



EDUCACIÓN
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Tecnológico Nacional de México

Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico

Tesis de Doctorado

EXPLOTACIÓN DE ESTADOS COGNITIVOS EN
ENTORNOS E-LEARNING A PARTIR DE BCI NO
INVASIVAS

presentada por

M.C. Julia Yazmín Arana Llanes

como requisito para la obtención del grado de
Doctora en Ciencias de la Computación

Director de tesis

Dr. Juan Gabriel González Serna

Cuernavaca, Morelos, México. Agosto de 2020.



"2020, Año de Leona Vicario, Benemérita Madre de la Patria"

ESC\FORDOC09

Cuernavaca, Morelos, 28/julio/2020

ASUNTO: ACEPTACIÓN DEL TRABAJO DE TESIS DOCTORAL

DR. JUAN GABRIEL GONZÁLEZ SERNA
JEFE DEL DEPARTAMENTO DE CIENCIAS COMPUTACIONALES
PRESENTE

Los abajo firmantes, miembros del Comité Tutorial de la Tesis Doctoral de la alumna M.C. JULIA YAZMÍN ARANA LLANES, manifiestan que después de haber revisado su trabajo de tesis doctoral titulado "EXPLORACIÓN DE ESTADOS COGNITIVOS EN ENTORNOS E-LEARNING A PARTIR DE BCI NO INVASIVAS", realizado bajo la dirección del DR. JUAN GABRIEL GONZÁLEZ SERNA, el trabajo se ACEPTA para proceder a su impresión.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica
"Conocimiento y Tecnología al Servicio de México"

DR. JUAN GABRIEL GONZÁLEZ SERNA
CENIDET

DR. MÁXIMO LÓPEZ SÁNCHEZ
CENIDET

DRA. ANDREA MAGADAN SALAZAR
CENIDET

DR. NOÉ ALEJANDRO CASTRO SÁNCHEZ
CENIDET

DRA. AZUCENÁ MONTES RENDÓN
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TLALPAN

C.c.p.: M.E. Guadalupe Garrido Rivera / Jefa del Depto. de Servicios Escolares
Dr. Gerardo Vicente Guerrero Ramírez / Subdirector Académico
Expediente



"2020, Año de Leona Vicario, Benemérita Madre de la Patria"

ESC\FORDOC010

Cuernavaca, Morelos, **28/julio/2020**

M.C. JULIA YAZMÍN ARANA LLANES
CANDIDATA AL GRADO DE DOCTORA
EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
PRESENTE

Después de haber sometido a revisión su trabajo final de tesis titulado "EXPLORACIÓN DE ESTADOS COGNITIVOS EN ENTORNOS E-LEARNING A PARTIR DE BCI NO INVASIVAS", y habiendo cumplido con todas las indicaciones que el jurado revisor de tesis le hizo, le comunico que se le concede autorización para que proceda a la impresión de la misma, como requisito para la obtención del grado.

Reciba un cordial saludo.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica
"Conocimiento y Tecnología al Servicio de México"

DR. JUAN GABRIEL GONZÁLEZ SERNA
JEFE DEL DEPTO. DE CIENCIAS COMPUTACIONALES



S. E. P.
CENTRO NACIONAL DE INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO TECNOLÓGICO
CIENCIAS COMPUTACIONALES

Dedicatoria

A mis padres, que me han enseñado que la vida se construye día a día y que no existe problema u obstáculo que no se pueda superar, siempre diciendo y demostrando que todos los sueños se pueden cumplir y que jamás es demasiado tarde para cumplir metas.

A mis abuelos, que me enseñaron que hay que disfrutar lo que hacemos en todo momento, a entender el significado de la vida, a superarnos día con día, a cumplir sueños y metas.

A mis hermanas, mis cómplices en todo, Mary y Giovanna (tmnlp), estando a mi lado cada minuto demostrándome que los sueños y deseos se cumplen; siempre y cuando trabajes duro para alcanzarlos.

A Jan, que me brinda inspiración y siempre ha estado en los momentos más difíciles regalándome una sonrisa y cuidándome. Tú y yo siempre de la mano, pequeño.

A todos mis tíos, que siempre estuvieron pendientes de mis actividades y avances en esta etapa de mi vida.

A Rodrigo, por ponerme de pie después de cada caída y estar al pendiente de este proceso en todo momento. A su familia por el apoyo incondicional, en especial Tere y Vita.

A todos mis compañeros de posgrado, principalmente a Juan Carlos, Hugo, Jeovanny y Nim, por su gran ayuda, consejos, compañía, viajes y experiencias vividas.

A todo aquel que lea esta tesis.

¡Muchas Gracias!

Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por su apoyo para el desarrollo de esta tesis y las estancias de investigación en el extranjero realizadas.

Al Tecnológico Nacional de México campus Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (TecNM/ CENIDET) por haberme permitido realizar los estudios de un Doctorado en Ciencias. A su personal académico por su gran aporte y experiencias que han influenciado en mi formación académica.

Deseo Agradecer también a mi director de tesis el Dr. Juan Gabriel González Serna por el tiempo empleado para guiarme y apoyarme durante todo el periodo de mi estancia en CENIDET. A todos mis revisores por su tiempo, correcciones, consejos y sugerencias acerca del trabajo desarrollado.

A la Universidad de Castilla-La Mancha, Albacete, España. En especial al Dr. Jorge Javier Ricarte Trives y a todo el Departamento de Psicología, que me permitieron una estancia muy provechosa en un ambiente de confianza y lleno de conocimiento.

Resumen

Dada la tendencia del uso de las TIC a nivel mundial para la capacitación y adiestramiento de personas de nivel básico, profesional y especialización a través de métodos de educación virtual a distancia o E-learning, ha surgido la necesidad de evaluar si es posible aumentar la efectividad del proceso cognitivo en búsqueda de una mejor atención y concentración de los estudiantes.

Esta tesis se centró en la obtención, clasificación y explotación de estados cognitivos de estudiantes en plataformas virtuales, con el fin de determinar si el estado cognitivo que presentaban era el apto (natural o adaptado) para lograr un aprendizaje efectivo durante la interacción con la plataforma de aprendizaje. Cuando se identifica un estado cognitivo no adecuado para realizar el proceso de aprendizaje es posible recomendar cambio de actividad para lograr que el estado cognitivo sea el adecuado y así continuar con el proceso enseñanza-aprendizaje, aprovechando la información presentada por la plataforma en uso. La identificación del estado cognitivo se realizó mediante una Interfaz Cerebro Computadora (BCI por sus siglas en inglés) para registrar lecturas de electroencefalografía (EEG) que fueron procesadas para su tratamiento digital y posterior identificación mediante algoritmos de clasificación.

En la literatura se ha demostrado que con el monitoreo de ondas cerebrales es posible detectar mediante dispositivos BCI, estados cognitivos como: la concentración, la inmersión, la motivación (Taj ziehchi & Rezazadeh, 2011) (U.S. Patente n° 16/140,459, 2019), el rendimiento del aprendizaje, la resolución de tareas (Szegetes & Forstner, 2013) (Szegetes L. , 2016), la memoria visual (Huster, Mokom, Enriquez-Geppert, & Herrmann, 2014) (Minguillon, Lopez-Gordo, & Pelayo, 2017), entre otros.

Abstract

According to the trend of the worldwide use of Information and Communication Technologies (ICT) for training people in a basic, professional and specialization level through virtual distance education or E-learning methods has origin the need to know if it is possible increase the effectiveness of the cognitive process in search of better attention and concentration of students.

The described project within this thesis focuses on the obtaining, classification and exploitation of cognitive states of students in virtual platforms, this in order to determine if the cognitive state in which they found is the suitable (natural or adapted) to continue with the presented activities to achieve adequate learning during interaction with the teaching platform used. Once the cognitive status has been obtained, it will be possible to recommend a change of activity to achieve the proper cognitive state and continue with the teaching-learning process. The cognitive state is obtained through a Brain-Computer Interface (BCI) by performing electroencephalography (EEG) readings.

It has been demonstrated that with the monitoring of brain waves through the BCI devices, it is possible to detect the cognitive capacities such as: concentration, immersion, motivation (Tajziehchi & Rezazadeh, 2011) (U.S. Patente nº 16/140,459, 2019), learning performance, task solving (Szegletes & Forstner, 2013) (Szegletes L. , 2016), visual memory (Huster, Mokom, Enriquez-Geppert, & Herrmann, 2014) (Minguillon, Lopez-Gordo, & Pelayo, 2017), among others.

Contenido

Dedicatoria.....	i
Agradecimientos.....	ii
Resumen.....	iii
Abstract.....	iv
Contenido.....	v
Lista de figuras.....	vii
Lista de tablas.....	x
1 Introducción	1
1.1 Objetivo.....	4
1.2 Objetivos específicos	4
1.3 Justificación y beneficios	5
1.4 Planteamiento del problema.....	6
1.5 Propuesta de solución	8
1.6 Hipótesis de la investigación	9
2 Marco teórico.....	13
2.1 E-learning.....	13
2.2 Electroencefalograma	13
2.3 Ondas cerebrales EEG	14
2.4 Cognición aumentada.....	16
2.5 Estado cognitivo.....	17
2.6 Estilo de aprendizaje	18
2.7 Interfaces cerebro computadora.....	18
2.8 Proceso cognitivo.....	19
2.9 Estilos de aprendizaje dentro del sistema de Programación Neuro Lingüística (PNL)	20
2.10 Estado mental adecuado para el aprendizaje	22
2.11 Condiciones para inducir los estados cognitivos de concentración y atención.....	24

2.12	Certificación TEA ediciones	27
2.13	Prueba PANAS	27
3	 Estado del arte.....	32
3.1	Caracterización de estados cognitivos usando EEG	32
3.2	Framework y estrategias para el diseño de sistema adaptativo usando BCI.....	40
3.3	Efecto del ejercicio en el aprendizaje	44
3.4	Estilos de aprendizaje	45
3.5	Sistemas de recomendación en e-learning	51
3.6	Calidad y Efectividad Percibida por el usuario.....	52
3.7	Dispositivos EEG comerciales para el monitoreo de estados cognitivos	53
3.8	Tabla comparativa de estado del arte.....	55
3.9	Discusión.....	58
4	 Metodología de solución	61
4.1	Herramientas.....	61
4.2	Descripción del método	64
4.3	Metodología empleada.....	64
5	 Pruebas y resultados	70
5.1	Descripción de participantes	70
5.2	Análisis de datos obtenidos de prueba PANAS inicial.....	70
5.3	Análisis de señales EEG obtenidas	78
5.4	Descripción y aplicación de pruebas.....	82
6	 Conclusiones y trabajos futuros.....	107
6.1	Conclusiones	107
6.2	Trabajos futuros	112
6.3	Publicaciones	114
7	 Referencias.....	116
8	 Anexos	132
8.1	Anexo 1 Actividades para generar estados de concentración y atención.	132

Lista de figuras

<i>Figura 1</i> Modelo de propuesta de solución.....	8
<i>Figura 2</i> Tipos de onda EEG (Sciotto, 2014)	14
<i>Figura 3</i> Proceso Cognitivo (León S., 2015).....	20
<i>Figura 4</i> Impacto de una mayor carga cognitiva (curva inferior) en el desempeño de tareas (curva superior) (Anderson <i>et al.</i> , 2011)	34
<i>Figura 5</i> Correlación entre la dificultad de una tarea y carga cognitiva (Anderson <i>et al.</i> , 2011)	35
<i>Figura 6</i> Combinación de sensores fisiológicos para medir la carga cognitiva (Haapalainen <i>et al.</i> , 2010)	36
<i>Figura 7</i> Niveles altos y bajos de carga cognitiva (Haapalainen <i>et al.</i> , 2010).....	37
<i>Figura 8</i> Caracterización EEG de los tres estados de fatiga mental (Trejo <i>et al.</i> , 2007).....	38
<i>Figura 9</i> Método para la obtención de características (Balam G. & González S., 2014)	39
<i>Figura 10</i> ADAPT-DM Framework (Carrol, <i>et al.</i> 2010)	41
<i>Figura 11</i> Escenario de evaluación (Ovalle <i>et al.</i> , 2014).....	52
<i>Figura 12</i> EEG no invasivo - Emotiv Epoc (Emotiv Brain Computer Interface Technology, 2013)	54
<i>Figura 13</i> Software EEG no invasivo NeuroSky (NeuroSky, 2013).....	54
<i>Figura 14</i> EEG no invasivo - Emotiv Epoc (Emotiv Brain Computer Interface Technology, 2013)	61
<i>Figura 15</i> Raspberry pi 2 con sense hat 1.0 (Raspberrypi, s.f.).....	62

<i>Figura 16</i> MacBook Pro (Apple MX, s.f.).....	62
<i>Figura 17</i> Interfaz VNC Viewer de raspberry pi 2 (REALVNC, 2017)	63
<i>Figura 18</i> OBS Studio (Open Broadcaster Software, 2012).....	63
<i>Figura 19</i> Aplicación de experimentación.....	64
<i>Figura 20</i> Metodología de solución aplicada.....	65
<i>Figura 21</i> Método de adquisición de datos aplicado	67
<i>Figura 22</i> Sujetos de prueba	70
<i>Figura 23</i> Respuestas PRE-PANAS	77
<i>Figura 24</i> Tiempo acumulado y tiempo promedio de aplicación de actividades	79
<i>Figura 25</i> Determinación del valor de k.	81
<i>Figura 26</i> Clúster K-means Entrenamiento Caras	84
<i>Figura 27</i> Clúster K-means Entrenamiento Stroop	85
<i>Figura 28</i> Clúster K-means Entrenamiento 5D	86
<i>Figura 29</i> Clúster K-means Entrenamiento D2	87
<i>Figura 30</i> Clúster K-means Entrenamiento Senderos	89
<i>Figura 31</i> Clúster K-means Entrenamiento VPT	90
<i>Figura 32</i> Porcentaje de atención/concentración total detectado.	91
<i>Figura 33</i> Clúster K-means entrenamiento todos 80%	93
<i>Figura 34</i> Clúster K-means comprobación 20%	93
<i>Figura 35</i> Clúster K-means entrenamiento C_St_5D_D2_S.....	95

<i>Figura 36</i> Clúster K-means Entrenamiento C_St_5D_D2_VPT.....	97
<i>Figura 37</i> Clúster K-means entrenamiento C_St_5D_VPT_SEN.....	98
<i>Figura 38</i> Clúster K-means entrenamiento C_St_VPT_SEN_D2.....	100
<i>Figura 39</i> Clúster K-means entrenamiento C_VPT_SEN_D2_5D	101
<i>Figura 40</i> Clúster K-means entrenamiento VPT_SEN_D2_5D_ST	103
<i>Figura 41</i> Rangos EEG identificados durante el estado de atención/concentración	103
<i>Figura 42</i> Promedio del rango EEG idóneo durante el estado de atención/concentración....	104
<i>Figura 43</i> Algoritmo para proceso de detección e inducción de estado cognitivo atención/concentración a través del entorno AVAI2C.....	106
<i>Figura 44</i> Actividad de Lectura FDT (Sedó, 2007).....	133
<i>Figura 45</i> Actividad de Conteo FDT (Sedó, 2007)	133
<i>Figura 46</i> Actividad de Elección FDT (Sedó, 2007).....	134
<i>Figura 47</i> Actividad de Alternancia FDT (Sedó, 2007)	134
<i>Figura 48</i> Ejemplo de prueba d2 (Brickenkamp, R., 2012).....	136
<i>Figura 49</i> Ejemplo de CARAS, prueba de percepción de diferencias (Thurstone & Yela, 2001)	137
<i>Figura 50</i> Visual Patterns Test (Della S., Gray, Baddeley, & Wilson, 1997)	139
<i>Figura 51</i> Ejemplo de Patrones mostrados a los individuos (Della S., Gray, Baddeley, & Wilson, 1997).....	140
<i>Figura 52</i> Ejemplo de la prueba STROOP (Golden, C. J., 2019).....	141
<i>Figura 53</i> TESeN Ejemplo de Senderos (Portellano & Martínez A., 2014)	143

