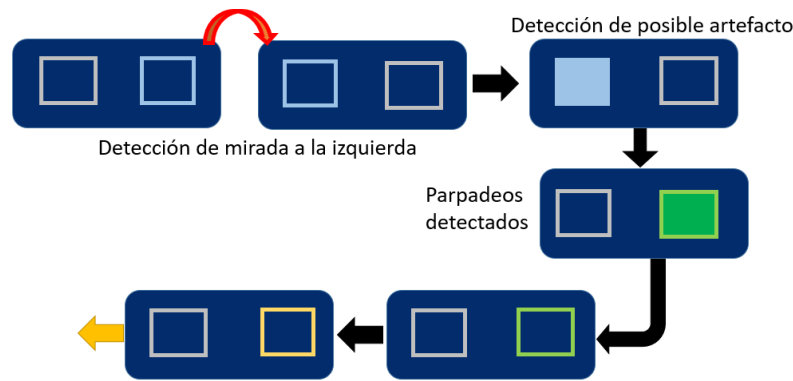


Figura 4.14 Ejemplo del funcionamiento del artefacto referente a parpadeo doble en la interfaz ICC.

Otro estímulo que se agregó es para cuando ocurren movimientos oculares fuera del límite de la matriz de elementos, lo cual no es posible. Este estímulo consiste en que el elemento resaltado cambia su color de fondo a gris y sus bordes a verde por 1 segundo. En la figura 4.15 se presenta un ejemplo del problema de realizar movimientos oculares hacia afuera de la interfaz estando en límite de la matriz de elementos.

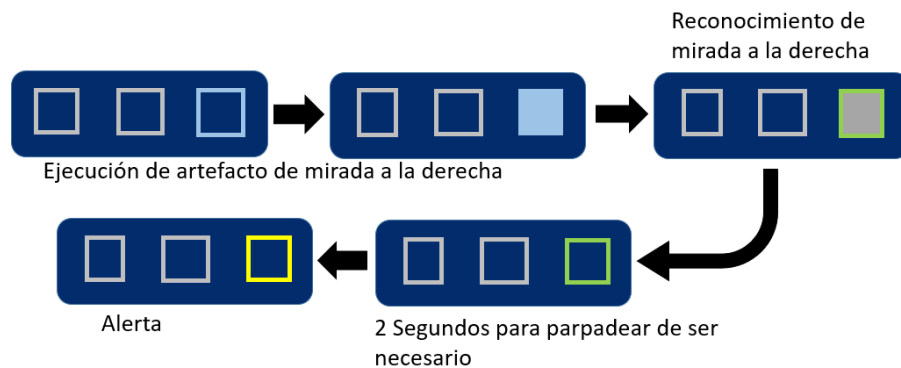


Figura 4.15 Ejemplo de retroalimentación para indicar que no es posible avanzar hacia donde no hay elementos.

Otro estímulo es para indicar cuando se está ejecutando un intervalo sumamente grande, esto se hace cambiando el color del elemento resaltado a un color amarillo en el fondo y bordes en color rojo. Este estímulo se presentará hasta que hasta que las señales EEG se vuelvan estables y no mantengan valores que activen el algoritmo de detección (ver figura 4.16). Sin embargo, este estímulo también aporta información a la persona a cargo de la prueba en caso de que el sujeto de pruebas tenga la mirada fija y se presentará el problema de intervalo sumamente grande, indicando problemas con los valores de los umbrales o un

mal posicionamiento de los electrodos. Otro caso donde se puede presentar este estímulo es cuando el sujeto de pruebas empiece a moverse por alguna incomodidad.

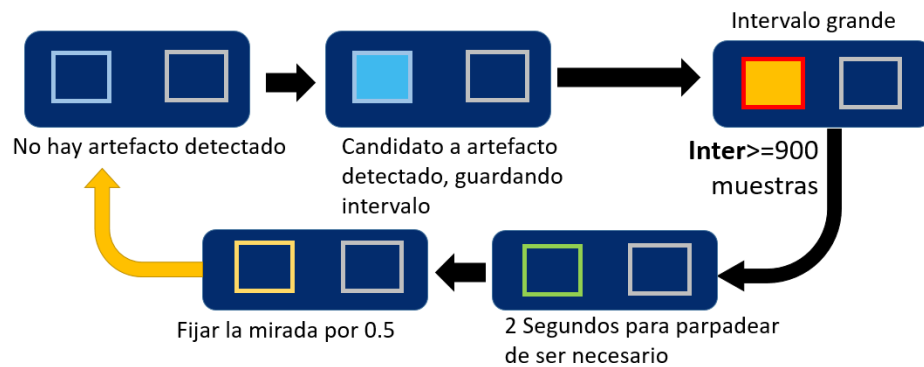


Figura 4.16 Estímulo para indicar el problema de intervalo sumamente grande.

Además, se tomó la consideración de que, si se presenta un intervalo sumamente grande, no se ejecuta ninguna acción de reconocimiento de artefactos en el intervalo.

4.2.5 Adaptación de los algoritmos de detección y reconocimiento con los estímulos de la interfaz de múltiples elementos

En esta sección se explicará la adaptación de los algoritmos de detección y reconocimiento con la interfaz de múltiples elementos y la relación de los estímulos con los estados del algoritmo de detección.

Primeramente, cuando se inicia la prueba y la interfaz muestra el elemento resaltado en color rojo, en este punto se inicia el filtrado de la señal y el termino del estado transitorio del filtro. Después, en el estímulo de alerta, se crea la ventana de 125 muestras. El algoritmo de detección permanece inhabilitado hasta que se presenta el estímulo de concentración y el estímulo de concentración permanecerá mientras que se permanezca en el estado **A** del algoritmo.

A posteriori a la detección de un artefacto y cambio al estado **B** del algoritmo de detección, mientras se esté en alguno de los estados **B**, **C**, **D** y **E** aparecerá el estímulo de detección. No obstante, en los estados **D** y **E** se evalúa el tamaño del intervalo **Inter** y si este sobrepasa las 900 muestras, se presenta el estímulo de intervalo sumamente grande. En la figura 4.17 se presenta una imagen para ejemplificar la relación de algunos estímulos de la interfaz con los estados del **A**, **B**, **C**, **D** y **E** del algoritmo de detección de artefactos.

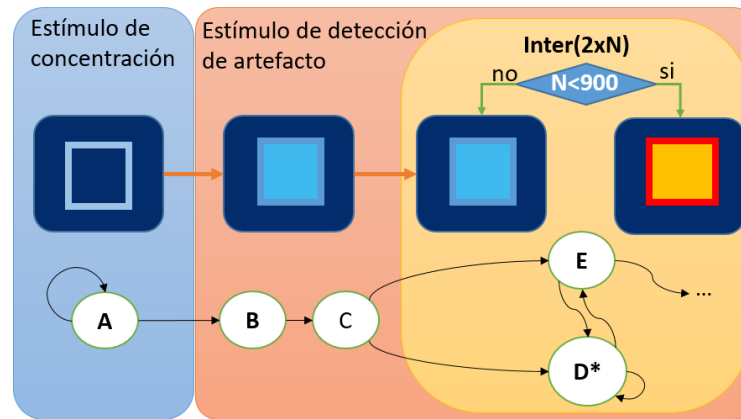


Figura 4.17 Relación entre estímulos de la interfaz con estados A, B, C, D y E del algoritmo de detección.

Respecto al estado **F** donde se realiza el reconocimiento del posible artefacto guardado en el intervalo **Inter**, se presentan 4 estímulos posibles, el primero de ellos es el caso donde la longitud N del vector **Inter** supera las 900 muestras. Si N es menor a 900 muestras y los valores de las señales EEG no son atípicos, se presenta uno de siguientes tres estímulos para reconocimiento de un movimiento ocular simple, reconocimiento de un doble parpadeo, o reconocimiento de movimiento ocular hacia afuera de la matriz de elemento.

En la figura 4.18 se presenta la relación de los estímulos para el estado **F** del algoritmo de detección, donde se realiza el reconocimiento de los artefactos de interés, y dependiendo del tipo de artefacto reconocido o error detectado se resalta un estímulo.

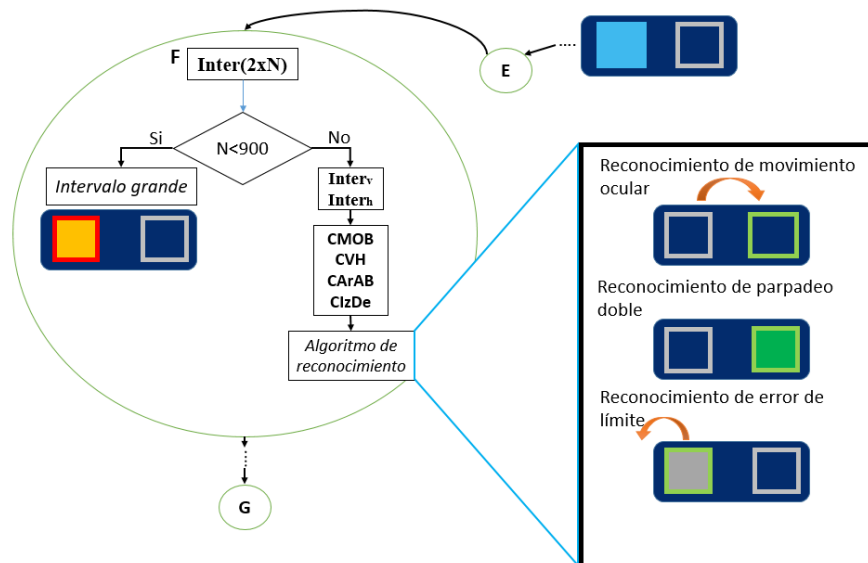


Figura 4.18 Relación del estado **F** y sus distintos estímulos dependiendo del algoritmo de reconocimiento.

Respecto a los estímulos presentados en el estado **G**, son dos, primero se presenta el estímulo de descanso y después el estímulo de alerta. Enseguida se regresa al estado **A** donde se presenta nuevamente el estímulo de concentración.

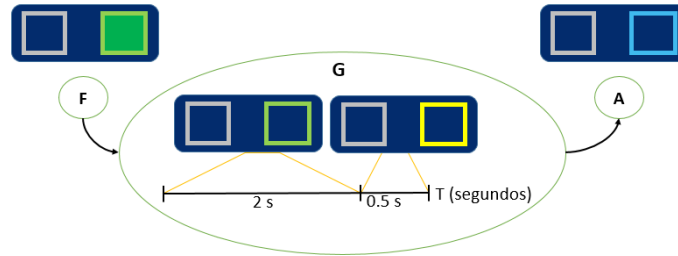


Figura 4.19 Relación de los estímulos de la interfaz con el estado **G** del algoritmo de detección.

Con esto se concluye el rediseño y modificación de la interfaz de múltiples elementos, así como las adaptaciones de los algoritmos de detección y reconocimiento, los cuales durante el tiempo de rediseño y modificación fueron probados con los sujetos de prueba 6, 8 y 14, hasta concluir que los estímulos y tiempos de duración de estos fueran cómodos para la interacción y funcionamiento del sistema ICC en línea.

4.3 Creación de una nueva base de datos

Teniendo en cuenta las modificaciones al sistema ICC para su funcionamiento en línea y fuera de línea, se decidió crear dos nuevas bases de datos que contuviera la información de las señales EEG, así como los targets de los estímulos. La primera base de datos contiene información del entrenamiento, dicho de otra forma, durante la creación de esta base se les pidió a los sujetos de prueba que realizaran los artefactos de movimientos oculares simples o parpadeos dobles según lo indicase la interfaz de múltiples elementos. La segunda base de datos contiene la información de las señales EEG y targets mientras los sujetos se encontraban practicando con el sistema en línea, es decir, los sujetos podían moverse libremente por la interfaz o realizar recorridos de un elemento de la interfaz a otro elemento.

4.3.1 Selección de sujetos de prueba

Para la creación de las dos bases de datos se contó con la participación de cinco sujetos de prueba, un sujeto nuevo y cuatro de ellos participantes de la primera base de datos, estos son los sujetos 6, 8, 9 y 14. Respecto al quinto y nuevo sujeto de prueba, se denomina como

el sujeto 15, con una edad de 24 años, vista normal y con experiencia previa de otros sistemas ICC.

La cantidad de sujetos de prueba para estas dos bases de datos es menor a la cantidad utilizada para la primera base de datos realizada, pero, a diferencia de la primera prueba donde los sujetos de prueba solo fueron citados un día para la interacción con el sistema, para estas dos pruebas se planteó realizar 4 días de pruebas, durante los cuales el sujeto interactuó con el sistema ICC por 45 minutos diarios. Esto debido a las observaciones y conclusiones a finales del capítulo 3 sobre los desempeños obtenidos por los sujetos de pruebas y el caso del sujeto 14 que presentó los mejores desempeños fuera de línea, lo cual se asocia al gran tiempo que pasó interactuando con el sistema ICC y desarrollo de este.

Los sujetos seleccionados para crear la nueva base de datos fueron seleccionados porque tenían la disponibilidad para asistir a los cuatro días seguidos de entrenamiento y prueba del sistema ICC.

4.3.2 Metodología para la creación de las bases de datos

Respecto a las condiciones del ambiente y metodología para realizar los experimentos, estas fueron las mismas que se plantearon en el capítulo 2 donde se considera una buena iluminación, una silla cómoda, una pantalla de 32" con la interfaz de múltiples elementos, una distancia D de 50 cm desde el elemento central de la interfaz a los ojos del sujeto de pruebas (ver figura 4.20).

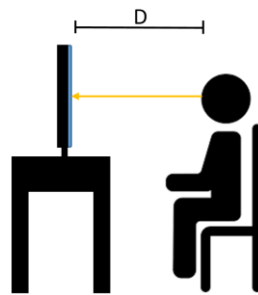


Figura 4.20 Ejemplo del escenario de la toma de muestras

Nuevamente, se le pidió a cada sujeto que firmaran un documento de autorización para el experimento. Después se dio una explicación del objetivo del proyecto de tesis, la manera de interactuar con la interfaz de múltiples elementos, el significado de cada estímulo y además,

se resolvieron todas las dudas que tuvieron los sujetos de prueba hasta que se sintieran listos para iniciar con los experimentos para crear las bases de datos.

Respecto a los experimentos para crear la primera base de datos de entrenamiento, se les pidió a los sujetos seguir el elemento resaltado según lo indicara la interfaz, los estímulos de artefactos se presentaron de manera aleatoria y la cantidad de artefactos a realizar fue nuevamente de 50 artefactos de interés, 44 referentes a movimientos oculares simples y seis de parpadeos dobles.

La base de datos de entrenamiento fue diseñada para realizar su análisis fuera de línea debido a que en esta se busca que el usuario practique e interactúe con el sistema ICC. Mientras que la segunda base de datos consistió en que los sujetos interactuaran con el sistema ICC en línea, en el cual ellos podían moverse por los elementos de la interfaz realizando movimientos oculares simples y parpadeos dobles. Sin embargo, tomando en consideración los trabajos [21] [29] y buscando una manera de medir y ver el resultado de la interacción mediante el tiempo de practica durante cuatro días, se le dió la instrucción a los sujetos de realizar movimientos oculares para que el elemento resaltado hiciera un recorrido por distintas posiciones de la matriz de elementos de la interfaz, con un total de tres trayectorias distintas. Lo anterior con el fin de medir los tiempos que le tomaba hacer las tres trayectorias y el tiempo total del recorrido, además del número de artefactos voluntarios necesarios para concluir el recorrido. La primera trayectoria consistió en llevar el elemento resaltado en la posición central m_{35} a la posición del elemento m_{19} , la segunda trayectoria consistió en descender a la posición m_{59} y después, la tercera trayectoria es volver a la posición del elemento central (ver figura 4.21).

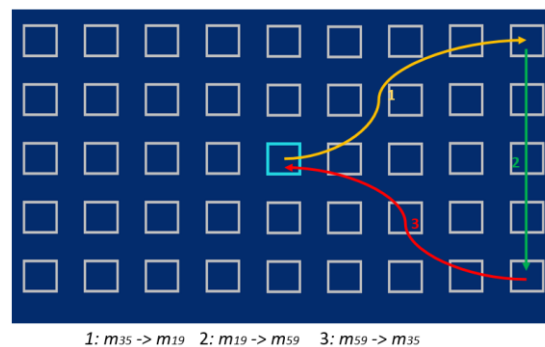


Figura 4.21 Recorrido a seguir en la prueba del sistema en línea (trayectoria 1 en amarillo, en verde trayectoria 2 y trayectoria 3 en rojo).

Idealmente el recorrido puede ser concretado con 16 artefactos de movimientos oculares simples (cuatro artefactos en cada una de las direcciones) en un tiempo cercano a 50 segundos, donde se incluyen dos segundos de descanso por cada artefacto realizado.

La creación de ambas bases de datos se llevó a cabo durante 4 días, donde en el primer día cada sujeto de pruebas realizó un total de cuatro pruebas de entrenamiento, con un tiempo para descansar entre cada prueba. El conjunto de información de señales EEG junto con los targets de la última prueba, fue utilizado junto con el algoritmo de calibración para obtener los umbrales th_v y th_h , y así proceder a la prueba del sistema en línea. No obstante, antes de empezar con la prueba del recorrido, a cada sujeto se le dio 5 minutos de práctica libre para realizar artefactos referentes a movimientos oculares o a parpadeos dobles. En caso de que la persona a cargo o el sujeto de prueba notara una dificultad para interactuar con el sistema, se reajustaban los umbrales th_v y th_h y se le daba un tiempo para volver a practicar. Después se procedió a realizar la prueba del recorrido. En dicha prueba, se cronometra el tiempo que le tomó al sujeto realizar las tres trayectorias.

Durante el segundo y tercer día, el sujeto iniciaba su interacción con el sistema en línea, se cargaban los umbrales del día anterior y se le pedía realizar el recorrido definido, esto con el fin de evaluar si el sujeto podía seguir interactuando con el sistema después de haber pasado casi 24 horas sin usarlo, además, también se quería ver si después de realizar un entrenamiento, los tiempos en concluir el recorrido disminuiría. Después de la prueba en línea, los sujetos debían realizar tres pruebas de entrenamiento. Concluido las pruebas de entrenamiento, se procedía a actualizar los umbrales, se les daban 5 minutos para practicar y se realizaba una prueba del recorrido en línea. Se debe destacar que los sujetos de prueba durante los 5 minutos de prueba optaban por practicar los movimientos para realizar el recorrido.

El cuarto y último día, nuevamente se inició el experimento con la prueba del recorrido en línea, pero una vez concluida esta prueba, solo se realizaron dos pruebas de entrenamiento. Después se realizó la prueba del sistema en línea una vez más.

Al final del cuarto día, se contó con un total de 12 conjuntos de pruebas de entrenamiento para análisis fuera de línea y 7 conjuntos de pruebas de recorridos en línea por cada sujeto de prueba. Respecto a la base de datos de entrenamiento, se consideran que los 10 conjuntos

obtenidos en los primeros tres días son conjuntos de práctica, mientras que los últimos dos conjuntos del cuatro día, se consideran como conjuntos de validación una vez concluido la etapa de práctica de los primeros tres días.