Lista de tablas

Tabla 1 <i>Definición de felicidad</i> (Chóliz, 2005).....	25
Tabla 2 <i>Estrategias de adaptación</i> (Carroll et al., 2010).....	42
Tabla 3 <i>Comparativa de estado del arte</i>	55
Tabla 4 <i>Validación de instrumento PANAS con 20 ítems</i>	72
Tabla 5 <i>Aplicación de escala “si se elimina un elemento” con 20 ítems</i>	72
Tabla 6 <i>Aplicación de escala “si se elimina un elemento” con 19 ítems</i>	73
Tabla 7 <i>Validación de instrumento PANAS con 18 ítems</i>	73
Tabla 8 <i>Validación de reactivos PA de PANAS con 10 ítems</i>	74
Tabla 9 <i>Aplicación de escala “si se elimina un elemento” con 10 ítems (PA)</i>	74
Tabla 10 <i>Validación de reactivos NA de PANAS con 10 ítems</i>	74
Tabla 11 <i>Aplicación de escala “si se elimina un elemento” con 10 ítems (NA)</i>	75
Tabla 12 <i>Validación de reactivos NA de PANAS con 9 ítems</i>	75
Tabla 13 <i>Aplicación de escala “si se elimina un elemento” con 9 ítems (NA)</i>	75
Tabla 14 <i>Media (M), Desviación Estándar (DS) e Índices de Asimetría y Curtosis</i>	76
Tabla 15 <i>Cantidad de Muestras obtenidas en repositorio de datos por actividad</i>	78
Tabla 16 <i>Minutos de aplicación por prueba</i>	78
Tabla 17 <i>Resultados de prueba Caras</i>	83
Tabla 18 <i>Resultados de prueba Stroop</i>	85
Tabla 19 <i>Resultados de prueba Five Digits</i>	86

Tabla 20 <i>Resultados prueba D2</i>	87
Tabla 21 <i>Resultados de prueba Senderos</i>	88
Tabla 22 <i>Resultados de prueba patrones visuales</i>	90
Tabla 23 <i>Resultados repositorio de datos Atención/Concentración</i>	91
Tabla 24 <i>Resultados de entrenamiento y validación del total de datos</i>	92
Tabla 25 <i>Centroides considerados como el estado cognitivo ideal de atención/concentración</i>	94
Tabla 26 <i>Todos menos uno VPT</i>	95
Tabla 27 <i>Todos menos uno senderos</i>	96
Tabla 28 <i>Todos menos uno D2</i>	98
Tabla 29 <i>Todos menos uno 5D</i>	99
Tabla 30 <i>Todos menos uno Stroop</i>	101
Tabla 31 <i>Todos menos uno Caras</i>	102

1 | Introducción

En el presente, la vida ha cambiado en el ritmo y forma de hacer las cosas. Anteriormente, aunque ya existía el uso común de las nuevas tecnologías, parte de la población continuaba renuente a adoptarlas y prefería realizar sus actividades cotidianas de forma personal y presencial.

Desafortunadamente la contingencia de salud existente desde finales del año 2019 ha puesto a prueba al mundo entero, en el aprendizaje, uso e inclusión de la vida tecnológica.

Es notable como muchas industrias, colegios, negocios, etc., se han visto afectados gravemente por haber permanecido alejados del uso de las Tecnologías de Información y de Comunicación (TIC). Sin embargo, también es notable cómo han buscado la manera de, aunque a marcha forzada, cambiar la estrategia de negocio y continuar brindando sus servicios, intentando sobre pasar los malos tiempos.

Muchos de los trabajos de investigaciones en años recientes, ya habían identificado la oportunidad de la inclusión de la tecnología a la vida diaria para solventar las actividades y evitar traslados innecesarios, facilitando así trámites y servicios; y aunque las investigaciones no se hicieron pensando en llegar a ser solución del problema mundial actual, han logrado aligerar la carga para quienes hoy buscan una rápida inclusión, actualización y aprendizaje.

Por ello, este tema de investigación sin haber sido planeado para convertirse en uno de los temas de moda o buscar solucionar un problema inmediato, ha sido desarrollado con la finalidad de identificar dentro del campo de enseñanza/aprendizaje, la manera de mantener a los estudiantes atentos y concentrados durante el proceso de aprendizaje.

1 | Introducción

La disciplina de la Interacción Humano Computadora (HCI por sus siglas en inglés), es un área de estudio que trata sobre la investigación, diseño y desarrollo de nuevas tecnologías para ayudar a mejorar la interacción entre las personas (usuarios) y dispositivos de cómputo (Chamberlin, 2012). Desde sus inicios se ha buscado que la computación sea interactiva por medio de la simulación del mundo real, controlando directamente la emulación.

La búsqueda de una HCI centrada en el usuario, ha llevado a los investigadores a diseñar interfaces con la capacidad de reconocer algunas características humanas, tales como los gestos, los movimientos, los esquemas de escritura, los patrones biométricos, el reconocimiento facial, etc.

Una de las nuevas interfaces existentes, y donde se han encontrado grandes oportunidades de interacción, son las Interfaces Cerebro Computadora (Brain-Computer Interfaces BCI, por sus siglas en inglés). Estas interfaces son un medio de comunicación basado en actividad neural generada por el cerebro, proporcionando un nuevo canal de comunicación de salida para el usuario (Wolpaw *et al.*, 2002).

Las BCI pueden registrar la actividad bioeléctrica del cerebro a través de electrodos que están en contacto con la superficie de la cabeza y que realizan la lectura de electroencefalogramas (EEG), que permiten monitorear las ondas electromagnéticas generadas por el cerebro para poder ser interpretadas según el comportamiento cerebral del usuario. En sus inicios la información captada por los dispositivos EEG, fue normalmente utilizada con fines de estudios médicos, apoyando a la salud mental de las personas.

1 | Introducción

En esta investigación se detectó que mediante la obtención de los potenciales eléctricos cerebrales es posible identificar los niveles cognitivos y afectivos de las personas, ofreciendo información relevante para su estudio.

Lo anterior, teniendo como principal objetivo el aumentar el rendimiento en entornos de educación y capacitación virtual, captando los niveles cognitivos y del ambiente para adaptar la información necesaria según la caracterización de los estudiantes, para crear su perfil de estilo de aprendizaje.

Los estados mentales, afectivos y cognitivos, han sido caso de estudio para el área de la psicología, y ahora con el monitoreo de ondas cerebrales es posible detectar a través de los dispositivos BCI, capacidades cognitivas como: concentración, inmersión, motivación (Taj ziehchi & Rezazadeh, 2011), rendimiento del aprendizaje, resolución de tareas (Szegletes & Forstner, 2013), memoria visual (Huster *et al.*, 2014), entre otros.

Investigaciones previas en diversas áreas de estudio que utilizan BCI, ofrecen una gran oportunidad para explorar e implementar lo ya definido en diferentes ambientes. Esto permite proponer una experimentación con la tecnología BCI en la interacción de estudiantes con plataformas virtuales de educación y capacitación mediante el monitoreo de sus estados cognitivos.

Es por esta razón que en esta investigación el objetivo es identificar estados cognitivos y posteriormente poder clasificarlos para determinar si son aptos para continuar con las actividades requeridas por el sistema, en caso contrario, generar recomendaciones que ayuden a crear un estado cognitivo apto y así buscar la mejora en el rendimiento durante el desarrollo de las actividades.

1 | Introducción

Sumado a lo anterior y aprovechando los beneficios que brindan los sistemas de recomendación sensibles al contexto (SRSC) se implementaron técnicas de detección de cognición aumentada (AugCog) para ampliar los parámetros a considerar al momento de ofrecer una recomendación o adecuación al ambiente de trabajo, incluyendo el nivel cognitivo de los estudiantes como parte del contexto. Es importante mencionar que antes de tomar en cuenta la AugCog (Cognición Aumentada), este tipo de análisis se limitaban únicamente a considerar factores ambientales, dando la posibilidad de que, con la implementación de estos nuevos métodos de obtención de información, se pueda ofrecer un ambiente cordial (no agresivo) que se adapte a las necesidades temporales, físicas y mentales de los usuarios.

1.1 Objetivo

Desarrollar un modelo de soporte adaptativo basado en interfaces cerebro computadora, para evaluar los niveles introspectivos de los usuarios, y determinar la necesidad de cambio de actividad con el fin de mejorar el proceso cognitivo en las tareas sugeridas por la plataforma.

1.2 Objetivos específicos

- a) Identificar los tipos de estados cognitivos durante la interacción con plataformas de educación e-learning.
- b) Obtener el estado cognitivo (Natural y Adaptado) de los estudiantes.
- c) Retomar el sistema de clasificación de estados cognitivos desarrollada en (Balam & González-Serna, 2014).
- d) Cotejar los estados cognitivos (Convencionales y EEG).
- e) Generar recomendaciones (Algoritmo basado en conocimiento en función del perfil de aprendizaje), para los estudiantes de actividades según el estado cognitivo no apto para generar un estado apto a continuar con las actividades.

1 | Introducción

1.3 Justificación y beneficios

La utilización de plataformas de educación y capacitación virtual se ha incrementado considerablemente. La libertad de tener acceso al contenido de capacitación, educación, entrenamiento, terapia, etc., de cualquier índole a cualquier hora y desde cualquier lugar donde se cuente con una computadora y conexión a internet, hacen de dichas plataformas ideales para personas que no pueden asistir de manera presencial y con un horario específico a ubicaciones físicas.

A pesar del gran auge que tiene este tipo de formación, no hay que caer en la falsa idea de que es la solución (Gallego R. y Martínez C., 2003), ya que no garantiza una mayor calidad ni un aprendizaje más rápido ni más eficaz por sí solo, ya que en un porcentaje importante, este aprendizaje depende del estado cognitivo del aprendiz y de la calidad percibida de la plataforma de estudios; a partir de este problema, esta investigación se enfocó en detectar los estados cognitivos del estudiante, su atención y concentración dirigida a la información presentada, y a partir de estos elementos, orientar y generar los estados cognitivos adecuados para que el estudiante mantenga la atención y concentración necesaria para coadyuvar en su aprendizaje.

Por lo anterior esta investigación se centra en la detección de los estados cognitivos de atención y concentración para lograr que el sistema donde se implemente sea consciente de los factores que afectan el proceso cognitivo del estudiante y así realizar recomendaciones adecuadas para mejorar la experiencia del usuario y el proceso cognitivo durante la interacción. Esto, haciendo uso de los dispositivos BCI, para obtener información fisiológica de tipo contextual en tiempo real sobre el estado mental en el que se encuentra el usuario al realizar las actividades solicitadas por la plataforma de educación virtual.

1 | Introducción

La información obtenida es usada en la mejora del estado de atención y la disminución de distracciones durante el aprendizaje de los estudiantes debido a que al conocer que el estado cognitivo no es apto para el aprendizaje (No atención / No concentración), el sistema realizará una propuesta de cambio de actividad al estudiante; las nuevas actividades se encuentran basadas en el estilo de aprendizaje identificado previamente, restableciendo así la atención y el interés aplicado al aprendizaje dentro de las plataformas de educación, capacitación y adiestramiento virtual.

1.4 Planteamiento del problema

En la actualidad la capacitación o adiestramiento virtual sufre un proceso de expansión constante, que seguirá adelante en los próximos años. A pesar del gran auge que tiene este tipo de educación, Gallego Rodríguez y Martínez Caro, (2003), menciona que no hay que caer en la falsa idea de que es la panacea, ya que no garantiza una mayor calidad ni un aprendizaje más rápido ni más eficaz por sí solo; esto depende del estado cognitivo de los estudiantes y de la calidad percibida dentro de la plataforma (Meyer, 2014).

Con la intención de que la capacitación y adiestramiento virtual sea una opción adecuada de enseñanza y aprendizaje, este trabajo de investigación busca responder las siguientes preguntas de investigación: ¿Es posible determinar el grado de efectividad del proceso cognitivo?, ¿es posible reconocer la existencia de concentración en estudiantes que utilicen plataformas e-learning? Y si ¿Es posible aumentar la efectividad del proceso cognitivo al utilizar los estilos de aprendizaje para mostrar contenidos?, además de la intención de conocer el comportamiento de los estudiantes.

Por otra parte se ha encontrado que en las últimas décadas, la investigación psicológica ha mostrado mayor atención por el papel de la cognición en el aprendizaje humano, liberando los

1 | Introducción

aspectos restrictivos y al estudiante pasivo y receptivo, transformándolo en un procesador activo de información (Sarmiento S., 2007).

En lo que refiere al aprendizaje cognitivo, se incluyen muchas teorías que tienen en común reconocer que el aprendizaje no es únicamente fruto del ambiente sino de una serie de aspectos de trabajo activo como pueden ser los procesos de la mente. En este sentido el cognoscitivismo implica actividad por parte del alumno (y su mente), y ya no se puede conceptualizar al aprendizaje como un proceso pasivo.

Es por lo que, sabiendo que el uso de las TIC se encuentra presente en las actividades diarias, se han generado posibilidades infinitas de Interacción Humano-Computadora que pueden ayudar dentro de los planes de educación, así como la escolaridad virtual.

Cabe mencionar que existen situaciones que influyen de manera externa en el estado cognitivo de los estudiantes, como lo puede ser la calidad percibida dentro de la plataforma de enseñanza. Esta calidad depende no únicamente de los contenidos sino también de la tecnología usada.

Para reducir la falta de atención o interés de los alumnos que puedan generar nulo conocimiento o deserción en la capacitación y adiestramiento virtual, se propone hacer uso de los dispositivos BCI (Interfaces Cerebro Computadora) para la lectura EEG (Electroencefalografía), para obtener información de tipo contextual en tiempo real sobre el estado cognitivo en el que se encuentra el estudiante al realizar las actividades solicitadas por la plataforma de educación virtual.

La información generada se tomó en cuenta buscando identificar el estado mental de atención y la disminución de distracciones durante la interacción de los estudiantes.

1 | Introducción

1.5 Propuesta de solución

Este trabajo de investigación identifica los estilos de aprendizaje de los usuarios; también el nivel de conocimiento en el uso de entornos e-learning o virtuales, intentando caracterizar a los usuarios y saber si esto influye en el estado cognitivo que presentan.

Por otra parte, captura la actividad EEG de los estudiantes durante el periodo de interacción, buscando caracterizar el estado de concentración y así poder diseñar el algoritmo de recomendación de cambio de actividades, motivando así la concentración.

Y para concluir, las lecturas de EEG son evaluadas, cotejando si las actividades sugeridas han logrado generar el estado cognitivo motivado (apto) y realizar la comparación de los resultados obtenidos a partir del monitoreo de EEG y aplicación de recomendaciones.

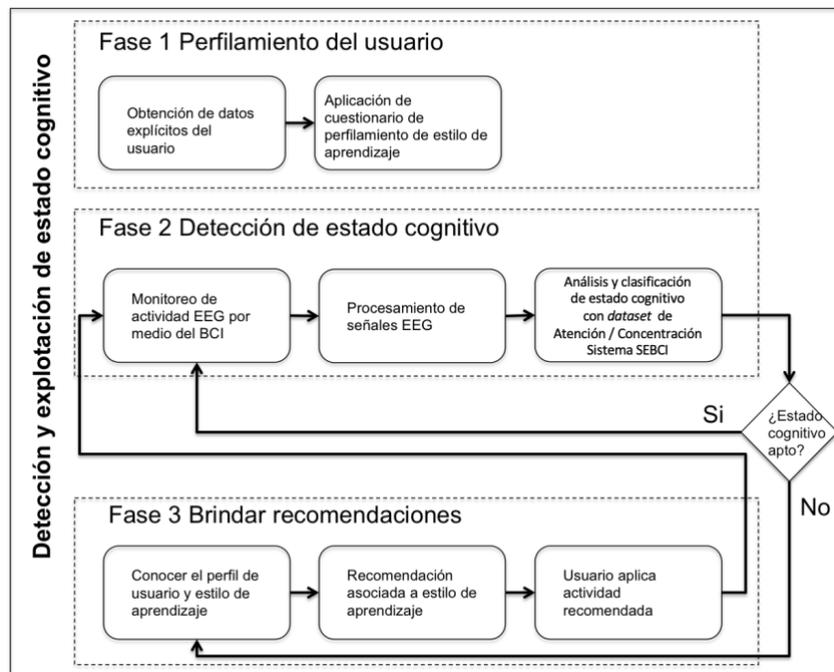


Figura 1 Modelo de propuesta de solución

1 | Introducción

1.6 Hipótesis de la investigación

- a) A través de la información EEG cerebral obtenida por medio de los dispositivos BCI, es posible determinar el grado de efectividad del proceso cognitivo.
- b) A través de la lectura EEG es posible reconocer la existencia de concentración en estudiantes que utilicen plataformas e-learning.
- c) A través de la lectura EEG es posible generar recomendaciones de actividades a partir de los datos EEG en combinación con el perfilamiento de los estudiantes según el estilo de aprendizaje. Con esto, es posible optimizar el proceso cognitivo (atención/concentración).

1.6.1 Preguntas de la investigación

- a) ¿Es posible determinar el grado de efectividad del proceso cognitivo?
- b) ¿Es posible reconocer la existencia de concentración en estudiantes que utilicen plataformas e-learning?
- c) ¿Es posible aumentar la efectividad del proceso cognitivo al utilizar los estilos de aprendizaje para mostrar contenidos?

1.6.2 Alcances y limitaciones

Los alcances del presente tema de investigación son los siguientes.

- a) Identificar los estilos de aprendizaje en estudiantes de Educación de Nivel Superior y/o posgrado.
- b) Definir el *dataset* de las lecturas EEG relacionadas al estado cognitivo de atención/concentración de los participantes.
- c) Generar recomendaciones de actividades aplicadas a partir de los patrones de estado cognitivo y estilo de aprendizaje de los estudiantes.

Entre las limitaciones enfrentadas existen las siguientes.

- a) La adquisición y filtrado de datos EEG es realizada a través de la combinación de los sistemas propuestos en (Balam & González-Serna, 2014) y el sistema SEBCI (Flores-

1 | Introducción

Rosales & González-Serna, 2017).

- b) No existe un *dataset* previo con el que se pueda comparar si esta sucediendo o no el estado cognitivo deseado.
- c) Las pruebas de la investigación se realizan un participante a la vez, debido a que el entorno virtual utilizado es de tipo individual. Requiriendo mayor tiempo de pruebas y concentración de información.

1.6.3 Antecedentes

En los últimos años, dentro del grupo de investigación de Sistemas de Recomendación Sensibles al Contexto (por sus siglas en inglés, CARS) y Human-Computer Interaction (HCI) de CENIDET, se han desarrollado proyectos de maestría y doctorado relacionados con el tema de evaluación de experiencia del usuario y uso de interfaces cerebro-computadora, los cuales mantienen correlación con el presente trabajo de investigación. A continuación, se describen brevemente estos trabajos.

Modelado introspectivo de aspectos cognitivos aplicado a la evaluación de la experiencia del usuario mediante interfaces cerebro computadora (González & González, 2015)

En este trabajo de investigación se desarrolló un modelo de evaluación centrado en el usuario aplicable a sistemas BCI, dentro del cual se realizó la explotación de distintas mediciones fisiológicas para la obtención de una valoración objetiva de la experiencia de usuario. El modelo contempla la combinación de múltiples métodos de evaluación de experiencia del usuario (UX), migraciones entre plataformas y la variación de distintos factores que ejercen influencia sobre los procesos cerebrales.

El objetivo planteado fue desarrollar un modelo de evaluación de sistemas BCI mediante la utilización de métricas basadas en mediciones fisiológicas (MF) que permitieron obtener una

1 | Introducción

valoración objetiva de la experiencia de usuario, capaz de identificar relaciones entre la actividad cerebral y los aspectos subjetivos de efectividad, confianza y satisfacción, analizando para ello escenarios situacionales basados en modificadores de aspectos cognitivos en esquemas multidispositivo.

Modelo semántico para la gestión de técnicas de HCI mediante el monitoreo de actividad bioeléctrica (EEG) para caracterizar estados mentales y su relación con cambios en el contexto del usuario (Balam & González-Serna, 2014)

En este trabajo de investigación se diseñó e implementó un modelo semántico que caracteriza las relaciones entre estados mentales de un usuario y los cambios de su contexto externo mediante el monitoreo de actividad bioeléctrica y el monitoreo de cambios contextuales utilizando dispositivos multisensoriales en ambientes CARS (Context-Aware Recommender Systems) que permitan adaptar las técnicas de interacción humano-computadora a la situación del contexto introspectivo del usuario.

Modelo de comunicación aumentativa y alternativa, para personas con capacidades diferentes (Ortíz C. & González, 2014)

En este trabajo se desarrolló un modelo de comunicación interpersonal que permita a personas con discapacidad motriz y/o de lenguaje, expresar sus ideas y emociones en las relaciones humanas ordinarias, mediante el aprovechamiento de dispositivos y técnicas de Interacción Humano-Computadora (HCI); que combine la detección de estados emocionales mediante BCI (Brain Computer Interfaces por sus siglas en inglés), las tecnologías de comunicación aumentativa y las técnicas de procesamiento de lenguaje.

1 | Introducción

Tutor Virtual Inteligente para Ambiente Virtual de Aprendizaje Inmersivo mediante Tecnología de Cognición Aumentada (AVAI2C) (Cisneros B. & González S., 2017)

Este es un entorno virtual interactivo de aprendizaje, capacitación y/o adiestramiento inmersivo, que cuenta con un tutor virtual, que busca ser inteligente y consciente del contexto, lo anterior mediante el monitoreo, captura y procesamiento de señales bioeléctricas cerebrales (EEG), que con ayuda de este trabajo de investigación y otros más, desarrollados dentro de CENIDET, identifica y determina los estados cognitivos y emocionales del usuario para detectar estados cognitivos no aptos para continuar cualquier clase de capacitación, emitiendo recomendaciones y buscando nuevamente centrar al estado idóneo.

2 | Marco teórico

A pesar de que la investigación realizada dentro de este proyecto de tesis ha sido basada en la exploración y reconocimiento del comportamiento cerebral ante distintos estímulos para determinar el estado de atención y concentración de los individuos en entornos virtuales, se ha elaborado la recopilación de los fundamentos teóricos, que se identificaron como los involucrados en el tema para el reconocimiento del estado cognitivo idóneo para fomentar el aprendizaje y favorecer la metacognición en el uso de plataformas de aprendizaje virtuales.

2.1 E-learning

En la actualidad la escolaridad E-learning ha venido a ser una opción para personas que no tienen acceso a estudios de asistencia presencial en aulas, ya sea por tiempo, espacios, costos o lejanía. Es una modalidad de enseñanza-aprendizaje que consiste en el diseño puesto en práctica y evaluación de un curso o plan formativo desarrollado a través de redes de computadoras y puede definirse como una educación o formación ofrecida a individuos que están geográficamente dispersos o separados o que interactúan en tiempos diferidos del docente empleando los recursos informáticos y de telecomunicaciones (Area y Adell, 2009, p. 8).

Romero (2015), menciona que “los medios sociales tienen un enorme potencial para facilitar actividades de aprendizaje en los estudiantes”(…), así como recursos personales más allá del salón de clase. Sin embargo, es importante señalar que sus ventajas no son exclusivamente atribuibles a la gestión en el manejo de nuevas tecnologías, sino en implicaciones pedagógicas que promuevan su incorporación (Romero, 2015, p. 2).

2.2 Electroencefalograma

Xia y Hu (2019) y Teplan (2002), definen la electroencefalografía como: una técnica de exploración funcional de la actividad del sistema nervioso central (SNC) mediante la que se

2 | Marco teórico

obtiene el registro de la actividad eléctrica cerebral en tiempo real de manera no invasiva (Xia y Hu, 2019, p. 9) (Teplan, 2002, p. 1).

Este registro que se denomina electroencefalograma (EEG), representa la actividad bioeléctrica espontánea generada por las neuronas cerebrales y está compuesto de ritmos eléctricos y actividades puntuales que se diferencian por su localización, frecuencia, periodicidad y propiedades funcionales (Boutros *et al.*, 2011).

2.3 Ondas cerebrales EEG

Sciotto (2014), mencionan que las funciones cerebrales se basan en la actividad eléctrica que generan sus neuronas (Sciotto, 2014, p. 1) (Michel, *et al.*, 1992); fenómeno conocido como sinapsis. Esta actividad eléctrica (potenciales eléctricos) cerebral puede ser registrada mediante un electroencefalógrafo por una lectura llamada electroencefalograma, un equipo que la registra y representa a través de ondas que tiene diferentes propiedades.

Existen cuatro tipos principales de ondas cerebrales: beta, alfa, theta y delta. A continuación, se describen estos diferentes tipos de ondas cerebrales, en orden de mayor a menor actividad. La Figura 2, muestra la amplitud de onda de Beta, Alfa, Theta y Delta.

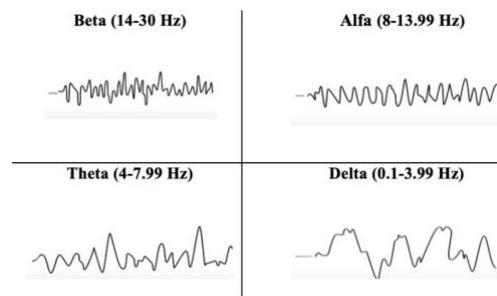


Figura 2 Tipos de onda EEG (Sciotto, 2014). La Figura 2 muestra el tipo y amplitud de las ondas EEG. Adaptación de: Ondas cerebrales, conciencia y cognición. Copyright 2014 por Organización para la prevención y promoción de la salud en la educación, pp. 2-4.

2 | Marco teórico

2.3.1 Ondas Beta

Según Sciotto (2014) este tipo de ondas es producido cuando el cerebro se encuentra despierto e implicado en actividades mentales. Son ondas amplias y las de mayor velocidad de transmisión de las cuatro. Su frecuencia oscila entre 14 y 30-35 Hz (ciclos por segundo o cps). Denotan una actividad mental intensa. Cuando una persona está dando un discurso, estudiando, realizando un problema de matemáticas, el cerebro se encuentra emitiendo este tipo de ondas (Sciotto, 2014).

Por otra parte, también es conocido que el incremento de ondas beta puede ser beneficioso en casos de depresión, aunque en exceso se asocian a desordenes de: ansiedad, insomnio, y trastornos de índole obsesivo-compulsivo (TOC). En los momentos de stress y tensión hay un aumento significativo de ondas beta en el cerebro (Michel, *et al.*, 1992).

2.3.2 Ondas Alfa

Sciotto (2014) y Michel *et al.* (1992) mencionan que las ondas Alfa representan un estado de escasa actividad cerebral y relajación. Estas ondas son más lentas y de mayor amplitud que las beta. Su frecuencia oscila entre 8 y 14 cps.

Este tipo de ondas se presentan en cerebros que han terminado una tarea, estados de relajación agradable, pensamientos tranquilos y despreocupados, optimismo y un sentimiento de integración de cuerpo y mente, así como cuando la persona se encuentra dando un paseo o disfrutando del paisaje (Sciotto, 2014).

2 | Marco teórico

2.3.3 Ondas Theta

Son ondas de mayor amplitud y menor frecuencia (entre 4 y 8 cps). Se alcanzan bajo un estado de calma profunda (Sciotto, 2014) y (Michel, *et al.*, 1992). Un ejemplo de este tipo de ondas se presentan en cerebros de personas que están fantaseando (o soñando despiertas), también en persona que, tras conducir un rato, de repente se da cuenta de que no recuerda como ha hecho los últimos kilómetros.

Los expertos comentan que es un estado adecuado para la inspiración de ideas y soluciones creativas. Se trata de un estado en el que las tareas realizadas se han automatizado, y no es requerido un control atencional y consciente de su ejecución, pudiendo el sujeto distanciarse de ellas mentalmente.

2.3.4 Ondas Delta

Sciotto (2014) y Michel *et al.* (1992) mencionan que las ondas Delta son las ondas de mayor amplitud y menor frecuencia (entre 1,5 y 4 cps). Estas ondas ocurren al dormir, pasando sucesivamente de beta a alfa, theta y finalmente, delta. Durante el sueño se producen ciclos que duran unos 90 minutos. Este tipo de ondas jamás llegan a cero, a menos que exista muerte cerebral. Se generan ante un estado del llamado sueño profundo (Sciotto, 2014) y (Michel, *et al.*, 1992).

2.4 Cognición aumentada

Dentro de (González & González, 2015) se menciona que la Cognición Aumentada es la capacidad de la tecnología para medir procesamiento de la información y el estado cognitivo de un usuario en concreto. Los procesos cognitivos son los procedimientos que lleva a cabo el ser humano para incorporar conocimientos. En dichos procesos intervienen facultades diversas, como la inteligencia, la atención, la memoria y el lenguaje.

2 | Marco teórico

2.5 Estado cognitivo

Según Cognifit (2014) la cognición se refiere a la capacidad de los seres vivos para procesar la información a partir de la percepción de los estímulos del mundo exterior a través de los sentidos (Cognifit, 2014, versión On-Line). La palabra cognición viene del latín "cognoscere", que significa conocer (Neisser, 1976). Por lo tanto, al hablar de lo cognitivo normalmente refiere a todo aquello que pertenece o que está relacionado con el conocimiento, es decir, el conjunto de información que ha sido adquirido gracias al aprendizaje y experiencia.

2.5.1 Estado cognitivo adaptado

Hace referencia a cómo se comporta el cerebro de la persona cuando ocurren alteraciones contextuales o introspectivas de impacto negativo mientras realiza una o más tareas cognitivas. Cuando se presenta este estado durante mucho tiempo, la persona puede llegar a mostrar altos niveles de fatiga mental, estresarse y a reducir su eficacia (González & González, 2015).

2.5.2 Estado cognitivo motivado

Se refiere al comportamiento del cerebro cuando ocurren alteraciones contextuales o introspectivas de impacto positivo mientras realiza una o más tareas cognitivas. Cuando una persona se encuentra en este estado mental, se maximiza su eficacia y se reduce el nivel de estrés. (González & González, 2015).

2.5.3 Estado cognitivo natural

Se refiere a cómo se comporta el cerebro normalmente mientras realiza una o más tareas cognitivas, las cuales contemplan los procesos cognitivos necesarios para el cálculo, la atención y la memoria, además de las funciones ejecutivas (González & González, 2015).

2 | Marco teórico

2.6 Estilo de aprendizaje

El término “estilo de aprendizaje” se refiere al hecho de que cada persona utiliza su propio método o estrategias para aprender. Aunque las estrategias varían según lo que se quiera aprender, cada uno tiende a desarrollar ciertas preferencias o tendencias globales, tendencias que definen un estilo de aprendizaje. Son los rasgos cognitivos, afectivos y fisiológicos que sirven como indicadores relativamente estables de cómo los alumnos perciben interacciones y responden a sus ambientes de aprendizaje, es decir, tienen que ver con la forma en que los estudiantes estructuran los contenidos, forman y utilizan conceptos, interpretan la información, resuelven los problemas, seleccionan medios de representación (visual, auditivo, kinestésico), etc. Los rasgos afectivos se vinculan con las motivaciones y expectativas que influyen en el aprendizaje, mientras que los rasgos fisiológicos están relacionados con el sexo y ritmos biológicos, como puede ser el de sueño-vigilia del estudiante (Woolfolk, 2016, pp. 102-110).

2.7 Interfaces cerebro computadora

En este trabajo de investigación serán utilizadas Interfaces Cerebro Computadora (BCI, por sus siglas en inglés) que permitirán obtener la lectura de los potenciales eléctricos cerebrales durante la interacción del usuario, lo que brindará información acerca del estado cognitivo del usuario.

Existen interfaces EEG de tipo invasivo y no invasivo con múltiples sensores que permiten realizar una lectura de Electroencefalografía (EEG) de los potenciales cerebrales.

Los dispositivos invasivos son aquellos donde es necesario la utilización de electrodos profundos que se colocan de forma intracraneal en el individuo (Schalk, 2011, p. 141). Por otra parte, el tipo más común de ICC es el no invasivo, los cuales capturan la señal de EEG por medio

2 | Marco teórico

de electrodos que se posicionan en diferentes lugares sobre el cuero cabelludo del usuario (Aler, 2012, p. 373), es decir, no es necesario que se encuentren en contacto directo con el cerebro.

2.8 Proceso cognitivo

Para entender el estado cognitivo de cada individuo es necesario conocer la definición de cognición y los procesos que conlleva.

Neisser (1976), describe la cognición como *“todos los procesos mediante los cuales una entrada sensorial (input) es transformada, reducida, elaborada, almacenada, recuperada y utilizada”* (Neisser, 1976).

Prácticamente todas las actividades realizadas como leer este texto, implica el uso del proceso cognitivo, relacionando el significado de lo que es percibido durante la lectura con la definición previa obtenida, es decir; la concentración en la interpretación realizada en el reconocimiento de las letras; la percepción de la unión de las letras en palabras y frases, comparándolas con el conocimiento previo almacenado en la memoria; la recuperación de la información, para complementar el conocimiento previo con el nuevo adquirido y la decisión, que en este caso en particular implicaría el continuar con la lectura o abandonarla (Rivas N., 2008). Creando así el proceso de metacognición, el cual consiste en que cada individuo conozca su proceso de aprendizaje, las estrategias que aplica para la solución de problemas y toma de decisiones, entre otros, y así poder aplicar dicha estrategia a sus procesos de aprendizaje futuros (Jiménez R., 2004), como se muestra en la Figura 3.