4.4 Evaluación del sistema ICC fuera de línea

Para hacer el análisis y evaluación de la base de datos de entrenamiento, al igual que en el capítulo dos, primeramente, se realizó una inspección visual sobre cada uno de los artefactos voluntarios registrados en los 12 conjuntos de cada sujeto, es decir, se catalogaron como correctos o incorrectos un total de 600 artefactos de interés por cada sujeto, en los cuales también se catalogó si el sujeto tenía la mirada fija en el elemento antes de realizar el artefacto indicado, esto debido a que se tenían los targets de los estímulos de alerta, concentración, artefacto y descanso. En la figura 4.22 se presenta una imagen donde se muestra un ejemplo del patrón que tienen las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ durante los estímulos de alerta, concentración y artefacto, donde se observa que las señales después del estímulo de concentración y antes del estímulo de artefacto presentan una variación pequeña comparada con el comportamiento que tienen una vez que se presenta el estímulo de artefacto.

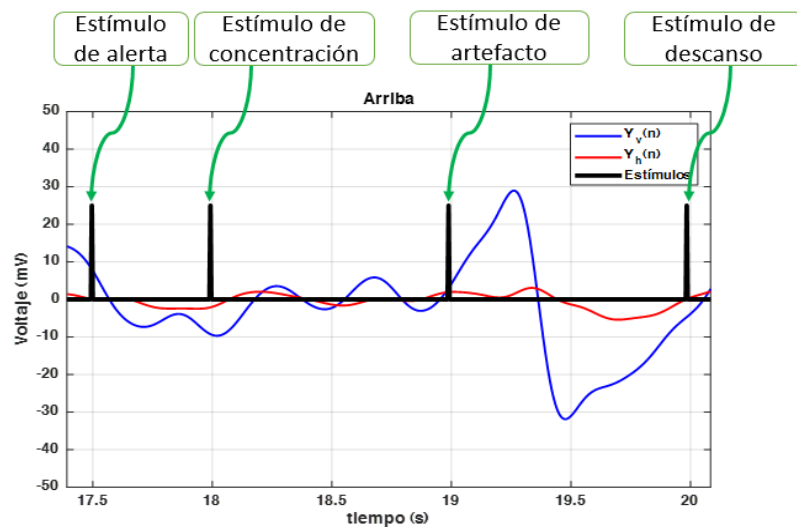


Figura 4.22 Ejemplo del comportamiento de las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ durante distintos estímulos.

Para realizar la evaluación del sistema ICC fuera de línea, partiendo de que se tienen las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$, se utilizan los targets de los estímulos referentes a concentración y descanso, debido a que entre estos dos, siempre se presenta un estímulo de artefacto, además,

durante el estímulo de concentración, el sujeto mantiene la mirada fija en un elemento de la interfaz, lo que nos permite evaluar de mejor manera el algoritmo de detección, debido a que en esta nueva base de datos, si se tiene un target que nos indique en que sección el sujeto tenía la mirada fija y cuando estaba ejecutando un artefacto.

Con respecto al proceso de evaluación del sistema ICC fuera línea, el primer paso a seguir es crear un vector **VenY_r** que contenga las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ en un intervalo que inicie cuando se da el estímulo de concentración (n_{con_r}) y termine cuando se indique el estímulo de descanso (n_{des_r}).

$$\mathbf{VenY}_r(2 \times N_{ven}) = \begin{cases} Y_v(n_{con_r} : n_{des_r}) \\ Y_h(n_{con_r} : n_{des_r}) \end{cases} \quad 4.7$$

Donde el subíndice r indica el número de artefacto que se ejecutó, recordando que en cada conjunto se ejecutan 50 estímulos de artefactos y N_{ven} indica la longitud del vector, el cual en caso de tratarse de un artefacto relacionado a movimientos oculares simples tiene un valor de 375 muestras y en el caso de un artefacto de parpadeo doble tiene un valor de 750 muestras.

Una vez que se tiene el vector **VenY_r** se puede utilizar el sistema de detección y reconocimiento fuera de línea planteado al final del capítulo 3. Para esto, es necesario crear las ventanas de 125 muestras **Y_v** e **Y_h** con las señales $Y_v(n)$ y $Y_h(n)$ iniciando en la muestra n_{con_r} y actualizando la ventana cada 25 muestras. Antes de cada actualización el sistema de detección y reconocimiento identifica si existe un candidato a artefacto o no en las ventanas. En caso de la detección de un candidato a artefacto se genera una imagen con la información de las muestras, tiempo de duración y tipo de artefacto reconocido. Posteriormente el resultado del tipo de artefacto se compara contra el target del artefacto indicado, con lo anterior se puede obtener un porcentaje del desempeño obtenido por cada sujeto durante los distintos días de prueba. Además, con la información de los tiempos de duración del inicio y fin de cada candidato a artefacto, se puede determinar si el algoritmo detectó correctamente la ubicación del artefacto.

A continuación, se muestran los desempeños obtenidos de manera individual por cada sujeto de prueba, donde primero se presentan los desempeños obtenidos por el algoritmo de

detección con la información de todos los conjuntos del primer día de pruebas, seguido por los desempeños obtenidos del algoritmo de reconocimiento.

En la tabla 4.1 se presenta la matriz de confusión obtenida por el algoritmo de detección con las señales del sujeto 6, dicha matriz es la resultante del análisis de los conjuntos de pruebas de cada día, además, se presentan los desempeños obtenidos para *Exactitud*, *Precisión*, *Sensibilidad* y *Especificidad*, los cuales son obtenidos de la siguiente manera:

$$Exactitud = (VP + VN) / (VP + VN + FP + FN) \quad 4.8$$

$$Precisión = (VP) / (VP + FP) \quad 4.9$$

$$Sensibilidad = (VP) / (VP + FN) \quad 4.10$$

$$Especificidad = (VN) / (VN + FP) \quad 4.11$$

Tabla 4.1 Matriz de confusión resultante del algoritmo de detección tras análisis de artefactos del sujeto 6.

	VP	VN	FP	FN	<i>Exactitud</i>	<i>Precisión</i>	<i>Sensibilidad</i>	<i>Especificidad</i>
Día 1	172	153	22	3	93%	89%	98%	87%
Día 2	100	112	3	15	92%	97%	87%	97%
Día 3	122	123	6	7	95%	95%	95%	95%
Día 4	98	99	1	2	99%	99%	98%	99%
Promedio	492	487	32	27	94%	94%	95%	94%

En las siguientes tablas (tabla 4.2 – 4.6) se presentan las matrices de confusión resultantes del reconocimiento de los artefactos detectados correctamente (VP) por cada día de prueba, además, en la matriz se agrega la información de los artefactos o señales por debajo del umbral de clasificación (SDUC). En la última tabla se presenta una tabla con la información de los 4 días.

Tabla 4.2 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 6 en el día 1.

Numero de artefactos		Estimado						total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	
realidad	abajo	32	0	0	0	0	1	97%
	arriba	0	33	1	0	0	6	82.5%
	derecha	0	0	34	0	0	2	94.4%
	izquierda	0	0	2	32	0	5	82.1%
	parpadeo	1	0	0	0	23	0	95.8%
General								90.4%
								172

SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE ARTEFACTOS EN LÍNEA Y FUERA DE LÍNEA

Tabla 4.3 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 6 en el día 2.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	25	0	0	0	0	1	96.2%	26
	arriba	0	23	0	0	0	0	100%	23
	derecha	0	0	12	1	0	0	92.3%	13
	izquierda	0	0	0	21	0	1	95.5%	22
	parpadeo	0	0	0	0	16	0	100%	16
	General							96.8%	100

Tabla 4.4 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 6 en el día 3.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	25	0	0	0	0	2	92.6%	27
	arriba	0	27	0	0	0	0	100%	27
	derecha	0	0	27	0	0	2	93.1%	29
	izquierda	0	0	0	23	0	1	95.8%	24
	parpadeo	0	0	0	0	15	0	100%	15
	General							96.3%	122

Tabla 4.5 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 6 en el día 4

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	23	0	0	0	0	1	95.8%	24
	arriba	0	19	0	0	0	0	100%	19
	derecha	0	0	22	0	0	0	100%	22
	izquierda	0	0	0	21	0	0	100%	21
	parpadeo	0	0	0	0	10	2	83.3%	12
	General							95.8%	98

Tabla 4.6 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 6 en los 4 días.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	105	0	0	0	0	5	95.5%	110
	arriba	0	102	1	0	0	6	93.6%	109
	derecha	0	0	95	1	0	4	95%	100
	izquierda	0	0	2	97	0	7	91.5%	106
	parpadeo	1	0	0	0	64	2	95.5%	67
	General							94.2%	492

Se puede observar que el sujeto 6 durante los cuatro días mantiene un desempeño general superior al 90%, sin embargo, se puede resaltar que, a partir del segundo día de entrenamiento, el desempeño general se mantiene por arriba del 95%.

En la tabla 4.7 se muestra la matriz de confusión obtenida en la etapa de detección de los artefactos del sujeto 8 durante los cuatro días de prueba. Donde se debe mencionar que su mejor desempeño se obtuvo en el día 1 y en los días siguientes el desempeño empezó en 82% y subió en 7% para el día 4.

Tabla 4.7 Matriz de confusión resultante del algoritmo de detección tras análisis de artefactos del sujeto 8.

	VP	VN	FP	FN	Exactitud	Precisión	Sensibilidad	Especificidad
Día 1	149	149	14	14	91%	91%	91%	91%
Día 2	118	76	43	1	82%	73%	99%	64%
Día 3	121	89	34	2	85%	78%	98%	72%
Día 4	77	66	14	3	89%	85%	96%	83%
Promedio	465	380	105	20	87%	82%	96%	78%

En las tablas 4.8-4.12 se presentan las matrices de confusión obtenidas en la etapa de reconocimiento del sujeto 8 utilizando solo los artefactos correctamente detectados.

Un problema presentado con el sujeto 8 fue que durante la inspección visual para validar los artefactos, pocos artefactos referentes a movimientos oculares en dirección vertical fueron realizados correctamente. Sin embargo, el caso de artefactos de mirada arriba fue crítico, porque pocos de estos artefactos eran visualmente detectables y reconocibles, esto debido a que en varias ocasiones, el patrón del artefactos no era el esperado, posiblemente ocasionado por problemas de ruido y/o parpadeos involuntarios. Y de los pocos artefactos que se catalogaron como correctos, el sistema solo pudo detectar correctamente 35 de 58, es decir, un 60% de desempeño.