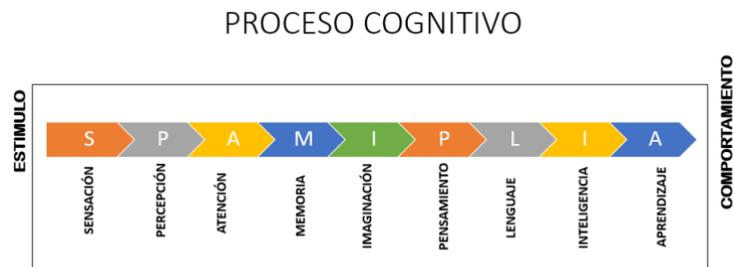


Figura 3 Proceso Cognitivo (León S., 2015). En la Figura 3, son identificadas cada una de las etapas del proceso cognitivo. Tomado de: Proceso cognitivo. Copyright 2015 por Introducción a la psicología, versión On-line.

2.9 Estilos de aprendizaje dentro del sistema de Programación Neuro Lingüística (PNL)

Otro de los elementos necesarios durante esta investigación, fue el identificar qué tipo de actividades ayudan a los usuarios a mejorar la adquisición de conocimientos y a pesar que la finalidad de esta investigación no fue generar contenidos educativos, se analizaron algunas de las teorías de estilos de aprendizaje, incluyendo el cómo debe ser presentada la información a los estudiantes.

Cabe mencionar que, las últimas investigaciones en la neurofisiología y en la psicología indican que no existe una sola forma de aprender, es decir, cada persona tiene una forma o estilo particular de establecer relación con el mundo y por lo tanto para aprender (Gómez & Aduna, 2004).

Algunos de los distintos modelos que aproximan a una clasificación de estas distintas formas de aprender y que fueron analizados son:

2 | Marco teórico

- a) Modelo de los Cuadrantes Cerebrales de Herrmann
- b) Modelo de Felder y Silverman
- c) Modelo de Kolb
- d) Modelo de Programación Neurolingüística de Bandler y Grinder
- e) Modelo de los hemisferios cerebrales
- f) Modelo de las Inteligencias Múltiples de Gardner

De los estilos de aprendizaje anteriores, este trabajo se desarrolla dentro de los términos utilizados en el modelo de Programación Neurolingüística (PNL) de Bandler y Grinder. El modelo de estilos de aprendizaje PNL toma en cuenta el criterio que considera que la vía de ingreso de información al cerebro (ojo, oído, cuerpo) resulta fundamental en las preferencias de quién aprende o enseña (Dilts & Epstein, 2001). Este modelo de aprendizaje se basa en que el ser humano tiene tres grandes sistemas para representar mentalmente la información: visual, auditivo y kinestésico (VAK). Aunque la mayoría de las personas los utilizan en forma desigual, aumentando unos y disminuyendo en otros (Romo *et al.*, 2006).

Dentro de esta investigación, ha sido necesario utilizar la herramienta “*O’Brien’s Learning Channel Preference Checklist*” (O’Brien’s, 1990), para identificar cada uno de los estilos, donde son definidos los sistemas visual, auditivo y kinestésico.

Además, en este trabajo se realizó la búsqueda de actividades relacionadas con cada uno de los estilos de aprendizaje, con el fin de entender el comportamiento de aprendizaje según el perfil detectado en cada individuo y que incluyan las características propias de cada uno de los sistemas, visual, auditivo y kinestésico.

2 | Marco teórico

2.10 Estado mental adecuado para el aprendizaje

La investigación realizada ha mostrado que existe un estado mental adecuado para la obtención de nuevos conocimientos, a pesar de que este estado mental no asegura el aprendizaje, si facilita la atención del estudiante ante la información presentada. A continuación se define el estado mental adecuado, conocido como atención o concentración.

2.10.1 Definición de la Atención

Se ha detectado que la atención (voluntaria o involuntaria) consiste en un proceso selectivo de la información necesaria, la consolidación de los programas de acción elegibles y el mantenimiento de un control permanente sobre el curso de los mismos (Luria, 1975), así como las funciones que tiene la misma en el desempeño humano que se comentan a continuación:

Ejerce control sobre la capacidad cognitiva.

- Activa el organismo ante situaciones novedosas y planificadas o insuficientemente aprendidas.
- Previene la excesiva carga de información.
- Estructura la actividad humana.
- Facilita la motivación consciente hacia el desarrollo de habilidades y determina la dirección de la atención (la motivación).
- Asegura un procesamiento perceptivo adecuado de los estímulos sensoriales más relevantes.

Según (Fuenmayor & Villasmil, 2008), la atención se da cuando el receptor comienza a captar activamente lo que ve y lo que oye, y así comienza a fijarse en ello, total o parcialmente. Esto sucede ya que el individuo puede dividir su atención, logrando hacer más de una cosa a la vez.

2 | Marco teórico

Para lograr lo anterior, durante el transcurso de la vida se adquieren destrezas y se desarrollan rutinas automáticas para realizar tareas sin requerir una atención total. A esto es lo que se llama teoría de la capacidad (Banyard, 1995) y se refiere a la cantidad de atención prestada en un momento específico y el cambio de esta, dependiendo de la motivación o estimulación que se tenga en ese momento.

2.10.2 Tipos de atención

El proceso de atención no es un proceso mental único. Existen 3 tipos de atención que ayudan al ser humano a centrar sus actividades y acciones para lograr un fin determinado. A continuación, se definen los 3 tipos de atención: selectiva; dividida y sostenida.

Atención selectiva

Este tipo de atención consiste en centrarse en un aspecto del ambiente o en una estimulación determinada. Cuando esto ocurre, generalmente se deja de atender a otros aspectos del ambiente. Este tipo de atención se considera sinónimo de concentración y esfuerzo (Ballesteros J., 2014). Por otra parte, a menudo es definida como concentración, siendo la capacidad para centrarse en uno o dos estímulos importantes, mientras se suprime deliberadamente la consciencia de otros estímulos distractores (Brickenkamp & Zillmer, 1998).

Atención dividida

Este tipo de atención se refiere a cuántos estímulos los seres humanos son capaces de atender simultáneamente, o cuántas tareas se pueden realizar con el mismo nivel de eficacia que cuando se realiza una sola tarea (Ballesteros J., 2014).

2 | Marco teórico

Atención sostenida

Los estudios sobre la atención sostenida se han centrado en intentar contestar la pregunta acerca de cuánto tiempo una persona puede realizar una tarea monótona y puede atender a una determinada fuente de estimulación sin que la calidad del procesamiento de la información decaiga (Ballesteros J., 2014).

2.10.3 Definición de la Concentración

La concentración puede ser definida como la capacidad para fijar la atención sobre una idea, un objeto o una actividad de forma selectiva, sin permitir que en el pensamiento entren elementos ajenos a ella. Es donde el sujeto fija voluntariamente la atención sobre un único objeto, idea o actividad con preferencia sobre otros. En ocasiones es un poder mental natural e instantáneo, donde el individuo no plantea concentrarse y lo logra directamente (Lara, 2015).

2.11 Condiciones para inducir los estados cognitivos de concentración y atención

Desde el punto de vista de psicología, dentro de los estados mentales afectivos que se han identificado como los óptimos para generar atención y concentración, se encuentran el estado emocional de felicidad + estrés como el óptimo para realizar actividades e incentivar el aprendizaje y la memoria.

Cabe mencionar que estos estados emocionales no deben ir a los extremos sino con tendencia a estados neutros para no aumentar el *arousal* (excitación/activación) del individuo, lo cual generaría el efecto contrario a atención o concentración. A continuación, se definen los estados emocionales de felicidad y estrés.

2 | Marco teórico

2.11.1 Felicidad

Dentro de (Chóliz, 2005) se muestra la descripción de la felicidad como estado mental y lo que según varios autores han definido acerca de las características y comportamiento propio de dicho estado emocional (ver Tabla 1).

Tabla 1 *Definición de felicidad* (Chóliz, 2005)

Felicidad	
Características	-La felicidad favorece la recepción e interpretación positiva de los diversos estímulos ambientales. No es fugaz, como el placer, sino que pretende una estabilidad emocional duradera (Delgado, 1992).
Instigadores	-Logro, consecución exitosa de los objetivos que se pretenden. -Congruencia entre lo que se desea y lo que se posee, entre las expectativas y las condiciones actuales y en la comparación con los demás (Michalos, 1986). -Aumento en actividad en el hipotálamo, septum y núcleo amigdalino (Delgado, 1992)
Actividad fisiológica	-Aumento en frecuencia cardiaca, si bien la reactividad cardiovascular es menor que en otras emociones, como ira y miedo (Cacioppo y cols., 1993). -Incremento en frecuencia respiratoria (Averill, 1969). -Facilita la empatía, lo que favorecerá la aparición de conductas altruistas (Isen, Daubman y Norwicki, 1987) -Favorece el rendimiento cognitivo, solución de problemas y creatividad (Isen y Daubman, 1984), así como el aprendizaje y la memoria (Nasby y Yando, 1982).
Procesos cognitivos implicados	-Dicha relación, no obstante, es paradójica, ya que estados muy intensos de alegría pueden enlentecer la ejecución e incluso pasar por alto algún elemento importante en solución de problemas y puede interferir con el pensamiento creativo (Izard, 1991). -Incremento en la capacidad para disfrutar de diferentes aspectos de la vida.
Función	-Genera actitudes positivas hacia uno mismo y los demás, favorece el altruismo y empatía (Isen, Daubman y Norwicki, 1987). -Establecer nexos y favorecer las relaciones interpersonales (Izard, 1991) -Sensaciones de vigorosidad, competencia, trascendencia y libertad (Meadows,1975)

2 | Marco teórico

Felicidad	-Favorece procesos cognitivos y de aprendizaje, curiosidad y flexibilidad mental (Langsdorf, Izard, Rayias y Hembree, 1983).
Experiencia subjetiva	-Estado placentero, deseable, sensación de bienestar. ^{[[]]} -Sensación de autoestima y autoconfianza (Averill y More, 1993).

Recuperado de Psicología de la emoción: el proceso emocional. Copyright 2005 por el departamento de Psicología Básica. Universidad de Valencia, pp. 10-11.

2.11.2 Estrés

Lazarus R. (2009), menciona que el estrés es definido por tres conceptos básicos: carga, estrés y tensión (Lazarus R. , 2009). Donde la carga se refiere a las fuerzas externas, como el peso; el estrés es el área de la estructura sobre la que se aplica la carga y la tensión es la deformación de la estructura, producida por la conjunción de la carga y del estrés. Según Lazarus R. (2009), en el pasado, el estrés era contemplado como un concepto unidimensional (Lazarus R. , 2009), es decir, como un continuo que oscilaba de bajo a alto, un concepto superficialmente análogo al arousal o activación (Duffy, 1962).

Por otra parte, el fisiólogo Hens Seyle (1974), sugería dos tipos: distres (dolor, angustia) y eustres (Selye, 1974). Donde el distres es destructivo, identificado por la ira y la agresión, siendo perjudicial para la salud y el eustres es de tipo cognitivo, caracterizado por emociones asociadas con la preocupación empática por los demás y con los esfuerzos positivos que beneficiarían a la comunidad, identificado por proteger la salud del individuo (Lazarus R. , 2009). (Lazarus R. S., 1966) define tres tipos de estrés psicológico:

- a) El daño/pérdida se vincula con el perjuicio o pérdida que ya se ha producido.
- b) La amenaza se relaciona con daño o pérdida que no se ha producido aún, pero que es

2 | Marco teórico

posible o probable en un futuro cercano.

- c) El desafío consiste en la sensibilidad de que, aunque las dificultades se interponen en el camino del logro, pueden ser superadas con entusiasmo, persistencia y confianza en uno mismo.

Esta investigación se centra en el eustres tomado como desafío, que es el que permite sumar a la emoción felicidad el interés por concluir una meta (actividad).

2.12 Certificación TEA ediciones

TEA Ediciones es una entidad encargada de certificar, editar y elaborar pruebas de evaluación psicológica. En su catálogo figuran más de 400 herramientas psicológicas editadas, entre los que se encuentran los de mayor prestigio internacional. (TEA Ediciones, s.f.)

Dentro del Anexo 1, se describen algunas de las herramientas certificadas, y comúnmente usadas para la evaluación de las funciones ejecutivas, atención y concentración, entre otras. Para fines de esta investigación han sido analizadas como propuestas de inducción de estados cognitivos de atención y concentración.

2.13 Prueba PANAS

Fernández, Ubillos, & Zubieta (2000), definen a la prueba PANAS (Positive Affect–Negative Affect Scale) como un instrumento para medir la afectividad o estado de ánimo. Es una prueba constituida por 20 ítems con un rango de variación de 1 (nada) a 5 (mucho) (Fernández, Ubillos, & Zubieta, 2000). El afecto positivo se mide realizando el sumatorio de la puntuación correspondiente a los siguientes ítems 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17 y 19, mientras que el afecto negativo, se obtiene tras la realización del sumatorio del resto de ítems que componen la escala.

Utilizando esta prueba se pretende medir el estado emocional en el que se encuentra el participante, aplicándolo antes de dar inicio al experimento, y por segunda ocasión al concluir el

2 | Marco teórico

mismo, esto con el fin de conocer el efecto emocional que pueden inducir las actividades propuestas.

La prueba PANAS requiere del análisis de las respuestas a través de los siguientes componentes estadísticos.

2.13.1 Media aritmética

La media aritmética o promedio simple \bar{X} es utilizada para calcular un valor representativo de los valores que se están promediando. La media muestra el valor central de los datos, convirtiéndose en la medida de ubicación que más se utiliza. En general, es calculada sumando los valores de interés y dividiendo entre el número de valores sumados (Paz, 2007).

Es posible definir a la media aritmética como el componente estadístico que nivela los valores de la serie mediante la rebaja del exceso de valor en los datos mayores para incorporarlo a la falta de valor en los datos menores. Por esta razón puede ser denominada como un centro de gravedad de una distribución el cual no está necesariamente en la mitad (ver Ecuación 1).

$$\bar{X} = \frac{x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n}{n} \quad (1)$$

Donde:

- \bar{X} es la media aritmética.
- x_n son las variables.
- n es la cantidad de valores existentes.

2 | Marco teórico

2.13.2 Desviación estándar

La desviación estándar es un índice numérico de la dispersión de un conjunto de datos (o población). Mientras mayor es la desviación estándar, mayor es la dispersión de la población (Mason *et al.*, 1998).

Con esta ecuación es posible conocer la estandarización existente en los resultados de los participantes comparados con la media aritmética, sabiendo esto, es posible determinar si alguno de los datos o conjunto de datos se encuentra muy disperso y con ello analizarlo y de ser necesario, sea descartado del estudio (ver Ecuación 2).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\Sigma(x - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (2)$$

Donde:

- \bar{x} es la media aritmética.
- x son los valores.
- n es el número de datos.

2.13.3 Asimetría

La asimetría es la medida que indica la simetría de la distribución de una variable respecto a la media aritmética, ello sin necesidad de hacer la representación gráfica. Los coeficientes de asimetría indican si hay el mismo número de elementos a izquierda y derecha de la media (Ramos, 2016).

Existen tres tipos de curva de distribución según su asimetría:

- a) Asimetría negativa: la cola de la distribución se alarga (a la izquierda) para valores

2 | Marco teórico

inferiores a la media.

- b) Simétrica: hay el mismo número de elementos a izquierda y derecha de la media. En este caso, coinciden la media, la mediana y la moda. La distribución se adapta a la forma de la campana de Gauss, o distribución normal.
- c) Asimetría positiva: la cola de la distribución se alarga (a la derecha) para valores superiores a la media.

Esta medida ayuda a conocer el comportamiento de los datos con relación a la distribución de estos, en el caso del presente estudio, nos da idea de la tendencia o variación de las respuestas de los participantes (ver Ecuación 3).

$$g_1 = \frac{m_3}{S_3} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{S_3} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{S} \right)^3 \quad (3)$$

Donde:

- S es la desviación estándar de los datos.
- \bar{x} es la media aritmética.
- x_i representa los datos sobre los que se calcula el coeficiente.
- n es el número de datos.

2.13.4 Curtosis

La curtosis caracteriza la elevación o el achatamiento relativo de una distribución, comparada con la distribución normal. Una curtosis positiva indica una distribución relativamente elevada, mientras que una curtosis negativa indica una distribución relativamente plana (Ponce Renova, 2019).

Mientras más ancha sea la curva mostrará mayor dispersión de los datos obtenidos, en caso contrario, la curva será más elevada (ver Ecuación 4).

2 | Marco teórico

$$g_2 = \left\{ \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{S_{n-1}} \right)^4 \right\} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)} \quad (4)$$

Donde:

- S_{n-1} es la desviación estándar de la población.
- \bar{x} es la media aritmética.
- x_i representa los datos sobre los que se calcula el coeficiente.
- n es el número de datos.

3 | Estado del arte

El capítulo presenta tópicos relacionados con las tendencias y enfoques actuales en la lectura y caracterización de ondas EEG, educación en línea o e-learning, estilos de aprendizaje y proceso cognitivo, los cuales impactaron en el desarrollo de este trabajo de tesis.

3.1 Caracterización de estados cognitivos usando EEG

A continuación, se presentan trabajos e investigaciones relacionadas a la identificación de estados cognitivos a través de lecturas electroencefalográficas.

Workload measurement in a communication application operated through a P300-based brain-computer interface (Ricci *et al.*, 2011).

Este trabajo fue planeado para estudiar la usabilidad de un sistema BCI con base al rendimiento de un usuario, la carga de trabajo y la satisfacción. En la fase de experimentos, fue utilizado el ERP P300 como señal de control del BCI y se manejaron estímulos visuales siguiendo el paradigma *oddball* (Duncan-Johnson y Donchin, 1977), según el cual, se realizaron dos tipos de pruebas:

- a) A los usuarios se les presentaron dos pantallas simultáneamente, en una se presentaban los comandos mientras que en la otra la aplicación en la que se ejecutan los comandos.
- b) A los sujetos se les presenta en una sola pantalla los comandos y la pantalla superpuestos.

En el segundo caso, los usuarios no necesitaban cambiar la atención entre dos pantallas separadas, lo que debería reducir la carga de trabajo en el dominio de la aplicación BCI.

El experimento consistió en pedirle a los participantes realizar tres tareas diferentes:

3 | Estado del arte

- 1) Mostrar una página web en un navegador y realizar algunas operaciones de navegación.
- 2) Escribir un texto en un documento de Word.
- 3) Comprobar los ajustes y preferencias, como el tamaño de fuente, el puntero del ratón, etc.

Se evaluaron los dos casos de prueba en una sola sesión, teniendo ocho participantes a los que se les colocó un gorro EEG de 16 canales tomando muestras a 256 Hz. Para cada clase de estímulo, el clasificador asigna una puntuación utilizando un conjunto de características de la señal que se seleccionan durante una fase de análisis *offline* previa.

El análisis de los resultados se basó en el nivel de rendimiento, es decir, la relación entre el tiempo total para completar con éxito cada tarea y el número mínimo de selecciones necesarias para ejecutar cada tarea individual. A partir del nivel de rendimiento se determinó una segunda métrica, la eficiencia, calculada como la carga de trabajo subjetiva (medida mediante el cuestionario NASA-TLX). Por último, se aplicó una entrevista a todos los sujetos para evaluar su opinión sobre las dos condiciones manejadas en los casos de prueba.

Como resultado de los experimentos, no se observaron diferencias significativas en la eficiencia (nivel de rendimiento) y la satisfacción del usuario, mientras que para las medidas subjetivas de carga de trabajo la variación más relevante se relaciona con la tarea “de procesamiento de texto”. Dichos resultados son atribuidos por los autores a una muestra demasiado pequeña y a demasiadas similitudes entre los casos de prueba, sin embargo, su logro más importante es haber conseguido una correlación entre lecturas EEG y un aspecto subjetivo, es decir, la eficiencia.

A User study of visualization effectiveness using EEG and cognitive load (Anderson *et al.*, 2011).

En este trabajo, se mide directamente la actividad cerebral mediante EEG para estudiar la carga cognitiva a través de múltiples tipos de visualización; sin embargo, su propuesta es altamente dependiente de la tarea a realizar durante la medición. Como se aprecia en la Figura 4, los autores se basan en el supuesto de que el desempeño de un usuario es bajo cuando sus capacidades cognitivas, en este caso la memoria de trabajo, han sido saturadas.

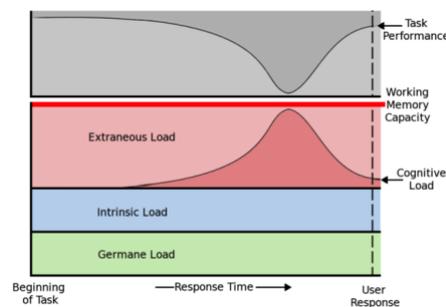


Figura 4 Impacto de una mayor carga cognitiva (curva inferior) en el desempeño de tareas (curva superior) (Anderson *et al.*, 2011). La Figura 4 muestra el comportamiento de la carga cognitiva en relación al desempeño de las tareas evaluadas. Tomada de: A user study of visualization effectiveness using EEG and cognitive load.

Copyright 2011 por Eurographics / IEEE Symposium on Visualization, p.793.

Durante la fase de experimentación, la actividad cerebral de los participantes fue monitoreada mediante catorce electrodos colocados en un dispositivo *Emotiv* tipo diadema, los cuales fueron colocados en las secciones del cerebro, según lo cual, se notó una mayor actividad cerebral en los lóbulos frontales de los usuarios.

Al solicitarle a los usuarios que completaran distintos tipos de tareas, se logró identificar una correlación que indica que, para una mayor dificultad de la tarea se tiene una mayor carga cognitiva, lo cual es representado en la Figura 5.

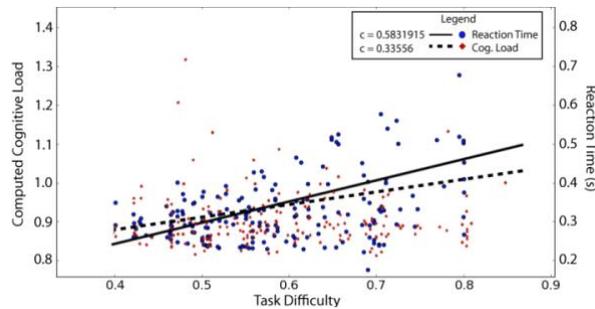


Figura 5 Correlación entre la dificultad de una tarea y carga cognitiva (Anderson *et al.*, 2011). La Figura 5 muestra el comportamiento de la carga cognitiva en relación a la dificultad de las tareas. Tomada de: A user study of visualization effectiveness using EEG and cognitive load. Copyright 2011 por Eurographics / IEEE Symposium on Visualization, p.797.

Al considerar todos los conceptos presentados por los autores, es posible aplicar un monitoreo constante EEG, de tal modo que al detectar durante la realización de una tarea sí la actividad cerebral de un usuario se incrementa con respecto a la presentada normalmente al realizar el mismo tipo de tareas, es posible inferir que el usuario está saturando su memoria de trabajo, por lo tanto, su desempeño está disminuyendo y su tiempo de respuesta se vuelve más lento, un efecto similar al ocasionado por la fatiga mental.

Psycho-physiological measures for assessing cognitive load (Haapalainen *et al.*, 2010).

En este trabajo se recogieron los datos de múltiples sensores y se comparó su capacidad para evaluar la carga cognitiva, la cual es manejada por los autores retomando varias definiciones de la literatura, según lo cual es una construcción multidimensional que representa la carga que impone una tarea en particular sobre el ejecutor [Yin, 2008; Welford, 1986; Paas, 1993; Paas, 1994; Hancock, 1986]. También puede referirse al nivel de esfuerzo percibido para el aprendizaje, el pensamiento y el razonamiento como un indicador de la presión sobre la memoria de trabajo

3 | Estado del arte

durante la ejecución de la tarea y representa la interacción entre las demandas de procesamiento de tareas y capacidades o recursos humanos.

Los sensores fisiológicos, mostrados en la Figura 6, permitieron obtener lecturas EEGⁱ, ECGⁱⁱ, GSRⁱⁱⁱ, de flujo de calor, de ritmo cardiaco y dilatación de las pupilas conforme los sujetos de prueba ejecutaban ciertas tareas.



Figura 6 Combinación de sensores fisiológicos para medir la carga cognitiva (Haapalainen *et al.*, 2010). La Figura 6 muestra los dispositivos implementados durante la experimentación. Tomada de: Psycho-physiological measures for assessing cognitive load. Copyright 2010 por ACM, p.304.

Como se aprecia en la Figura 7, el flujo de calor y el ECG fueron las mediciones más precisas para distinguir entre niveles altos y bajos de carga cognitiva; sin embargo, las lecturas EEG no fueron tomadas en las regiones cerebrales que normalmente reflejan la carga mental.

Para asegurar la manipulación de niveles altos y bajos de la carga cognitiva, se manejaron dos tipos de tareas, una que consistía en la resolución de preguntas “fáciles” y otra que manejaba preguntas “difíciles”; además, se consideró el desempeño de los participantes en las tareas y sus valoraciones subjetivas de la carga de trabajo para dichas tareas.

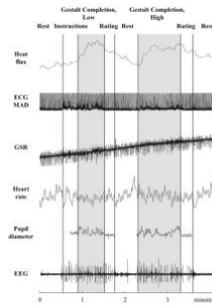


Figura 7 Niveles altos y bajos de carga cognitiva (Haapalainen *et al.*, 2010). La Figura 7 muestra los niveles de carga cognitiva durante la experimentación. Tomada de: Psycho-physiological measures for assessing cognitive load. Copyright 2010 por ACM, p.306.

EEG-based estimation of mental fatigue: convergent evidence for a three-state model (Trejo *et al.*, 2007).

Este trabajo planteado de forma independiente a la retroalimentación mediante BCI, está enfocado a la detección de la fatiga mental (FM) mediante análisis EEG, tomando como base la relación entre la FM y un aumento de potencia de las ondas theta en la ubicación frontal de la línea media (es decir, Fz), así como la disminución de la potencia de las ondas alfa en una o más ubicaciones parietales (por ejemplo, P7 y P8).

Para los experimentos, se realizó una medición continua de las señales EEG durante una tarea, centrando las mediciones en actividad de la línea media frontal para la banda theta (4-8 Hz) y en la región parietal para la banda Alfa (8-13 Hz). Sin embargo, se usaron todas las lecturas producidas por el sistema 10-20 para crear algoritmos que clasifican con precisión la fatiga mental, logrando resultados más precisos. Además, se consideran otras variables independientes de la FM, concretamente, se incluyen estimaciones del estado de ánimo, el rendimiento y el tiempo de ejecución de una tarea.

3 | Estado del arte

Producto de la fase de experimentación, se encontró que la transición entre los estados de fatiga no es totalmente lisa ni continua, por lo que se definió un modelo de tres estados de FM, como se muestra en la Figura 8, denominados Alerta, Normal y Fatiga.

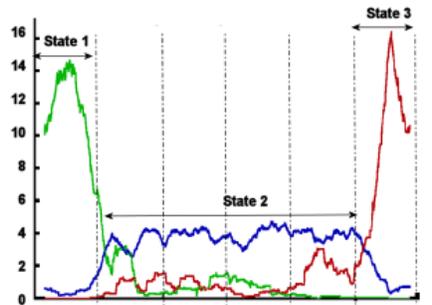


Figura 8 Caracterización EEG de los tres estados de fatiga mental (Trejo *et al.*, 2007). La Figura 8 muestra el comportamiento de los tres estados de fatiga mental. Tomada de: EEG-based estimation of mental fatigue: convergent evidence for a three-state model. Copyright 2007 por Springer Berlin Heidelberg, p.205.

El estado de alerta es breve, mientras los usuarios están frescos al realizar una tarea, después de un tiempo que oscila entre los 15 a los 45 minutos hay una transición al estado Normal, que de acuerdo con los experimentos, dura más que el primer estado y conforme se van desgastando las capacidades cognitivas de los sujetos de prueba, finalmente hay una transición al estado de fatiga.

Método para la obtención de características en señales EEG (Balam G. & González S., 2014) .

Dentro de este trabajo se propone el siguiente método para la obtención de características de una señal bioeléctrica (EEG), el cual se encuentra dividido en tres fases (ver Figura 9):

3 | Estado del arte

1. Adquisición de la señal bioeléctrica (EEG): la actividad de esta fase es adquirir la señal bioeléctrica que se desea analizar; a través de dispositivos BCI o bases de datos de señales EEG.

Se compone por dos procesos:

a) Extracción de la información: se utilizan las herramientas necesarias para conseguir la comunicación entre el dispositivo BCI y la computadora.

b) Pre procesamiento de la información: se lleva a cabo un filtrado de señal pasa-altas para eliminar todo tipo de artefactos que contaminen la señal EEG.

2. Procesamiento de la señal bioeléctrica: se lleva a cabo un filtrado de señal pasa-bandas para separar los cuatro ritmos cerebrales correspondientes a las ondas delta, theta, beta y alfa.

3. Análisis espectral (FFT): la transformada rápida de Fourier permite trasladar una señal en el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia. Esto se lleva a cabo para extraer las características de los ritmos cerebrales separados en el punto anterior.

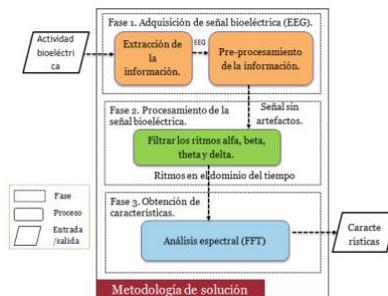


Figura 9 Método para la obtención de características (Balam G. & González S., 2014). La Figura 9 muestra el método propuesto por el autor, para la obtención de características de una señal bioeléctrica. Tomada de: Método para la obtención de características en señales EEG. Copyright 2014 por ENC, p. 2.

3.2 Framework y estrategias para el diseño de sistema adaptativo usando BCI

A continuación, son descritos trabajos realizados basados en lecturas biométricas, entre ellas la electroencefalografía través de dispositivos BCI, para adaptar y decidir la mejor forma de presentar contenido a los usuarios.

Development of an auto-diagnostic adaptive precision trainer for decision making (ADAPT-DM) (Carroll *et al.*, 2010).

(ADAPT-DM) es un framework que adapta el entrenamiento de toma de decisiones según las habilidades del estudiante. ADAPT-DM, utiliza sensores fisiológicos, específicamente electroencefalografía (EEG) y el seguimiento del globo ocular, para detectar indicadores de procesamiento cognitivo implícitos relevantes para la toma de decisiones y lograr el nivel de detalle necesario para identificar y solucionar problemas de nivel de proceso. El uso de estas estrategias avanzadas, puede evaluar el rendimiento en los procesos cognitivos en tiempo real y ser utilizados para realizar las adaptaciones de forma inteligente individualizando el entrenamiento.

El ADAPT-DM pretende llenar los huecos del proceso de entrenamiento. Este framework está conformado de tres componentes necesarios para garantizar el entrenamiento con precisión: la medición, el diagnóstico y la adaptación (ver Figura 10).

- El componente de medición permite la incorporación de una amplia gama de herramientas de recolección de datos, un sistema de colección, auto-reporte, evaluación del instructor, comportamiento, mediciones fisiológicas y neurofisiológicas para obtener una comprensión completa del rendimiento y estado en el entrenamiento.
- Mediante la incorporación de métodos de diagnóstico, tales como analizar la causa de raíz, comparación con experto, y el análisis los patrones de error. El diagnóstico

3 | Estado del arte

comprende el análisis de los datos para solucionar y facilitar el entrenamiento en tiempo real.

- A partir del diagnóstico, el componente de adaptación activa estrategias de adaptaciones destinadas a hacer frente a los problemas de rendimiento y estado a través de adaptaciones en tiempo real, para después realizar acciones de retroalimentación, y la selección de futuros contenidos de entrenamiento.

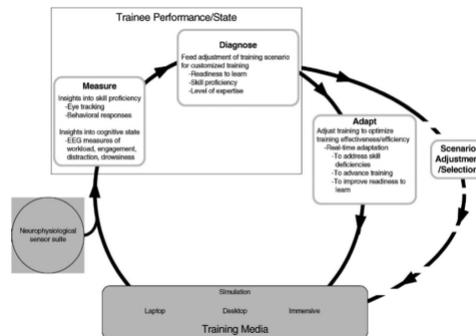


Figura 10 ADAPT-DM Framework (Carrol, *et al.* 2010). La Figura 10 muestra la estructura del framework ADAPT-DM. Tomada de: Development of an Autodiagnostic Adaptive Precision Trainer for Decision Making (ADAPT-DM). Copyright 2010 por DESIGN INTERACTIVE INC OVIEDO FL, p. 248.