Tabla 4.8 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 8 en el día 1.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	21	4	1	0	0	3	72.4%	29
	arriba	1	18	0	0	0	2	85.7%	21
	derecha	2	0	32	0	0	3	86.5%	37
	izquierda	3	0	0	36	0	2	87.8%	41
	parpadeo	0	0	0	0	21	0	100%	21
	General							86.5%	149

SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE ARTEFACTOS EN LÍNEA Y FUERA DE LÍNEA

Tabla 4.9 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 8 en el día 2.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	23	5	0	0	1	3	0.719	32
	arriba	2	9	0	0	0	3	0.643	14
	derecha	0	0	29	0	0	2	0.935	31
	izquierda	0	0	1	23	0	1	0.920	25
	parpadeo	1	0	0	0	15	0	0.938	16
General								0.831	118

Tabla 4.10 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 8 en el día 3.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	26	0	0	0	0	0	100%	26
	arriba	7	4	0	0	0	4	26.7%	15
	derecha	1	0	22	1	0	5	75.9%	29
	izquierda	0	0	2	28	0	3	84.8%	33
	parpadeo	0	0	0	0	18	0	100%	18
General							General	77.5%	121

Tabla 4.11 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 8 en el día 4.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	15	0	0	0	0	1	93.8%	16
	arriba	4	4	0	0	0	0	50%	8
	derecha	0	0	20	0	0	1	95.2%	21
	izquierda	0	0	0	20	0	0	100%	20
	parpadeo	0	0	0	0	12	0	100%	12
General								87.8%	77

Tabla 4.12 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 8 en los 4 días.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	85	9	1	0	1	7	82.5%	103
	arriba	14	35	0	0	0	9	60.3%	58
	derecha	3	0	103	1	0	11	87.3%	118
	izquierda	3	0	3	107	0	6	89.9%	119
	parpadeo	1	0	0	0	66	0	98.5%	67
General								83.7%	465

En las siguientes tablas (tabla 4.13 - 4.18) se muestran las matrices de confusión obtenidas por el algoritmo de detección, seguido por las matrices de confusión de la etapa de reconocimiento de los cuatro días de entrenamiento del sujeto 9, el cual tuvo un problema similar al sujeto 8, con los artefactos referentes a mirada arriba y mirada abajo. No obstante, este sujeto se mostraba inquieto y poco concentrado en realizar los experimentos de entrenamiento y prueba en línea. Lo cual podría relacionarse con la disminución del desempeño general después de cada día de entrenamiento.

Tabla 4.13 Matriz de confusión resultante del algoritmo de detección tras análisis de artefactos del sujeto 9.

	VP	VN	FP	FN	Exactitud	Precisión	Sensibilidad	Especificidad
Día 1	120	112	25	17	85%	83%	88%	82%
Día 2	100	81	22	3	88%	82%	97%	79%
Día 3	78	61	21	4	85%	79%	95%	74%
Día 4	54	46	10	2	89%	84%	96%	82%
Promedio	352	300	78	26	86%	82%	93%	79%

Tabla 4.14 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 9 en el día 1.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	15	2	0	1	0	1	78.9%	19
	arriba	0	11	1	0	0	2	78.6%	14
	derecha	0	2	22	0	0	5	75.9%	29
	izquierda	0	1	2	25	0	6	73.5%	34
	parpadeo	0	0	0	1	23	0	95.8%	24
	General							80.5%	120

Tabla 4.15 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 9 en el día 2.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	17	1	0	0	1	2	81%	21
	arriba	2	3	1	0	0	4	30%	10
	derecha	0	0	23	1	0	2	88.5%	26
	izquierda	0	0	1	27	0	1	93.1%	29
	parpadeo	0	0	0	0	14	0	100%	14
	General							78.5%	100

Tabla 4.16 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 9 en el día 3.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	10	1	0	0	0	1	83.3%	12
	arriba	1	2	0	0	0	1	50%	4
	derecha	1	0	14	0	0	8	60.9%	23
	izquierda	0	1	4	14	0	2	66.7%	21
	parpadeo	0	0	0	0	17	1	94.4%	18
	General							71.1%	78

Tabla 4.17 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 9 en el día 4.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	5	1	1	1	0	3	45.5%	11
	arriba	0	0	1	0	0	0	0%	1
	derecha	1	0	14	0	0	1	87.5%	16
	izquierda	1	0	1	12	0	2	75%	16
	parpadeo	0	0	0	0	7	3	70%	10
	General							55.6%	54

Tabla 4.18 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 9 en los 4 días.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	47	5	1	2	1	7	74.6%	63
	arriba	3	16	3	0	0	7	55.2%	29
	derecha	2	2	73	1	0	16	77.7%	94
	izquierda	1	2	8	78	0	11	78%	100
	parpadeo	0	0	0	1	61	4	92.4%	66
	General							75.6%	352

A continuación, se muestra la matriz de confusión en la etapa de detección para los artefactos ejecutados por el sujeto 14, el cual es la persona con mayor tiempo de interacción a lo largo del desarrollo del proyecto. En la tabla 4.19 se observa que la *Exactitud* y *Sensibilidad* solo el día 1 se encuentran por debajo del 90%, mientras que en los demás días todos los desempeños se encuentran por encima del 90%.

Tabla 4.19 Matriz de confusión resultante del algoritmo de detección tras análisis de artefactos del sujeto 14.

	VP	VN	FP	FN	Exactitud	Precisión	Sensibilidad	Especificidad
Día 1	132	156	5	29	89%	96%	82%	97%
Día 2	131	130	12	11	92%	92%	92%	92%
Día 3	132	137	4	9	95%	97%	94%	97%
Día 4	94	89	9	4	93%	91%	96%	91%
Promedio	489	512	30	53	92%	94%	90%	94%

En las tablas 4.20-4.24 se muestran los desempeños obtenidos en la etapa de reconocimiento, donde se observa que en la mayoría de los días el desempeño es cercano a 90%, pero, en el caso del día 1, el algoritmo de reconocimiento presento bajo desempeño con los artefactos referentes a mirada arriba y en el día 2 el algoritmo fallo en un 44% la detección de mirada a la izquierda. A excepción de estos dos casos, los demás desempeños por clase en cada día estuvieron cercanos o superiores al 90%. Además, hay un incremento en el desempeño general obtenido en el día 1 con 88.8% a 93.9% obtenido en el cuarto día, mencionando que en el día 3, el desempeño general fue de 96.7%.

Tabla 4.20 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 14 en el día 1.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	20	0	0	1	0	3	83.3%	24
	arriba	0	16	2	0	0	5	69.6%	23
	derecha	0	0	34	0	0	1	97.1%	35
	izquierda	0	0	0	31	0	2	93.9%	33
	parpadeo	0	0	0	0	17	0	100%	17
General								88.85	132

Tabla 4.21 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 14 en el día 2.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	28	0	0	0	0	1	96.6%	29
	arriba	0	28	0	0	0	2	93.3%	30
	derecha	0	0	31	0	0	0	100%	31
	izquierda	3	0	2	16	0	3	66.7%	24
	parpadeo	0	0	0	0	17	0	100%	17
General								91%	131

Tabla 4.22 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 14 en el día 3.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	33	0	0	1	0	0	97.1%	34
	arriba	0	22	0	0	0	0	100%	22
	derecha	0	0	27	0	0	2	93.1%	29
	izquierda	1	0	0	27	0	1	93.1%	29
	parpadeo	0	0	0	0	18	0	100%	18
	General							96%	132

Tabla 4.23 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 14 en el día 4.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	19	0	0	1	0	1	90.5%	21
	arriba	1	17	0	0	0	2	85%	20
	derecha	0	0	24	0	0	0	100%	24
	izquierda	0	0	0	16	0	1	94.1%	17
	parpadeo	0	0	0	0	12	0	100%	12
	General							93%	94

Tabla 4.24 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 14 en los 4 días.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	100	0	0	3	0	5	92.6%	108
	arriba	1	83	2	0	0	9	87.4%	95
	derecha	0	0	116	0	0	3	97.5%	119
	izquierda	4	0	2	90	0	7	87.4%	103
	parpadeo	0	0	0	0	64	0	100%	64
	General							93%	489

En seguida, se presenta la tabla 4.25 de la matriz de confusión de la etapa de detección de artefactos por parte del sujeto 15, donde dicho sujeto, no había sido incluido en la primera base de datos y no tenía ningún tipo de experiencia previa con el sistema de detección y reconocimiento. Sin embargo, si tenía experiencia con otros tipos de sistemas ICC. En la tabla 4.25 se observa que el algoritmo fue capaz de detectar los artefactos con una exactitud promedio de 92%. Pero, en el día 2, se obtuvieron los peores desempeños con un 83% y 80% en la *Precisión* y *Especificidad* respectivamente.

Tabla 4.25 Matriz de confusión resultante del algoritmo de detección tras análisis de artefactos del sujeto 15.

	VP	VN	FP	FN	Exactitud	Precisión	Sensibilidad	Especificidad
Día 1	169	157	18	6	93%	90%	97%	90%
Día 2	125	102	25	2	89%	83%	98%	80%
Día 3	120	107	16	3	92%	88%	98%	87%
Día 4	79	74	8	3	93%	91%	96%	90%
Promedio	493	440	67	14	92%	88%	97%	87%

En las tablas 4.26-4.30 se presentan los desempeños obtenidos en la etapa de reconocimiento de los artefactos correctamente detectados por parte del sujeto 15. En las tablas se observa que el desempeño general no tiene una tendencia, en el día 1 y 4 el desempeño es cercano a 90%, mientras que en los días 2 y 3 el desempeño es menor a 80%. No obstante, en los artefactos referentes a mirada arriba, el algoritmo de detección presento un bajo desempeño, menores al 60% y en los días 2 y 3 menores al 40%. Si bien este punto es crítico, también se debe señalar que, en la detección de los demás artefactos, los desempeños fueron similares o superiores al 80%, y en varios casos arriba del 90%.

Tabla 4.26 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 15 en el día 1.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	42	0	0	0	0	1	97.7%	43
	arriba	2	15	2	0	0	7	57.7%	26
	derecha	0	0	43	0	0	0	100%	43
	izquierda	0	0	1	37	0	1	94.9%	39
	parpadeo	0	0	0	0	18	0	100%	18
	General							90%	169

Tabla 4.27 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 15 en el día 2.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	19	1	1	0	0	3	79.2%	24
	arriba	6	6	1	2	0	2	35.3%	17
	derecha	0	0	33	0	0	1	97.1%	34
	izquierda	0	0	1	29	0	1	93.5%	31
	parpadeo	0	0	0	0	17	1	94.4%	18
	General							79%	124

Tabla 4.28 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 15 en el día 3.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	24	1	0	0	0	2	88.9%	27
	arriba	4	3	0	0	0	6	23.1%	13
	derecha	0	0	28	1	0	1	93.3%	30
	izquierda	0	0	0	29	1	2	90.6%	32
	parpadeo	0	0	0	0	10	2	83.3%	12
	General							75.9%	114

Tabla 4.29 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 15 en el día 4.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	18	0	0	0	2	0	90%	20
	arriba	1	4	0	0	0	1	66.7%	6
	derecha	0	0	22	0	0	0	100%	22
	izquierda	0	0	0	19	1	0	95%	20
	parpadeo	0	0	0	0	11	0	100%	11
	General							90.3%	79

Tabla 4.30 Matriz de confusión resultante del algoritmo de reconocimiento de los artefactos del sujeto 15 en los 4 días.

Numero de artefactos		Estimado							total
		abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
realidad	abajo	103	2	1	0	2	6	90.4%	114
	arriba	13	28	3	2	0	16	45.2%	62
	derecha	0	0	126	1	0	2	97.7%	129
	izquierda	0	0	2	114	2	4	93.4%	122
	parpadeo	0	0	0	0	56	3	94.9%	59
	General							84.3%	486

Un punto importante a mencionar, es que el sistema logró hacer la detección y reconocimiento de artefactos de un sujeto que no había participado en la primera base de datos, es decir, el algoritmo de reconocimiento, no tenía información sobre las características de los artefactos de dicho sujeto y solo con el ajuste de los umbrales Th_v y Th_h , el sistema logro detectar y posteriormente clasificar correctamente en la mayoría de los artefactos de

interés, a excepción de los artefactos de mirada arriba, donde al igual que con los sujetos 8 y 9, se presentó un bajo desempeño en la detección de estos.

Las últimas tablas de esta sección presentan los desempeños promedios obtenidos por los 5 sujetos de prueba para la etapa de detección de artefactos (tabla 4.31) y para la etapa de reconocimiento de artefactos (tabla 4.32). Donde en la tabla 4.31 se observa que la *Exactitud* del algoritmo de detección para esta etapa final de experimentación es de 91% con una *Precisión* de 88%.

Tabla 4.31 Matriz de confusión de los 5 sujetos de prueba con la información todos los artefactos usados en la etapa de detección.

	VP	VN	FP	FN	<i>Exactitud</i>	<i>Precisión</i>	<i>Sensibilidad</i>	Especificidad
Promedio	2284	2115	309	140	91%	88%	94%	87%

Tabla 4.32 Desempeños en el reconocimiento de artefactos de los 5 sujetos de prueba en la segunda base de datos donde se incluyó un entrenamiento comparado contra los desempeños obtenidos en la primera base de datos con 14 sujetos de prueba sin entrenamiento.

	Numero de artefactos		Estimado							total
			abajo	arriba	derecha	izquierda	parpadeo	SDUC	%	
Desempeños generales de los 5 sujetos de pruebas	realidad	abajo	440	16	3	5	4	30	88%	498
		arriba	31	264	9	2	0	47	75%	353
		derecha	5	2	513	4	0	36	92%	560
		izquierda	8	2	17	486	2	35	88%	550
		parpadeo	2	0	0	1	311	9	96%	323
	General								88%	2284
Desempeños generales de los 14 sujetos de pruebas de la primera base de datos	realidad	abajo	197	29	17	9	4	24	70%	280
		arriba	27	164	11	8	24	28	63%	262
		derecha	16	10	281	8	19	47	74%	381
		izquierda	8	5	12	265	23	48	73%	361
		parpadeo	2	6	1	3	142	33	76%	187
	General								71%	1471

Respecto al desempeño obtenido en la etapa de reconocimiento de artefactos, este se muestra en la tabla 4.32. Además, en esta tabla se incluye en la parte inferior, los desempeños obtenidos por clase y de manera general de la primera base de datos conformada por 14 sujetos de prueba. Con esta información se puede ver que los desempeños suben al menos un 10% comparando la primera base de datos contra la segunda base de datos realizada. Si bien

el factor de entrenamiento es importante, otros factores como el estímulo y tiempo para descansar podría haber favorecido al incremento en el desempeño, debido a que, en la nueva base de datos, los sujetos tenían un momento para hidratar sus ojos o moverse. Además de que, gracias a los estímulos de alerta y concentración, fue más fácil evaluar cuando los sujetos tenían la mirada fija en un elemento y cuando ejecutaban un artefacto.

4.5 Análisis de señales en línea

Una manera de evaluar un sistema de detección y reconocimiento de artefactos oculares, es mediante la realización de patrones predeterminados de movimientos oculares y/o parpadeos, y a su vez, midiendo el tiempo en que le toma realizar los patrones establecidos [21] [29]. Como se planteó en la sección 4.3, la manera de medir la interacción entre los sujetos de pruebas y el sistema de detección y reconocimiento en línea se llevó a cabo midiendo el tiempo en que le toma a un sujeto realizar tres trayectorias en la interfaz de múltiples elementos presentadas en la figura 4.21.

También en la sección 4.3.2 se planteó como realizar la prueba del sistema en línea, la cual de manera resumida consistía en que el primer día después del entrenamiento, los sujetos tuvieron un tiempo para practicar con el sistema en línea y posteriormente realizaron las tres trayectorias, los siguientes tres días de prueba, primero realizaban el recorrido de las tres trayectorias, después se procedía al entrenamiento para análisis fuera de línea, y concluían el experimento con una prueba de un recorrido en línea.

A continuación, en la tabla 4.33 se presentan los tiempos que le tomo a cada sujeto realizar las tres trayectorias después de la etapa de entrenamiento en el día 1. El tiempo de cada trayectoria también tiene una barra en color para facilitar la visualización del sujeto que tuvo el mejor y peor tiempo en cada una de las trayectorias, así como del recorrido en general.

Tabla 4.33 Tiempos de trayectorias y recorrido del primer día de pruebas.

Prueba después del entrenamiento				
Sujeto	Tiempo por trayectoria (s)			Tiempo del recorrido (s)
	1	2	3	
6	 37.9	 41.2	 56.7	 135.8
8	 42.7	 28.7	 50.4	 121.8
9	 46.7	 27.7	 44.6	 119
14	 20.8	 75.4	 50.7	 146.9
15	 55.3	 37.1	 44.4	 136.8

Se observa que el primer día después de realizar el entrenamiento, los cinco sujetos de prueba lograron terminar el recorrido, el sujeto 8 y el sujeto 9 obtuvieron tiempos cercanos a 2 minutos, casi el doble de lo esperado, esto debido a que en algunas ocasiones el sistema no reconocía correctamente el artefacto y no hacía el cambio del elemento destacado en la interfaz, en otras situaciones, la interfaz detectó erróneamente el tipo artefacto ejecutado, generando que el elemento destacado se moviera en una dirección no deseada, ocasionado que el sujeto tuviera que realizar aún más artefactos oculares para compensar el error y así volver a la trayectoria de interés. Sin embargo, por ser el primer día se esperaba que hubiera complicaciones, tanto por parte del sistema de detección y reconocimiento, como por parte de los sujetos de pruebas, que no se habían sometido a una prueba de tiempo.

Además, un punto interesante que señalar en la tabla 4.33 es que el sujeto 14 que tiene el más tiempo de práctica e interacción con el sistema obtuvo el tiempo más alto, no obstante, el tiempo en la trayectoria 1 fue el más corto, pero la trayectoria 2 que consiste en realizar 4 artefactos de mirada abajo, falló en repetidas ocasiones debido a que el sistema reconocía erróneamente los artefactos y en otras ocasiones el sujeto parpadea involuntariamente ocasionado que el sistema no reconociera el artefacto ejecutado o bien lo reconociera como un doble artefacto, haciendo que el elemento resaltado volviera una posición atrás. Por estas razones el tiempo en la trayectoria 2 fue de más de 75 segundos. En cuanto a la trayectoria 3, este obtuvo un tiempo promedio comparado contra los otros 4 sujetos. Un punto más a señalar es que, el sujeto 15, en su primer día de interacción con el sistema logró completar el recorrido en un tiempo de 136 segundos, pero al igual como en la etapa de entrenamiento que tuvo bajos desempeños para los artefactos de mirada arriba, en la trayectoria 1 que se ejecutan artefactos en esta dirección, le costó más tiempo poder concretar la trayectoria.

En la tabla 4.34 se presentan dos tablas con los tiempos de cada una de las trayectorias y el tiempo total del recorrido por cada sujeto de prueba durante el segundo día de pruebas. En la tabla de la izquierda, se presenta la información de los tiempos antes de realizar la prueba de entrenamiento y del lado derecho se presenta los tiempos una vez concluido la prueba de entrenamiento del día 2. Además, en la tabla se presenta la abreviación “NA” para resaltar el término “no aplica”, el cual señala que la prueba del recorrido en línea no fue concluida. Este caso se presenta con los sujetos 9 y 15, los cuales antes de realizar la prueba de entrenamiento,

el sistema no pudo detectar y reconocer los artefactos para realizar el recorrido. Sin embargo, estos dos sujetos que no pudieron interactuar con el sistema, una vez concluido el entrenamiento y ajustado los umbrales, lograron concluir el recorrido, pero con tiempos muy altos.