El componente final del framework ADAPT-DM es el componente que se adapta al entrenamiento para apoyar el desarrollo de habilidades DM individualmente, basándose en el resultado de la componente de diagnóstico. Se utiliza una estrategia de adecuación jerárquica para modificar la formación sin interrumpir el aprendizaje. Específicamente, la teoría constructivista de Bruner (1973) se puede formular en una estrategia de ajuste jerárquico mediante la aplicación de los principios siguientes:

- Tener en cuenta la voluntad y la capacidad de aprender (es decir, la preparación cognitiva, según la evaluación a través de métricas de estado cognitivos basados en EEG) del estudiante. Esta etapa de adaptación debe enfocarse en mejorar el estado de aprendizaje para asegurar que se pueda producir aprendizaje y eliminar los estados

3 | Estado del arte

de aprendizaje negativos, como la somnolencia y la distracción.

- La manera de realizar el entrenamiento y los conceptos que pueden ser fácilmente captados por los estudiantes y que las deficiencias en sus habilidades se puedan resolver (es decir, la organización en espiral). Esta etapa de adaptación debe tener como objetivo mejorar el conocimiento y las habilidades para permitir el desarrollo de especializarse en el entrenamiento y prevenir la práctica de malos hábitos o mantenerse en un incorrecto rendimiento con patrones de error.
- Una vez que el rendimiento se encuentra en niveles objetivos, los casos difíciles de diseño que facilitan la extrapolación y deficiencias en el entrenamiento (es decir, alentar a los alumnos a ir más allá del entrenamiento dado), la adaptación debe apuntar a aumentar los niveles de experiencia para mejorar la eficiencia y la eficacia del desempeño; proporcionando los estudiantes oportunidades de práctica e instrucciones diseñadas para avanzar continuamente en la experiencia para el desempeño cualificado.

Una matriz general de adaptación fue construida para detallar las estrategias que pueden ser asignadas para cada estado de adaptación, como se puede apreciar en la Tabla 2.

Tabla 2 *Estrategias de adaptación (Carroll et al., 2010)*

Ejecución	Experticia	Diagnóstico	Adaptación en tiempo real	Adaptación futura
Buena	Experto	Criterio	Aumentar la dificultad	Una vez que se cumple el criterio para el nivel más alto de dificultad, avance al nuevo objetivo de entrenamiento
	Uso común	Estado óptimo de aprendizaje	Ninguno	Continúa practicando en este nivel de dificultad
	Uso común	Estado óptimo de aprendizaje	Ninguno	Continúa practicando en este nivel de dificultad

3 | Estado del arte

Ejecución	Experticia	Diagnóstico	Adaptación en tiempo real	Adaptación futura
	Uso común	Aprendizaje no óptimo: somnoliento	Aumenta el ritmo de entrenamiento	Dé un descanso al alumno, anímese a levantarse y caminar
	Uso común	Aprendizaje no óptimo: distraído	Nueva señal auditiva para desafiar y volver a enfocar Haga comentarios positivos hasta	Aumenta la dificultad del siguiente escenario Aumenta la dificultad del próximo evento
	Principiante	Aprendizaje no óptimo: somnoliento	que no esté somnoliento: "¡Está explorando áreas relevantes, continúe con el buen trabajo!"	Dé un descanso al alumno, anímese a levantarse y caminar
	Principiante	Aprendizaje no óptimo: distraído	Señal auditiva para volver a enfocar	Continúa practicando en este nivel de dificultad
	Uso común	Deficiencia de habilidad	Consejos para aumentar la eficiencia del rendimiento Corrección de patrones de error / malas instrucciones / aplicación incorrecta de buenas instrucciones	Disminuye la dificultad del próximo evento
Mala	Uso común	Aprendizaje no óptimo: somnoliento	Señales para despertarlos; aumentar el volumen de las señales auditivas; aumentar la intensidad de señales visuales	Dé un descanso al alumno, anímese a levantarse y caminar Continúa practicando en este nivel de dificultad
	Uso común	Aprendizaje no óptimo: distraído	Señal auditiva para volver a enfocar	Continúa practicando en este nivel de dificultad
	Principiante	Deficiencia de habilidad	Pasos para ayudar a construir reglas (ruedas de entrenamiento,	Disminuye la dificultad del próximo evento

3 | Estado del arte

Ejecución	Experticia	Diagnóstico	Adaptación en tiempo real	Adaptación futura
			retroalimentación desvanecida, etc.)	
	Principiante	Aprendizaje no óptimo: somnoliento	Comentarios para lidiar con los modos típicos de falla Proporcione comentarios sobre los errores hasta que no esté somnoliento: "Está pasando demasiado tiempo en áreas irrelevantes"	Dé un descanso al alumno, anímese a levantarse y caminar Continúa practicando en este nivel de dificultad
	Principiante	Aprendizaje no óptimo: distraído	Señal auditiva para reenfocar la retroalimentación relevante para las disminuciones de rendimiento	Disminuye la dificultad del próximo evento

Adaptado al español de Development of an Autodiagnostic Adaptive Precision Trainer for Decision Making (ADAPT-DM). Copyright 2010 por DESIGN INTERACTIVE INC OVIEDO FL, p. 252.

3.3 Efecto del ejercicio en el aprendizaje

El siguiente trabajo define estudios acerca de los beneficios de ejercitar físicamente el cuerpo antes de realizar actividades de aprendizaje.

Effect of Acute Vigorous Intensity Physical Activity on Cognitive Control in College-Aged Students (Phillips *et al.*, 2019).

Este artículo muestra un estudio acerca de la influencia en el aprendizaje al activar el cerebro y la cognición realizando ejercicio antes de efectuar tareas en específico o lecturas.

El efecto de la actividad física en el cerebro y la cognición ha crecido en interés en los últimos años, con un número creciente de informes que indican que la participación a través del ejercicio, resultan beneficiados una serie de procesos cognitivos (Hillman *et al.*, 2008).

3 | Estado del arte

Comentarios de los primeros estudios de prueba sugieren que los niños en edad escolar también pueden obtener beneficios cognitivos de participación en actividades físicas (Roffey, y otros, 2019). Sin embargo, Dentro Castelli *et al.* (2007) se observó una relación positiva entre la condición física y el rendimiento de una prueba estandarizada en matemáticas y lectura en niños de tercer y quinto grado (Castelli *et al.*, 2007). Por otra parte, varios informes también han observado efectos positivos del ejercicio agudo sobre la cognición de adultos (Singh, y otros, 2019).

3.4 Estilos de aprendizaje

A continuación, se describen trabajos realizados, relacionados con la aplicación de métodos basados en los distintos estilos de aprendizaje.

Mind brain education students at the center (Hinton *et al.*, 2012).

Con este documento es posible identificar los estilos de aprendizaje estudiados y cómo existen factores que influyen para que dicho aprendizaje suceda. En general, este artículo muestra como los estudiantes logran obtener conocimientos con base en:

- Contexto, Formal e Informal.
- Genética y Experiencias personales (Casos con dislexia)
- Emociones
- Motivación y Estrés

Se menciona que los estudiantes logran aprender en contextos formales e informales, donde algunos de los factores que pueden influir en el aprendizaje de los estudiantes son las predisposiciones genéticas y la experiencia que moldea continuamente su cerebro, el cerebro de cada estudiante tiene un perfil único de fortalezas y limitaciones (Fischer & Bidell 2006).

3 | Estado del arte

El artículo explora el papel fundamental de las emociones en el aprendizaje. Como parte de esto, se aclara la influencia del estrés en el cerebro, lo que tiene importantes implicaciones para la educación.

Habla también de cómo utilizar la evaluación formativa para guiar el aprendizaje y la enseñanza, así como el uso de la evaluación continua a lo largo del proceso de aprendizaje (Hernández-Amorós & Carrasco Embuena, 2012).

Por otra parte, muestra como en cerebros de personas con dislexia sucede algo en la integración de información a través del campo visual lo cual permite detectar rápidamente anomalías o singularidades en imágenes visuales (Smith-Spark & Fisk, 2007)

Se encuentra el problema donde la mayoría de los cerebros de los estudiantes nunca llegan a ser plenamente alfabetizados. Gran parte del problema es que los estudiantes siguen diferentes vías de aprendizaje (Phillips, y otros, 2019). El plan de estudios estándar se estructura como si todos los estudiantes siguieran la misma vía (Fisher & Bidell, 2006) (Fischer, Bernstein, & Immordino-Yang, 2007), perdiendo este plan de estudios una gran cantidad de estudiantes, ya que no tiene en cuenta las diferentes maneras en que los estudiantes aprenden o las diferentes lenguas, culturas, valores, objetivos e intereses que traen a la escuela (Fisher & Bidell, 2006) (Fink, 2007).

Emociones de estudiantes y profesores en la sala de clases: una mirada desde el contrato didáctico (García, 2013).

En esta investigación se identifican las gesticulaciones, los ademanes y los comentarios que realizan los estudiantes y profesores al presentarse las siguientes emociones: aburrimiento, enojo, ansiedad, tristeza, miedo, vergüenza, amor, alegría, tranquilidad e interés. Este trabajo sirve para conocer el tipo de estudio que se realiza al evaluar el comportamiento de los usuarios y así poder

3 | Estado del arte

clasificar los sentimientos y gestos comparados con lo que sucede en el cerebro en la misma situación. En esta investigación se observan, describen, interpretan y comprenden las emociones vividas por estudiantes y profesores en la sala de clases de un séptimo año básico, en el contexto del contrato didáctico. El estudio, se aborda desde el paradigma cualitativo y emplea como metodología de investigación un enfoque de carácter etnográfico. Los resultados de la investigación dan cuenta de un contrato didáctico formado por creencias y expectativas totalmente contrapuestas, entre profesores y estudiantes con respecto a tres grandes ámbitos en tensión: relaciones de poder, estrategias de enseñanza y convivencia escolar (García, 2013).

El proceso cognitivo y el aprendizaje profesional (Nolla D., 2006).

Se menciona que la investigación en educación realizada durante las últimas décadas ha contribuido a poder comprender mejor el proceso de aprendizaje, y como principal plan, los docentes deberían conocer los resultados de estos estudios para poder adecuar los programas de formación a la evidencia disponible.

Por otra parte, define que, el aprendizaje constructivista se da cuando el estudiante se sitúa como centro del proceso de aprendizaje, construyendo o reconstruyendo su conocimiento de manera que tenga algún significado a nivel personal. Dando el protagonismo a quién aprende, y convirtiendo al docente en un facilitador del aprendizaje y no en un transmisor del conocimiento. Dentro del conocimiento constructivista existen otros subtipos de aprendizaje como: aprendizaje autodirigido, aprendizaje en proceso colaborativo y aprendizaje en proceso contextual.

En el caso del aprendizaje autodirigido, se define como aquel por el cual las personas deben de tomar responsabilidad para su propia enseñanza. Es decir, el aprendizaje autodirigido está en gran medida bajo el control de quién aprende.

3 | Estado del arte

Para el caso del aprendizaje en proceso colaborativo, se hace mención de que ha sido identificado como uno de los aspectos clave la interacción con otros estudiantes. La colaboración no es una cuestión de repartimiento de tareas entre los que aprenden, sino que implica la interacción mutua y la comprensión compartida de un problema.

Otro de los tipos de aprendizaje definidos dentro del estilo constructivista es el proceso contextual, donde existe una gran importancia en el contexto en el que se adquiere el conocimiento, recordando mejor en el mismo contexto en que se ha aprendido. Es decir, un conocimiento técnico, es más fácil de aplicar y recordar durante un escenario técnico para resolver un problema, que en un entorno teórico.

Estilos de aprendizaje y e-learning. Hacia un mayor rendimiento académico *(Gallego Rodríguez & Martínez Caro, 2003).*

Dentro de este documento se menciona la importancia de adaptar los contenidos en las plataformas de educación virtual debido a que frecuentemente los materiales, y para el e-learning en particular, se diseñan sin considerar las diferencias individuales de cada estudiante; por ejemplo, los estilos de aprendizaje o los conocimientos previos.

Se habla sobre la existencia de gran cantidad de estudios que confirman la relación entre los estilos de aprendizaje y el éxito académico, como resultado de la respuesta de los alumnos a diferentes métodos de enseñanza. Se ha encontrado evidencia de que presentar la información mediante diferentes enfoques lleva a una instrucción más efectiva (Saarikoski *et al.*, 2001). A lo que se contrapone el hecho de la existencia de una gran dificultad a la hora de poner en práctica la adaptación de la docencia a los estilos de aprendizaje de los alumnos (Alonso *et al.*, 1999). No

3 | Estado del arte

sólo hay que tener en cuenta el estilo de aprendizaje de los alumnos sino también el estilo de enseñar de los profesores.

Este trabajo habla sobre el desarrollo de un curso gestión de calidad impartido a 30 alumnos de posgrado. Dentro de esta investigación se solicita a los usuarios que realicen una prueba basado en el modelo de Honey y Mumford (Honey & Mumford, 2000). Se menciona que se eligió este modelo porque, a diferencia de otros, se centra en el proceso de aprendizaje y está principalmente basado en la percepción y procesamiento de la información, aspectos con los que está relacionado principalmente el aprendizaje. Para Honey y Mumford los estilos de aprendizaje son cuatro:

- **Activista:** las personas que tienen predominancia en estilo activo se implican plenamente y sin prejuicios en nuevas experiencias. Se crecen ante los desafíos y se aburren con los largos plazos. Son personas muy de grupo que se involucran en los asuntos de los demás y centran a su alrededor todas las actividades.
- **Reflexivo:** los reflexivos aprenden también con las nuevas experiencias, pero no les gusta estar directamente implicados en ellas. Reúnen datos, analizándolos con detenimiento antes de llegar a alguna conclusión. Disfrutan observando la actuación de los demás, escuchándolos, pero no intervienen hasta que se han adueñado de la situación.
- **Teórico:** los teóricos aprenden mejor cuando las cosas que se les enseñan forman parte de un sistema, modelo, teoría o concepto. Les gusta analizar y sintetizar, para ellos si algo es lógico, es bueno.
- **Pragmático:** el punto fuerte de los pragmáticos es la aplicación práctica de las ideas. Descubren el aspecto positivo de las nuevas ideas y aprovechan la primera oportunidad para experimentarlas. Tienden a ser impacientes cuando hay personas que teorizan.

Con esta información es posible comenzar a identificar el tipo de aprendizaje de los estudiantes, así como el estudio presentado da un preámbulo del tipo de actividades que pueden ser recomendadas para generar el estado cognitivo idóneo para la interacción educativa a distancia.

3 | Estado del arte

Concluyen que el e-learning se perfila como solución a los problemas a los que la enseñanza tradicional no puede dar respuesta; sin embargo, por sí sólo no garantiza una educación de mayor calidad ni un mayor rendimiento en el aprendizaje.

Manual de Estilos de Aprendizaje (Gómez Navas Chapa *et al.*, 2004).

La enseñanza centrada en el aprendizaje obliga a “diseñar, incorporar y difundir acciones que lleven a los alumnos a asumir y entender los contenidos de aprendizaje planteados, a través del autoaprendizaje y la responsabilidad compartida” (Reforma Curricular del Bachillerato General, en Palabra COBAQ, 2004-A).

Se menciona que los estilos de aprendizaje, aunque son relativamente estables, pueden sufrir cambios en situaciones diferentes; son susceptibles de mejorarse; y cuando a los estudiantes se les enseña según su propio estilo de aprendizaje, aprenden con más efectividad.

Existen distintos modelos que permiten obtener el estilo de aprendizaje de los alumnos que a pesar de que cuando estos modelos contienen una clasificación distinta y surgen de diferentes marcos conceptuales, todos ellos tienen puntos en común que permiten establecer estrategias para la enseñanza a partir de los estilos de aprendizaje. Dentro del documento se analizan los siguientes modelos:

- a) Modelo de los cuadrantes cerebrales de Herrmann
- b) Modelo de Felder y Silverman
- c) Modelo de Kolb
- d) Modelo de Programación Neurolingüística de Bandler y Grinder
- e) Modelo de los hemisferios cerebrales
- f) Modelo de las Inteligencias Múltiples de Gardner

Obstáculos epistemológicos en la formación de docentes de básica y media alcances y limitaciones en el aprendizaje e-learning (Urbano & Díaz Mejía, 2015).