Tabla 4.34 Tiempos de trayectorias y recorrido antes y después del entrenamiento en el día 2.

Prueba antes del entrenamiento					Prueba después del entrenamiento				
Sujeto	Tiempo por trayectoria (s)			Tiempo del recorrido (s)	Sujeto	Tiempo por trayectoria (s)			Tiempo del recorrido (s)
	1	2	3			1	2	3	
6	54.3	28.2	26.6	109.1	6	32.1	16.9	48.3	97.3
8	70	27.5	35.7	133.2	8	22.1	52.4	31.2	105.7
9	NA	NA	NA	NA	9	21.5	67	51.4	139.9
14	19.3	15.9	24.9	60.1	14	39.4	14.8	28.5	82.7
15	NA	NA	NA	NA	15	101	17.8	74.1	192.9

Respecto a los otros 3 sujetos de prueba que sí lograron concluir el recorrido antes del entrenamiento, se observó que los sujetos 6 y 8 después del entrenamiento obtuvieron tiempos menores en concluir el recorrido, pero en algunas trayectorias en específico, los tiempos fueron mayores después del entrenamiento, debido a parpadeos involuntarios y a fallas por parte del sistema de detección y reconocimiento. De igual manera esto se presentó con el sujeto 14, el cual en las trayectorias 2 y 3 se obtuvieron tiempos similares, pero en el caso de la trayectoria 1 después del entrenamiento tuvo un tiempo mayor ocasionando que el tiempo del recorrido después del entrenamiento fuera mayor.

La tabla 4.35 muestra el resultado de los tiempos obtenidos en el día 3 antes y después del entrenamiento. Se observa que dos sujetos no pudieron concretar el recorrido, pero, después del entrenamiento los sujetos lograron concluirlo. Respecto a los otros tres sujetos, después del entrenamiento lograron tiempos menores en el recorrido, además de que en este punto, todos los sujetos concluyeron el recorrido en menos de dos minutos, lo cual se diferencia en casi 30 segundos contra el primer día que realizaron la prueba.

Tabla 4.35 Tiempos de trayectorias y recorrido antes y después del entrenamiento en el día 3.

Prueba antes del entrenamiento					Prueba después del entrenamiento				
Sujeto	Tiempo por trayectoria (s)			Tiempo del recorrido (s)	Sujeto	Tiempo por trayectoria (s)			Tiempo del recorrido (s)
	1	2	3			1	2	3	
6	NA	NA	NA	NA	6	25.4	32.4	35.1	92.9
8	78.2	38.5	35.8	152.5	8	54.3	28.2	26.6	109.1
9	45.1	30.5	50.2	125.8	9	40.8	36.1	24	100.9
14	20	14.6	25.7	60.3	14	20.6	17	20.5	58.1
15	NA	NA	NA	NA	15	54	13.9	34.9	102.8

La tabla 4.36 presenta los tiempos de las últimas dos pruebas del recorrido en línea antes y después del entrenamiento, en la cual nuevamente 2 sujetos no lograron concluir el recorrido, pero en el caso del sujeto 9, este no logro concluirlo aun después de haber realizado el entrenamiento, sin embargo, como se mencionó en la sección 4.4, este sujeto se mostraba inquieto durante la realización del experimento. Respecto al sujeto 8, este subió su tiempo del recorrido en más de 10 segundos, pero logro concluir el recorrido. En cuanto al sujeto 6, en su último día, consiguió disminuir su tiempo a 72 segundos después del entrenamiento, cuyo tiempo quedo solo 10 segundos arriba del obtenido por el sujeto 14 que como se ha venido mencionado, él tiene la mayor experiencia en la interacción con el sistema. Si bien el sujeto 15 tiene tiempos cercanos a 2 minutos en la mayoría de las veces que concluyo el recorrido, se debe resaltar que sus señales nunca fueron usadas para el entrenamiento de la red modular, lo cual puede influir en que el sistema no funcione correctamente y complique la interacción, pero, aun así, se puede lograr la interacción entre el sistema ICC y un sujeto que no participo en el desarrollo del sistema, obviamente con un tiempo de entrenamiento. No obstante, se tiene la hipótesis de que, si el algoritmo de reconocimiento hubiera sido también entrenado con las señales de este sujeto, podría haberse dado una interacción más amena entre el sujeto y la interfaz.

Tabla 4.36 Tiempos de trayectorias y recorrido antes y después del entrenamiento en el día 4.

Prueba antes del entrenamiento					Prueba después del entrenamiento				
Sujeto	Tiempo por trayectoria (s)			Tiempo del recorrido (s)	Sujeto	Tiempo por trayectoria (s)			Tiempo del recorrido (s)
	1	2	3			1	2	3	
6	36.8	29	49	114.8	6	27.3	16.4	28.3	72
8	40.4	35	37.5	112.9	8	45.2	37.3	40.9	123.4
9	NA	NA	NA	NA	9	NA	NA	NA	NA
14	18.9	17.6	21.3	57.8	14	20	14.4	27.1	61.5
15	NA	NA	NA	NA	15	64	24.5	56.6	145.1

Tras concluir la evaluación del sistema en línea, se puede concluir que para poder lograr una buena interacción de una persona con el sistema ICC desarrollado, es necesario realizar las pruebas con personas que tengan disposición, que no muestren inquietud o poca disponibilidad como lo hizo el sujeto 9 que no presento buenos resultados o mejoras durante el entrenamiento, contrario al caso de los otros sujetos, los cuales se mostraban dispuestos y competitivos durante las pruebas. También se debe de buscar la manera de modificar y probar otras técnicas en los algoritmos de detección y reconocimiento con el fin de buscar una mejora constante.

CAPÍTULO 5. RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos durante el desarrollo de esta tesis, a su vez, se presentan las diferencias y similitudes de este trabajo contra los trabajos consultados en la literatura. No obstante, debido a las diferencias que se presentaran como la no existencia de una base de datos oficial, trabajar con ángulos visuales iguales o mayores a 30° y a la detección y reconocimiento de menos o más artefactos, no es posible proponer un óptimo criterio de evaluación para hacer un ranking de métodos enfocados a detectar y reconocer artefactos de movimientos oculares y parpadeos.

Para realizar la presentación de resultados, diferencias y similitudes de este trabajo con los trabajos en la literatura, este capítulo se estructura de la siguiente manera: en la sección 5.1 se muestra el estado del arte sobre la metodología utilizada estimular artefactos de movimientos oculares y parpadeos. Y en la sección 5.2 se presenta una comparativa de los métodos de detección y reconocimiento propuesto en la literatura contra el presentado en la presente tesis.

5.1 Estado del arte de la metodología para estimulación de artefactos referentes a movimientos oculares y parpadeos

Para el desarrollo de esta tesis se realizó una constatación de documentación del estado del arte sobre diversos trabajos enfocados en la detección y reconocimiento de artefactos en señales EEG relacionados a movimientos oculares simples y parpadeos para el desarrollo de interfaces cerebro computadoras. Además, también se consultaron trabajos dirigidos a detectar y eliminar los artefactos mencionados debido a la metodología que emplean estos trabajos para detectar y caracterizar artefactos.

Si bien hay un amplio panorama de trabajos sobre la detección y reconocimiento de artefactos en señales EEG, no existe una base de datos oficial que permita evaluar los algoritmos desarrollados en la literatura y/o nuestros algoritmos propuestos, por esta razón, las bases de datos creadas para esta tesis, toman a consideración las metodologías utilizadas en la literatura para estimular los artefactos de interés, no obstante, en la mayoría de los trabajos en la literatura utilizan movimientos oculares con un ángulo mayor o igual a 30°, lo cual facilita el análisis y reconocimiento de los artefactos en las señales, sin embargo, se tiene

el inconveniente de que estos ángulos ocasionan fatiga ocular a los usuarios. Por esta razón y apoyándonos en trabajos como [4] [18] [29] se desarrolló una interfaz visual con múltiples elementos que estimula y funciona con movimientos oculares simples con un ángulo de $\pm 7.32^\circ$. Además, la interfaz de múltiples elementos permite al usuario moverse por varios elementos de la interfaz en distintas direcciones sin tener la restricción que tienen las interfaces encontradas en la literatura de siempre partir del elemento central.

Respecto a las bases de datos creadas para el análisis, la primera consta de un total de 2050 artefactos registrados de 14 sujetos de pruebas. Adicionalmente, el patrón de las señales EEG de cada artefacto fue revisado y catalogado como correcto o incorrecto. La segunda base de datos creada con 5 sujetos de pruebas para ver la influencia del entrenamiento durante 4 días tiene un total 2424 artefactos catalogados como correctos.

Las señales EEG de los artefactos de la primera base de datos fueron utilizados para desarrollar los algoritmos de detección y reconocimientos de artefactos. Mientras que las señales de la segunda base de datos fueron utilizadas para validar el prototipo de sistema ICC desarrollado.

5.2 Comparativa del sistema de detección y reconocimiento de artefactos

En la literatura muchos algoritmos enfocados a la detección de artefactos emplean un umbral para detectar la presencia de ellos, y esto se debe a que suelen trabajar con artefactos oculares con ángulos iguales o mayores a 30° , por lo que la relación señal ruido es alta, lo cual contrasta con las señales utilizadas que tienen un ángulo menor al empleado en la literatura, por lo cual la señal relación ruido es baja. Por esta consideración, se desarrolló un algoritmo para la detección de artefactos basado en una máquina de estados, donde las transiciones y detección de los artefactos se dan por la información de los coeficientes de Wavelet. El desempeño promedio en la detección de artefactos es de 78% para la primera base de datos, mientras que en la segunda base de datos donde se realizó un entrenamiento de varios días, se obtuvo un desempeño de 94% en la detección de artefactos.