Dentro de este documento se pretenden conocer los obstáculos que se presentan durante la formación de docentes vía e-learning, intentando resolver la pregunta acerca de ¿Cuáles características de las estructuras cognitivas de los docentes en proceso de formación se constituyen en obstáculos epistemológicos para el aprendizaje en ambientes virtuales y la innovación pedagógica en la aplicación de las TIC en contextos escolares de la educación básica y media? Además, con esta investigación logran concluir que los modelos de enseñanza tradicional ocasionan un bajo nivel en el desarrollo cognitivo para procesar información, conceptualizar y resolver problemas. A partir del estudio realizado en este documento se logra obtener información acerca de cómo influye la falta de conocimientos previos en el uso de las TIC, dado que el hecho de no conocer términos, estándares de uso, entre otros, pueden distraer a los estudiantes de docencia. Por otra parte, se menciona que si quienes están recibiendo la formación a través de la plataforma e-learning no logran adaptarse o entender su uso, es imposible que transmitan conocimiento a sus próximos alumnos.

3.5 Sistemas de recomendación en e-learning

A continuación, se muestran trabajos donde se estudia la posibilidad de presentar recomendaciones a través de una plataforma de aprendizaje digital para mostrar recursos educativos que se adapten mejor a las necesidades de los usuarios.

Modelo de recomendación personalizada en cursos virtuales basado en computación ubicua y agentes inteligentes (Ovalle *et al.*, 2014).

El objetivo de este artículo es proponer un modelo de recomendación personalizada de recursos educativos para cursos virtuales adaptativos. Dicho modelo busca proveer de información

3 | Estado del arte

relevante y personalizada a los estudiantes sobre la planificación de sus cursos virtuales, evaluación en línea, búsqueda y recuperación de objetos de aprendizaje. Hace uso de la metodología MAS-CommonKADS la cual ofrece modelos útiles para las fases de conceptualización, análisis y diseño expresados a través de los artefactos que proporciona la extensión del Lenguaje Unificado de Modelado para Agentes (AUML).

Este trabajo incorpora funcionalidades de planificación y evaluación personalizada que otros modelos no consideran. Otra de las mejoras que se proponen, es la integración de servicios de *awareness* y la recomendación de recursos personalizados (ver Figura 11). Ellos consideran que estas características de sensibilidad al contexto y alertas en los ambientes de aprendizaje disminuyen los porcentajes de deserción en cursos virtuales, debido a que mantienen la actividad cognitiva y el interés de los estudiantes.

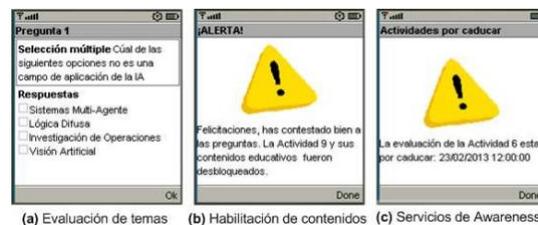


Figura 11 Escenario de evaluación (Ovalle et al., 2014). La Figura 11 muestra las interfaces implementadas dentro de el modelo propuesto. Tomado de: Modelo de recomendación personalizada en cursos virtuales basado en computación ubicua y agentes inteligentes. Copyright 2014 por Información Tecnológica, versión On-line.

3.6 Calidad y Efectividad Percibida por el usuario

Quality in distance education (Meyer, 2014).

Menciona la existencia situaciones que influyen de manera externa el estado cognitivo de los estudiantes y la calidad percibida dentro de la plataforma e-learning. Esta calidad depende no

3 | Estado del arte

sólo de los contenidos sino también de la tecnología usada, por eso se menciona que esto debe ser evaluado como una unidad. Por otra parte, en (Reeves & Nass, 1996) definen que los usuarios de desarrollos multimedia tienden a relacionar el uso de estos medios con la vida real. Por tal motivo, existe gran importancia en la existencia de comunidades sociales a través de la plataforma y la oportunidad de generación de contenidos de proyectos colaborativos entre los estudiantes. Basado en lo anterior, se define como “curso de calidad” a aquel que logre, implementar los múltiples tipos de aprendizaje e inteligencia, capitalizando a los estudiantes, procurando una mejor experiencia dentro de la plataforma utilizada.

3.7 Dispositivos EEG comerciales para el monitoreo de estados cognitivos

Dos de los productos de EEG no invasivos que han tenido gran éxito y aceptación en el mercado y en ambientes de investigación son Emotiv EPOC® (Emotiv Brain Computer Interface Technology, 2013) y Neurosky (NeuroSky, 2013), esto debido a sus diseños anatómicos y con tecnología wireless, permiten el estudio de personas en ambientes móviles. Ya existen a la venta múltiples aplicaciones multimedia que utilizan como interfaz de entrada las ondas cerebrales generadas por la actividad cerebral, estas aplicaciones permiten la manipulación de juegos, control de dispositivos, técnicas para monitoreo y controlar estados mentales, entre otros. Así como también muchos grupos de investigaciones académicas se han unido a estos laboratorios de investigación, para la realización de evaluaciones en diferentes escenarios.

Emotiv EPOC® (*Emotiv Brain Computer Interface Technology, 2013*).

Emotiv propone que una persona pueda controlar su computadora por medio de los pensamientos, sentimientos y emociones. El software que se suministra incluye un algoritmo de aprendizaje automático que aprende cómo visualiza el cerebro, por ejemplo, empujar y tirar de objetos a partir de las mediciones de EEG. Esto se puede asignar a los controles de cómputo. El

3 | Estado del arte

BCI consta de 14 sensores, incluye un giroscopio y tiene un precio de 299 dólares (ver Figura 12), siendo de alta tecnología y similar a un EEG tradicional. Esta tecnología proporciona un conjunto de herramientas de desarrollo de software (SDK).



Figura 12 EEG no invasivo - Emotiv Epoc (Emotiv Brain Computer Interface Technology, 2013)

Neurosky (*NeuroSky, 2013*).

Neurosky es un método no invasivo, que cuenta con sensores de lectura de la actividad eléctrica cerebral para determinar los estados de atención y la relajación. Este dispositivo es de bajo costo y fácil de usar, captura la actividad neural utilizando dos electrodos (ubicados: debajo de las orejas y la frente) y los decodifica por medio de un algoritmo propio. Proporciona información sobre el usuario en los niveles de ondas cerebrales Delta, Theta, Alfa, Beta, y Gamma (ver Figura 13).



Figura 13 Software EEG no invasivo NeuroSky (NeuroSky, 2013)

3 | Estado del arte

Cabe resaltar que este tipo de dispositivos EEG sólo considera ciertas zonas del cerebro, por lo cual no son apropiados para estudios que requieran una lectura de ondas cerebrales a nivel médico. Investigaciones realizadas utilizando NeuroSky, arrojan que es muy poco probable que la colocación de un solo electrodo ubicado en la frente remplace a un grupo de varios electrodos. La experiencia de este estudio es que los esfuerzos mentales son relativamente seguros para clasificar, no funcionan de la manera esperada. El BCI Emotiv (Emotiv Brain Computer Interface Technology, 2013), con 14 electrodos sería la opción recomendada para captura la actividad cerebral de forma más confiable.

3.8 Tabla comparativa de estado del arte

Dentro de la Tabla 3, se muestra la similitud entre los trabajos identificados dentro del estado del arte y el presente trabajo de tesis.

Tabla 3 *Comparativa de estado del arte*

Título	Descripción	Similitud
Workload measurement in a communication application operated through a P300-based brain-computer interface	Dentro de este trabajo se evalúa usabilidad, satisfacción y eficiencia a través de dispositivos BCI.	En esta investigación se obtienen datos de estados cognitivos, aptos y no aptos, para continuar con las actividades E-learning. Con lo anterior se realizan recomendaciones de cambio de actividad para generar los estados cognitivos aptos y por lo tanto la eficiencia y satisfacción del usuario.
A User Study of Visualization Effectiveness Using EEG and Cognitive Load	En este trabajo se mide la actividad cerebral mediante EEG para estudiar la carga cognitiva.	Dentro de esta investigación, al detectar carga cognitiva se realizarán recomendaciones para generar un estado cognitivo apto para continuar con las actividades,

3 | Estado del arte

Título	Descripción	Similitud
Psycho-physiological measures for assessing cognitive load	En este trabajo también se mide la carga cognitiva, utilizando diversos tipos de sensores.	disminuyendo así la carga cognitiva presentada. Dentro de este proyecto sólo se utilizan dispositivos BCI.
EEG-based estimation of mental fatigue: convergent evidence for a three-state model	En este estudio se evalúa la fatiga mental mediante el análisis EEG.	Al detectar fatiga mental, se realizan las recomendaciones necesarias para generar el estado apto para continuar con las actividades.
Método para la obtención de características en señales EEG	Se presenta una metodología para la caracterización de estados cognitivos a través de la lectura de potenciales eléctricos cerebrales.	Este trabajo se basa en esta metodología la caracterización y la comparación de los estados cognitivos adquiridos.
The effect of acute treadmill walking on cognitive control and academic achievement in preadolescent children	Este artículo muestra un estudio acerca de la influencia en el aprendizaje al activar el cerebro y la cognición realizando ejercicio antes de efectuar tareas en específico o lecturas. Este estudio fue realizado con niños y preadolescentes.	Al buscar actividades que puedan generar el estado cognitivo apto para continuar con el aprendizaje en plataformas E-learning, este trabajo ha sido considerado para no descartar activación física dentro de las recomendaciones.
Mind Brain Education Students at the Center	Este trabajo permite darse cuenta de los posibles tipos de aprendizaje existentes.	Con esta información son basadas algunas de las recomendaciones según el tipo de aprendizaje de los estudiantes.
Emociones de estudiantes y profesores en la sala de clases: una mirada desde el contrato didáctico	Dentro de este documento se realiza una investigación que define cuales gesticulaciones, ademanes y comentarios realizan los estudiantes y profesores al presentarse las siguientes emociones: Aburrimiento, Enojo, Ansiedad, Tristeza, Miedo, Vergüenza, Amor, Alegría, Tranquilidad e Interés.	Conocer los gestos y ademanes de los estudiantes puede proporcionar información de lo que sucede con ellos durante el proceso de aprendizaje.

3 | Estado del arte

Título	Descripción	Similitud
El proceso cognitivo y el aprendizaje profesional	Se define el aprendizaje auto dirigido en el cual el estudiante es el responsable de adquirir los conocimientos, debe darse el tiempo necesario y presentar interés.	Debido a que el estudio realizado es para estudiantes en plataformas E-learning, es necesario mencionar que cuando los usuarios trabajan en plataformas E-learning, deben ser capaces de dirigir sus esfuerzos para realizar las actividades y continuar con sus estudios.
Modelo de Recomendación Personalizada en Cursos Virtuales basado en Computación Ubicua y Agentes Inteligentes	Este proyecto muestra cómo realizar recomendaciones personalizadas dentro de plataformas E-learning a través de la selección de temas de interés y retos.	Se retoma la estrategia de presentar interacción con las recomendaciones.
Quality in distance education	Se define como curso de calidad a aquel que logre implementar los múltiples tipos de aprendizaje e inteligencia capitalizando a los estudiantes.	Se utilizan los estilos de aprendizaje de los usuarios para poder adaptar las actividades a sus necesidades fomentando el estado cognitivo apto durante su etapa de capacitación.
Obstáculos Epistemológicos en la Formación de Docentes de Básica y Media. Alcances y Limitaciones en el Aprendizaje E-learning	Dentro de este trabajo, se logra concluir que los modelos de enseñanza tradicional ocasionan un bajo nivel en el desarrollo cognitivo para procesar información, conceptualizar y resolver problemas. También se muestra información acerca de cómo influye la falta de conocimientos previos en el uso de las TIC, dado que el hecho de no conocer términos, estándares de uso, etc. pueden distraer a los estudiantes de docencia.	En esta investigación se detecta el estado cognitivo (no concentración) de los estudiantes y se toma en cuenta para ajustar las recomendaciones de actividades a su tipo de aprendizaje. Por otra parte, el conocer el nivel en el uso de las TIC de los usuarios permite entender qué es lo que pudiera originar distracciones durante la interacción, ya que el no comprender el uso de la interfaz o el equipo de cómputo puede

3 | Estado del arte

Título	Descripción	Similitud
		generar frustración en los usuarios (Arana, 2014).
Manual de Estilos de Aprendizaje	Dentro de este trabajo de investigación se menciona la existencia de distintos modelos que permiten obtener el estilo de aprendizaje de los alumnos y que a pesar de que los modelos contienen una clasificación distinta y surgen de diferentes marcos conceptuales, todos ellos tienen puntos en común que permiten establecer estrategias para la enseñanza a partir de los estilos de aprendizaje.	Dentro de la investigación, es utilizado la prueba de (O'Brien's, 1990) como la herramienta que permite conocer el estilo de aprendizaje de los usuarios, utilizando el modelo VAK.
Estilos De Aprendizaje Y E-learning. Hacia Un Mayor Rendimiento Académico	Se menciona la existencia de gran cantidad de estudios que confirman la relación entre los Estilos de Aprendizaje y el éxito académico.	En la investigación a realizada, se utiliza la prueba de (O'Brien's, 1990) como la herramienta que permite conocer el estilo de aprendizaje de los usuarios, utilizando el modelo VAK.
Emotiv EPOC®	Dentro de este documento se describe la tecnología, sensores y software del dispositivo Emotiv Epoc®.	El presente estudio utiliza este tipo de dispositivos para adquirir las lecturas de los potenciales eléctricos cerebrales.

3.9 Discusión

De acuerdo con lo analizado en los trabajos incluidos en el estado del arte, es posible observar el interés desde hace algunos años, por desarrollar opciones y mejoras que ayuden a las personas a conocer lo que pasa en sus cerebros ante determinados estímulos. Sin embargo, se ha identificado que hasta la fecha de esta investigación, no existe ninguna base de datos o repositorio de datos con lecturas EEG realizadas a través del dispositivo Emotiv Epoc®, relacionada a la identificación del estado cognitivo de atención/concentración, únicamente a la fatiga mental, ni

3 | Estado del arte

que tome en cuenta las necesidades específicas de los usuarios y los ayude o motive a continuar con el manejo del sistema o TIC implementado.

Para realizar este trabajo, se tomó en cuenta el reto que sugiere el aprendizaje en plataformas e-learning o educación a distancia, ya que como menciona (Nolla D., 2006), el aprendizaje autodirigido, como es en el uso de estas plataformas, depende absolutamente de la intención y autocontrol del estudiante. Por ello esta investigación hace una exploración en la identificación del estado cognitivo de atención/concentración requerido por parte de los usuarios, para intentar utilizar esos datos dentro de un sistema embebido, que permita ayudar y motivar a los usuarios a continuar desarrollando su trabajo de manera efectiva.

Por otra parte, Gallego Rodríguez & Martínez Caro (2003), identificaron la importancia de adaptar los contenidos, en las plataformas de e-learning, considerando las diferencias particulares entre cada individuo. A lo que este trabajo responde buscando actividades basadas en los estilos de aprendizaje VAK, que permitan hacer un corte en las actividades y retomar la concentración de los estudiantes en las actividades solicitadas por la plataforma. Es importante remarcar que lo ideal sería que los generadores de contenido los adaptaran desde un inicio a las necesidades particulares de los usuarios (Gallego Rodríguez y Martínez Caro, 2003). La propuesta que presenta esta investigación, es introducir actividades adicionales a la plataforma de aprendizaje, al detectar que el estado cognitivo del estudiante no es el adecuado para continuar con el proceso de aprendizaje.

Cabe mencionar, no todos los docentes o facilitadores de las plataformas e-learning se encuentran adecuadamente capacitados o con los conocimientos mínimos requeridos para llevar un curso en línea. Urbano & Díaz Mejía (2015), mencionan que la falta de conocimiento en el uso de la plataforma, terminología y estándares de ésta puede ocasionar frustración, lo cual impide

3 | Estado del arte

dirigir el curso o responder dudas a los estudiantes de forma adecuada, afectando la atención tanto de estudiantes como de docentes facilitadores (Urbano & Díaz Mejía, 2015).