Una vez desarrollado el algoritmo de detección, se procedió a diseñar el algoritmo para el reconocimiento de artefactos, para esto, se optó por desarrollar un clasificador basado en redes neuronales tipo feed forward, debido a que presenta la ventaja de ser más adaptivo y

tolerante a factores como una diferencia en el posicionamiento de los electrodos, contacto de los electrodos con el cuero cabelludo y cambios en el ángulo visual. La red diseñada tiene una arquitectura modular con el fin de en un futuro, poder realizar cambios o correcciones en los módulos de redes expertas, además de poder agregar y/o quitar módulos según sea necesario. Durante el entrenamiento de la red modular desarrollada con la primera base de datos conformada por 14 sujetos de pruebas, se logró obtener un desempeño de 89.1% en el reconocimiento de artefactos utilizados para el diseño de la red, mientras que con artefactos no utilizados en el entrenamiento, se obtuvo un desempeño de 87%, señalando un correcto entrenamiento.

Dado el diseño y desarrollo de los algoritmos de detección y reconocimiento, se procedió a evaluar el sistema como tal, evaluando el sistema con los artefactos correctamente detectados de la primera base de datos se obtiene un desempeño en reconocimiento de 71.2%, mientras que con la segunda base de datos se obtiene un desempeño en detección de 94%, seguido de un 87.9% en reconocimiento. Comparado los desempeños del sistema de detección y reconocimiento contra los desempeños obtenidos por algunos trabajos como [13] [25] [26] que emplean la transformada Wavelet para la detección de artefactos, en [13] [25] utilizan un árbol de decisiones para la etapa de reconocimiento donde obtienen un desempeño de 77% y 89% respectivamente, mientras que en [26] emplean una red neuronal para el reconocimiento de artefactos obteniendo así un desempeño general de 96%. Aunque el desempeño de [25] [26] se encuentra por arriba del desempeño obtenido por nuestro sistema, se debe mencionar que estos trabajos utilizan señales con una relación señal ruido alta, es decir, los artefactos referentes a movimiento ocular utilizados tienen ángulos iguales o mayores a 30°. Por esta razón, se puede considerar que los desempeños obtenidos por la segunda base de datos son buenos, debido a que se trabaja con señales que tiene una baja relación señal ruido. Además, como se presentó a finales del capítulo 4, después de realizar un entrenamiento, los sujetos son capaces de interactuar con el sistema y lograr que la interfaz detecte y reconozca sus movimientos oculares simples y parpadeos dobles y muestre el resultado a través de la interfaz de múltiples elementos.

CAPÍTULO 6. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Para el desarrollo de esta tesis se hizo una revisión de la literatura y con base en ello, se planteó una metodología que permitió generar una base de datos, la cual hizo posible desarrollar dos algoritmos, un algoritmo para detección de artefactos en señales EEG y un segundo algoritmo para el reconocimiento de artefactos referentes a mirada arriba, mirada abajo, mirada a la izquierda, mirada a la derecha y parpadeo doble. Posteriormente se generó una segunda base de datos para evaluar el sistema considerando varios días de entrenamiento y obteniendo un desempeño en detección de 94% y de 87% en reconocimiento de artefactos.

Si bien ambos algoritmos se encuentran dentro del promedio comparados contra otros de la literatura, se debe destacar que para esta tesis se trabaja con artefactos oculares con un ángulo visual de $\pm 7.32^\circ$, muy por debajo de los $\pm 30^\circ$ usado en la mayoría de los trabajos consultados. Lo cual es un factor importante, debido a que trabajar con ángulos grandes permite tener una relación señal ruido alta y facilitar el trabajo de detección y reconocimiento, mientras que, trabajar con artefactos con ángulos pequeños, hace necesario el plantear distintos métodos para poder llevar a cabo la detección y reconocimiento. El trabajar con ángulos visuales bajos complica el desarrollo de sistemas ICC, sin embargo, como se ha mencionado, los movimientos oculares con ángulos pequeños son más comunes de realizar en el día a día y menos desgastantes que realizar movimientos oculares con ángulos pronunciados.

Algunos de los problemas que se tuvieron durante el desarrollo de esta tesis fue en la detección y reconocimiento de mirada arriba, y el problema en la mayoría de los casos se debió a que el patrón generado en las señales EEG no siempre fue el ideal, debido a que se deformaba, sus valores eran más pequeños o bien se combinaban con artefactos referentes a parpadeos involuntarios. Por esta razón, considerando el hecho de practicar la correcta ejecución del artefacto para evitar fallas, uno de los puntos para mejorar el reconocimiento para trabajo futuro, podría ser trabajar desde la etapa de adquisición, es decir, si se agrega un tercer sensor en la zona AF3 se podría tener una referencia más para caracterizar artefactos oculares en dirección vertical. En caso de seguir trabajando con los dos electrodos propuestos para este trabajo, se puede caracterizar el artefacto con otras características, en otras palabras, podrían agregarse y buscarse características en el dominio de la frecuencia o bien caracterizar

el artefacto con ayuda de los coeficientes de Wavelet. En caso de modificar las características de solo este artefacto, en el futuro solo sería necesario modificar el módulo 3 que reconoce mirada arriba de mirada abajo, ahorrando trabajo y no modificar toda la red modular.

Un punto importante que no se logró concluir de la mejor manera en esta tesis, fue la interfaz de usuario, la interfaz de múltiples objetos propuesta y utilizada en esta tesis en su funcionamiento en línea solo busca seguir el objeto de interés que el usuario está mirando, sin embargo, no se tiene una acción de control sobre un actuador o una aplicación, por lo tanto, para trabajo futuro se puede trabajar, en el diseño de una interfaz de usuario que tomo como base la interfaz de múltiples elementos y permita tener una interacción más amena y objetiva entre el sistema ICC y el usuario, y no solo tratarse de una interfaz para entrenamiento y prueba de artefactos oculares. Algunas de las posibles interfaces finales podrían ser un deletreador, donde las letras sean los elementos y el usuario seleccione una letra con artefactos de doble parpadeo, otra opción, orientada a interfaces para rehabilitación sería un laberinto, donde el usuario tendría que realizar recorridos por los elementos de la interfaz para ir de un punto a otro. El sistema desarrollado también permite quitar y/o agregar módulos, por lo tanto, se pueden hacer aplicaciones o juegos donde el usuario solo deba interactuar ejecutando artefactos de mirada a la izquierda o a la derecha.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Biswajeet Hampaty; Suraj K Nayak; Kunal Pal; A. Thirugnanam, «Development of an EOG based computer aided communication support system,» de *2015 Annual IEEE India Conference*, New Delhi, India, 2015.
- [2] Instituto Nacional de Estadística y Geografía, «Estadísticas a propósito del día internacional de las personas con discapacidad (3 de diciembre),» Instituto Nacional de Estadística y Geografía, Aguascalientes, Ags., 2015.
- [3] Ergonomics of human-system interaction, «Ergonomics of human-system interaction -- Part 110: Dialogue principles,» *ISO 9241-110:2006*, nº 1, pp. 1-22, 2006.
- [4] Sherif M. Abdelfattah; Kathryn E. Merrick; Hussein A. Abbass, «Eye movements as information markers in EEG data,» 2016 IEEE symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), Athens, Greece, 2017.
- [5] Rajesh Kannan Megalingam; Vineetha Nandakumar; A. Athira; G S Gopika; Anjali Krishna, «Orthotic arm control using EOG signals and GUI,» 2016 International Conference on Robotics and Automation for Humanitarian Applications, Amritapuri, India, 2017.
- [6] Fabien Lotte, Laurent Bougrain, Maureen Clerc, «Electroencephalography (EEG)-based Brain-Computer Interfaces,» *Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 1, nº 44, pp. 1-45, 2015.
- [7] Jose Luis Martínez Pérez, Antonio Barrientos Cruz, «Archivo Digital UPM,» [En línea]. Available: <http://oa.upm.es/5855/>. [Último acceso: 17 Octubre 2017].
- [8] Sarah N. Abdukader; Ayman Atia; Mostafa-Sami M. Mostafa, «Brain computer interfacing: Applications and challenges,» *Egyptian Informatics Journal*, vol. 16, nº 2, pp. 213-230, 2015.
- [9] Rajest Patel; Madhukar PandurangRao; Senthilnathan Sengottuvel; Katholil Gireesan; Thimmakudy Sambasiva, «Suppression of Eye-Blink Associated Artifact Using Single Channel EEG Data by Cobining Cross-Correlation With Empirical Mode Decomposition,» *IEEE Sensors Journal*, vol. 17, nº 18, pp. 6947-6954, 2016.
- [10] V. Gerla; V.Kremen; N.Covassin; L. Lhotska; E.A. Saifutdinova; J. Bukartyk; V. Marik; V.K. Somers, «Automatic identification of artifacts and unwanted physiologic signals in EEG and EOG during wakefulness,» *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 31, nº Enero 2017, pp. 381-390, 2017.
- [11] Won-Du Chang; Ho-Seung Cha; Kiwoong Kim; Chang-Hwan Im, «Detection of eye blink artifacts from single prefrontal channel electroencephalogram,» *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 124, nº 15, pp. 19-30, 2016.
- [12] Kwang-Ryeol Lee; WonDu Chang; Sungkean Kim; Chang-Hwan Im, «Real-Time "Eye-Writing" Recognition Using Electrooculogram,» *IEEE Engineering in Medicine and Biolog Society*, vol. 25, nº 1, pp. 37-48, 2016.
- [13] Abdelkader Nasreddine Belkacem; Duk Shin; Hiroyuki Kambara; Natsue Yoshimura; Yasuharu Koike, «Online classification algorithm for eye-movement-

- based communication systems using two temporal EEG sensors,» *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 16, n° Febrero 2015, pp. 40-47, 2015.
- [14] Alexandre L. C. Bissoli; Mariana M. Sime; Teodiano F. Bastos-Filho, «Using sEMG, EOG and VOG to Control an Intelligent Environment,» *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, n° 30, pp. 210-215, 2016.
- [15] Anirban Dasgupta; Suvodip Chakraborty; Aurobinda Routray, «A two-stage framework for denoising electrooculography signals,» *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 31, n° Enero 2017, pp. 231-237, 2017.
- [16] M.Abo-Zahhad, Sabah M. Ahmed; Sherif N. Abbas, «A new multi-level approach to EEG based human authentication using eye blinking,» *Pattern Recognition Letters*, vol. 82, n° 2, pp. 216-225, 2016.
- [17] M. Varela, «Raw EEG signal processing for BCI control based on Voluntary eye blinks,» de *2015 IEEE thirty Fifth Central American and Panama Convention*, Tegucigalpa, Honduras, 2015.
- [18] Abdelkader Nasreddine Belkacem; Hideaki Hirose; Natsue Yoshimura; Yasuharu Koike, «Classification of Four Eye Directions from EEG Signals for Eye-Movement-Based Communication Systems,» *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 34, n° Diciembre 2014, pp. 581-588, 2014.
- [19] Jeong Heo; Heenam Yoon; Kwang Suk Park, «A novel wearable Forehead EOG Measurement System for Human Computer Interfaces,» *Sensors*, vol. 17, n° 7, pp. 1-14, 2017.
- [20] Andrés Ubeda; Eduardo Lañez; José M. Azorin, «Wireless and Portable EOG-Based Interface for Assisting Disabled People,» *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 16, n° 5, pp. 870-873, 2011.
- [21] Anwesha Banerjee; Monalisa Pal; Shreyasi Datta; D. N. Tiarewala; Amit Konar, «Eye movement sequence analysis using electrooculogram to assist autistic children,» *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 14, n° Noviembre 2014, pp. 134-140, 2014.
- [22] A. Rakshit, A. Banerjee y D. N. Tirarewala, «Electro-oculogram based digit recognition to design assitive communication system for speech disabled patients,» de *2016 International Conference on Microelectronics, Computing and Communications*, Durgapur, India, 2016.
- [23] Chi-Hsuan Hsieh; Hao-Ping Chu; Yuan-Hao Huang, «An HMM-based eye movement detection system using EEG brain-computer interface,» de *2014 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Melbourne VIC, Australia, 2014.
- [24] Aasim Raheel; Syed M. Anwar; Muhammad Majid; Bilal Khan; Ehatisham-ul-Haq, «Real time text speller based on eye movement classification using wearable EEG sensors,» de *SAI Computing Conference*, Milan, Italy, 2016.
- [25] Abdelkader Nasreddine Belkacem; Supat Saetia; Kalanyu Zintus-art; Duk Shin; Hiroyuki Kambara; Natsue Yoshimura; Nasreddine Berrached; Yasuharu Koike, «Real-Time Control of a Video Game Using Eye Movements and Two Temporal EEG Sensors,» *Computatioal Intelligence and Neuroscience*, vol. Volumen 2015, n° Julio 2015, p. 1 10, 2015.

- [26] R. Barea; L. Boquete; S. Ortega; E. López; J. M. Rodríguez-Ascariz, «EOG-based eye movements codification for human computer interaction,» *Expert Systems with Applications*, vol. 39, nº 3, pp. 2677-2683, 2012.
- [27] Anwesha Banerjee; Shreyasi Datta; Monalisa Pal; Amit Konar; D. N. Tibarewala; R. Janartheanan, «Classifying electrooculogram to Detect Directional Eye Movements,» *Procedia Technology*, vol. 10, nº 2013, pp. 67-75, 2013.
- [28] Sima Soltani; Amin Mahnam, «A practical efficient human computer interface based on saccadic eye movements for people with disabilities,» *Computers in Biology and Medicine*, vol. 70, nº Marzo 2016, pp. 163-173, 2016.
- [29] Cristian-Cezar Postelnicu; Florin Girbacia; Doru Talaba, «EOG-based visual navigation interface development,» *Expert Systems with Applications*, vol. 39, nº 12, pp. 10857-10866, 2012.
- [30] Analía Amandi; Marcelo Campo, «Facultad de ciencias Exactas-UNICEN,» [En línea]. Available: <http://www.exa.unicen.edu.ar/escuelapav/cursos/wavelets/apunte.pdf>. [Último acceso: 29 Agosto 2018].
- [31] Swati Bhardwaj; Pranit Jadhav; Bhagaraja Adapa; Amit Acharyya; Ganesh R. Naik, «Online and automated reliable system design to remove blink and muscle artefact in EEG,» de *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Milan, Italy, 2015.
- [32] Rushi Mahajan; Bashir I. Morshed, «Unsupervised Eye Blink Artifact Denoising of EEG Data with Modified Multiscale Sample Entropy, Kurtosis, and Wavelet-ICA,» *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 19, nº 1, pp. 158-165, 2014.
- [33] C. A. Majmudar, R. Mahajan y B. I. Morshed, «Real-time hybrid ocular artifact detection and removal for single channel EEG,» de *2015 IEEE International Conference on Electro/Information technology*, Dekalb, USA, 2015.
- [34] Shenghong He; Yuanqing Li, «A single-channel EOG-based Speller,» *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 25, nº 99, pp. 1-10, 2017.
- [35] A. Ubeda, E. Lañez y J. M. Azorin, «Wireless and Portable EOG-Based Interface for Assisting Disabled People,» *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 16, nº 5, pp. 870-873, 2011.
- [36] S.-L. Wu, L.-D. Liao, S.-W. Lu, W.-L. iang, S.-A. Chen y C.-T. Lin, «Controlling a Human-Computer Interface System With a Novel Classification Method that Uses Electrooculography Signals,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 60, nº 8, pp. 2133-2141, 2013.
- [37] X. Guo, W. Pei, Y. Wang, Y. Chen, H. Zhang, X. Wu, X. Yang, H. Chen, Y. Liu y R. Liu, «A human-machine interface based on single channel EOG and patchable sensor,» *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 14, nº Noviembre 2014, pp. 134-140, 2014.
- [38] A. K. Singh, Y.-K. Wang, J.-T. King, C.-T. Lin y L.-W. Ko, «A simple communication system based on Brain Computer Interface,» de *2015 Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence*, Tainan, Taiwan, 2015.

- [39] J. Wu, A. M. S. Ang, K. M. Tsui, H. C. Wu, Y. S. Hung, Y. Hu, J. N. F. Mak, S. C. Chan y Z. G. Zhang, «Efficient Implementation and Design of a New Single-Channel Electrooculography-Based Human-Machine Interface System,» *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, vol. 62, n° 2, pp. 179-183, 2014.
- [40] Hande ErKaymaz; Mahmut Ozer; İlhami Muharrem Orak, «Detection of directional eye movements based on the electrooculogram signals through an artificial neural network,» *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 77, n° Agosto 2015, pp. 225-229, 2015.
- [41] Manish N. Tibdewal; R. R. Fate; Mahadevappa M.; AjoyKumar Ray, «Detection and classification of Eye Blink Artifact in electroencephalogram through Discrete Wavelet Transform and Neural Network,» de *2015 International conference on Pervasive Computing*, Pune, India, 2015.
- [42] L. Ramya Steppygraph; N. Arunkumar; V. Venkatraman, «Wireless mobile robot control through human machine interface using brain signals,» de *2015 International conference on Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials*, Chennai, India, 2015.
- [43] Chi-Hsuan Hsieh; Yuan-Hao Huang, «Low-complexity EEG-based eye movement classification using extended moving difference filter and pulse width demodulation,» de *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Milan, Italy, 2015.
- [44] Emotiv Systems, «Emotiv,» Emotiv Inc., 2014. [En línea]. Available: <https://www.emotiv.com/files/Emotiv-EPOC-Product-Sheet-2014.pdf>. [Último acceso: 16 Mayo 2018].
- [45] OpenBCI, «Open Source Brain-Computer Interfaces,» OpenBCI, 2017. [En línea]. Available: <http://openbci.com/>. [Último acceso: 16 Mayo 2018].
- [46] RFDUINO, «RFDUINO,» RFDUINO, 2013. [En línea]. Available: <http://www.rfdduino.com/documentation/index.html>. [Último acceso: 16 Mayo 2018].
- [47] Zhao Lv; Xiao-pei Wu; Dexiang Zhang, «A novel eye movement detection algorithm for EOG driven human computer interface,» *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, n° 9, pp. 1041-1047, 2010.
- [48] D. M. Gómez-Allende, Reconocimiento de Formas y Visión Artificial, RA-MA, 1993.
- [49] M. I. Chacon, J. L. Duran y L. A. Santiesteban, «A wavelet-fuzzy Logic Based System to Detec and Identify Electric Power Disturbances,» de *2007 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Image and Signal Processing*, Honolulu, Hi, USA, 2007.
- [50] MathWorks, «MathWorks,» MathWorks, [En línea]. Available: <https://la.mathworks.com/help/wavelet/gs/introduction-to-the-wavelet-families.html>. [Último acceso: 29 Agosto 2018].
- [51] The MathWroks, Inc., «MatWorks,» The MathWroks, Inc., 2018. [En línea]. Available: <https://la.mathworks.com/help/signal/ref/filtfilt.html>. [Último acceso: 16 Noviembre 2018].

- [52] Universidad Nacional Autónoma de México, «REPOSITAL material educativo,» 2018. [En línea]. Available: <https://reposital.cuaed.unam.mx:8443/xmlui/bitstream/handle/123456789/1901/teoria-del-color.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. [Último acceso: 20 Noviembre 2018].
- [53] Partha Pratim Banik; Md. Kawsar Azam; Chayan Mondal; Md. Asadur Rahman, «Single chanel electrooculography based Human-Computer Interface for physically disabled persons,» de *2015 International conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology (ICEEICT)*, Dhaka, Bangladesh, 2015.