Coincidiendo con la intención de algunas de las patentes consultadas, con esta investigación se busca ayudar a los estudiantes permitiendo mejorar su concentración/atención a través del sistema embebido llamado SEBCI y para ello es necesario identificar primeramente, ¿cuándo se presenta un estado?, ¿cuál es el comportamiento de las ondas EEG y ¿en qué momento deja de suceder?.

En resumen, esta investigación se centró en la búsqueda y exploración de técnicas y actividades de inducción de estados cognitivos de atención/concentración y en la conformación del *dataset* EEG, que permitirá en trabajos futuros el etiquetado y clasificación de las lecturas realizadas.

Además, en este trabajo se desarrollaron las actividades para incluirlas en el proyecto AVAI2C (Cisneros B. & González S., 2017), que fomentan la atención de los usuarios a través de técnicas y actividades relacionadas a su estilo de aprendizaje.

4 | Metodología de solución

A continuación se describe la metodología de solución aplicada para la adquisición y exploración de señales EEG dentro del estado cognitivo de atención/concentración.

4.1 Herramientas.

Dispositivo EEG

Durante la fase de experimentación, la actividad cerebral de los participantes fue monitoreada mediante un dispositivo Emotiv tipo diadema con catorce electrodos (ver Figura 14).



Figura 14 EEG no invasivo - Emotiv Eloc (Emotiv Brain Computer Interface Technology, 2013)

(Emotiv Brain Computer Interface Technology, 2013) propone que una persona pueda controlar su computadora por medio de los pensamientos, sentimientos y emociones. El software que se suministra incluye un algoritmo de aprendizaje automático que aprende cómo visualiza su cerebro, por ejemplo, empujar y tirar de objetos, a partir de las mediciones de EEG. Esto se puede asignar a los controles de cómputo.

Raspberri Pi 2

Para la experimentación se realiza el proceso de captura de señales y clasificación instalado dentro del dispositivo Raspberry Pi 2 de modelo ARMv7 Processor rev 5 (v7l) y Sistema Operativo Raspbian GNU/Linux 8.0 (jessie) (ver Figura 15).

4 | Metodología de solución



Figura 15 Raspberry pi 2 con sense hat 1.0 (Raspberrypi, s.f.)

Equipo de cómputo

Las actividades han sido mostradas y desarrolladas dentro de una computadora de tipo laptop con las siguientes características, MacBook Pro (Retina, 15 pulgadas, mediados de 2014) con Procesador 2.2 GHz Intel Core i7, Memoria Ram 16 GB 1600 MHz DDR3 y SO macOS Sierra versión 10.12.5 (ver Figura 16).



Figura 16 MacBook Pro (Apple MX, s.f.)

4.1.1 Software

VNC Viewer

(REALVNC, 2017) es un software que permite el acceso remoto instantáneo a las computadoras Mac, Windows y Linux desde cualquier punto. Permitiendo ver el escritorio de la

4 | Metodología de solución

computadora y controlar el ratón y teclado como si estuviera sentado frente a él. Este software en su versión 6.1.0 ha sido utilizado para manipular el equipo Raspberry Pi 2 (Figura 17).

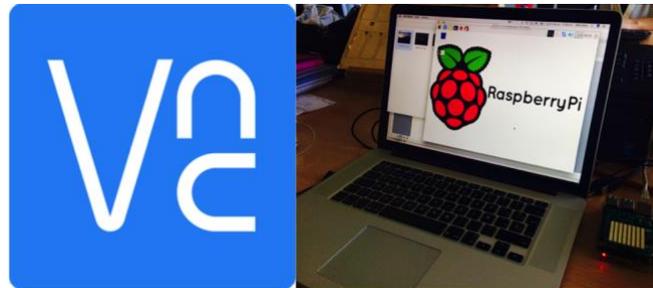


Figura 17 Interfaz VNC Viewer de raspberry pi 2 (REALVNC, 2017)

Open Broadcaster Software (OBS)

Open Broadcaster, es un software libre y de código abierto para plataformas Windows, Mac o Linux. Este software permite realizar la grabación en video y transmisiones en vivo, de lo que sucede en el equipo de cómputo utilizado, pudiendo incluir programas utilizados, audio de entrada y de salida, multimedia, imagen de la cámara del equipo, entre otros. La versión utilizada dentro del experimento es la 18.0.1 para Mac (Open Broadcaster Software, 2012) (ver Figura 18).



Figura 18 OBS Studio (Open Broadcaster Software, 2012)

4 | Metodología de solución

4.2 Descripción del método

El método implementado ha requerido la aplicación de cada una de las pruebas mencionadas en este documento (ver capítulo 5.4 Descripción), mientras fueron registradas las muestras EEG₁ a través del dispositivo Emotiv Epoc® y transformadas al dominio de la frecuencia por el sistema desarrollado en (Flores-Rosales & González-Serna, 2017) a su vez basado en (Balam & González-Serna, 2014) que utiliza el SDK propio de Emotiv Epoc® para la filtración de datos y clasificación de ondas cerebrales, el cual está instalado dentro del dispositivo Raspberry Pi 2, también registrando grabaciones en tiempo real con ayuda del software OBS (ver Figura 19). A continuación se describe la metodología empleada.

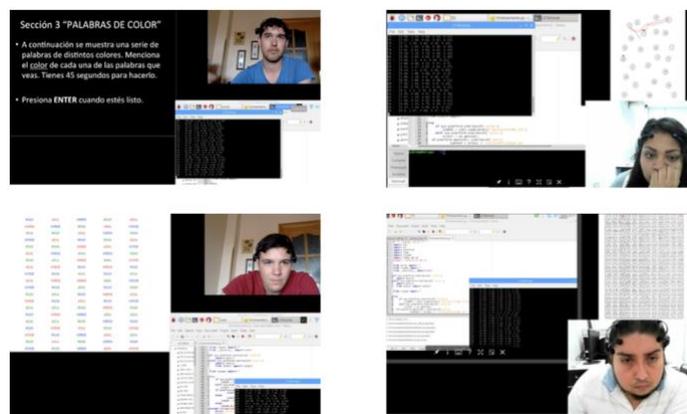


Figura 19 Aplicación de experimentación. En la Figura 19 se observan capturas de pantalla realizadas durante la adquisición de señales EEG.

4.3 Metodología empleada

La metodología de solución empleada consta de 7 etapas esenciales para llevar la experimentación, la adquisición de datos y el análisis de resultados (ver Figura 20). A continuación se describen cada una de las etapas implementadas.

4 | Metodología de solución

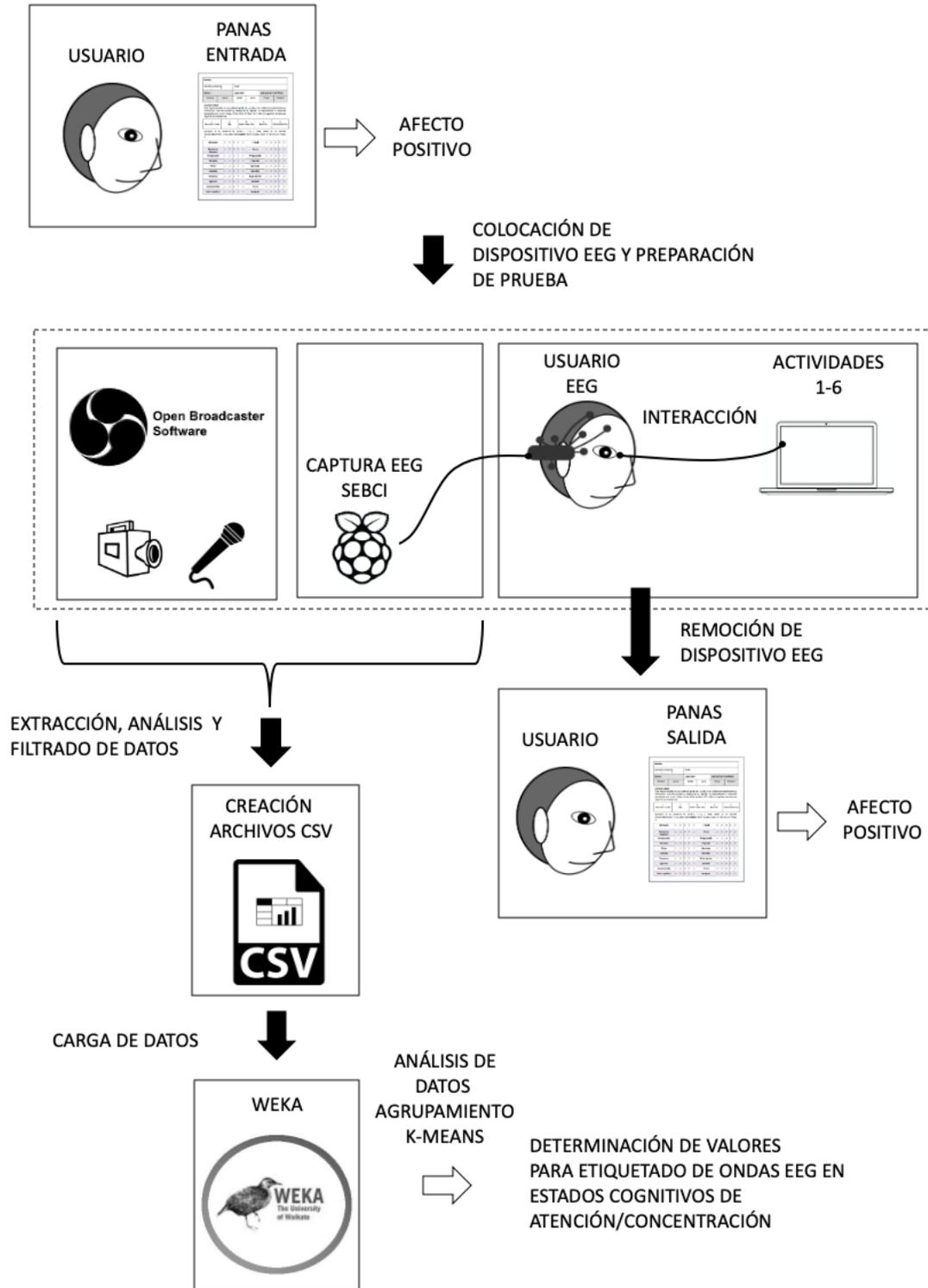


Figura 20 Metodología de solución aplicada

4.3.1 Aplicación de la prueba PANAS de entrada

Para llevar a cabo esta exploración en busca del estado cognitivo de atención/concentración, es necesario detectar que el usuario se encuentra en un estado de afecto positivo (PA), para ello es necesario aplicar la prueba PANAS (ver capítulo 2.13 Prueba PANAS).

La prueba PANAS consta de 20 palabras que describen distintas emociones (Motivado, Molesto, Emocionado, Agresivo, entre otros) y donde el participante debe indicar, utilizando una escala likert de cinco posiciones (desde 1 “muy poco o nada” hasta 5 “extremadamente”), en qué medida experimenta cada una de las emociones mencionadas.

4.3.2 Preparación y Colocación de dispositivos

Dentro de esta etapa se preparan los dispositivos utilizados durante las pruebas.

- Computadora de interacción para el usuario
- Dispositivos de captura de video y audio
- Sistema de captura SEBCI
- Dispositivo Emotiv EPOC en el usuario
- Solicitar al usuario tomar asiento frente al equipo de interacción
- Humedecer electrodos del dispositivo de lectura EEG con solución salina
- Colocar dispositivo al usuario tomando en cuenta los puntos de ubicación descritos en (González & González, 2015)
- Realizar prueba de conexión y comunicación de dispositivos

4.3.3 Interacción Participante-Interfaces de prueba - Recolección de datos

Dentro de esta etapa de la prueba, se solicita al participante lea las instrucciones requeridas con sumo cuidado durante la prueba, e interactúe con el sistema según se le sea indicado. Es importante mencionar al participante que no se evaluará su capacidad para realizar las actividades,

4 | Metodología de solución

ni el resultado obtenido al final de las mismas, lo único que se requiere de él es que se concentre en lo solicitado y concluya la prueba. Lo anterior con la finalidad de que el participante reduzca niveles de afecto negativo (NA) como, ansiedad, enojo, decepción, entre otras, que puedan presentarse al sentirse evaluado u observado por el aplicador de la prueba.

Durante la interacción con las actividades, a través del dispositivo EEG y por medio del sistema SEBCI, son capturadas las señales EEG detectadas durante la aplicación de las pruebas. Lo anterior mientras es capturados el audio y video del proceso de interacción del participante (ver Figura 21).

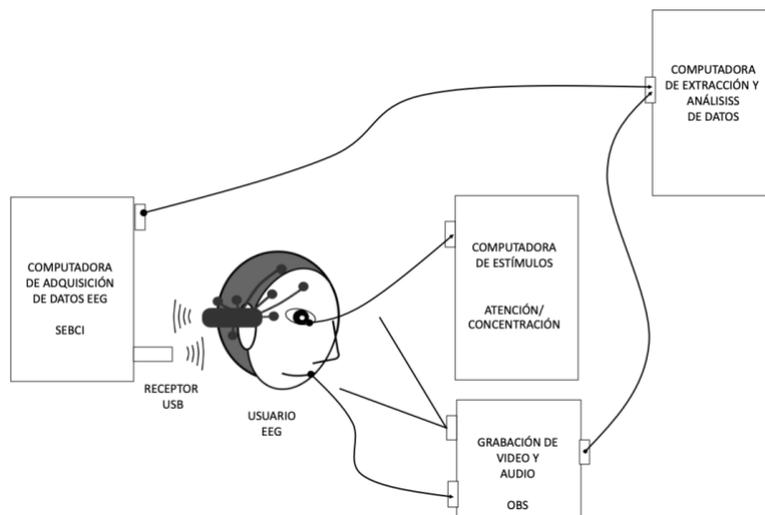


Figura 21 Método de adquisición de datos aplicado. La Figura 21 muestra la interacción de los dispositivos y el participante durante las pruebas de adquisición de señales EEG realizadas.

4.3.4 Remoción de dispositivos

En esta etapa se detienen las lecturas EEG y son retirados los dispositivos del participante. En este momento es necesario observar el estado y comportamiento generado en él. De ser necesario entablar una conversación con el participante para identificar cualquier comentario o recomendación acerca de las pruebas, con ello será posible identificar si en algún momento el

4 | Metodología de solución

participante se enfrento a algún problema que pudiera afectar la adquisición de las señales y poder identificarlo posteriormente en el análisis de los datos.

4.3.5 Aplicación de prueba PANAS salida

Como se menciona en el capítulo 4.3.4, es necesario identificar el afecto positivo (PA) o negativo (NA) en el que el participante termina la prueba, esto con la intención de comprobar si se generó un estado no apropiado cuando se aplicó la prueba y por lo tanto las lecturas EEG tomadas deberán descartarse, así como en caso de ser necesario, llevar al participante a un estado positivo para que su contribución experimental, no influya en su comportamiento posterior.

4.3.6 Extracción, análisis y filtrado de datos

Una vez realizadas todas las pruebas y obtenidos los datos requeridos (lecturas EEG, audios y videos), se requiere el procedimiento de extracción de datos.

Los videos y audios obtenidos son observados, y en caso de identificar alguna anomalía y tomando en cuenta los comentarios de los participantes, se detecta el momento preciso de interacción, la expresión del usuario y las lecturas obtenidas. Esto con el fin de descartar la información que pueda afectar en el análisis de las señales EEG.

Posteriormente, los archivos de lecturas EEG, deben ser convertidos a archivos de tipo CSV, esto para poder ser introducidos posteriormente al programa de minería de datos WEKA y proceder con el proceso de agrupamiento de datos para la identificación del rango en el que los datos deben comportarse en el estado cognitivo de atención/concentración.

4.3.7 Carga y análisis de datos

Por último, se forman los *dataset*, en formato de archivo CSV, con las instancias obtenidas que serán analizados durante los experimentos aplicados (ver capítulo 5.4 Descripción). Los grupos de datos son basados en la proporción 80% de entrenamiento y 20% de validación.

Se introducen los datos al software WEKA, en donde deben configurarse las opciones requeridas para trabajar con el algoritmo de agrupamiento K-means requerido para el estudio.

Una vez realizados los experimentos es posible identificar los centroides y rangos de centroides relacionados con el estado cognitivo de atención/concentración buscado propuestos para el posterior etiquetado de las instancias obtenidas en experimentos futuros.

5 | Pruebas y resultados

Para concretar la investigación y desarrollo de la tesis, las pruebas realizadas y los resultados obtenidos, han sido enfocados en definir el repositorio principal de identificación de estado cognitivo de atención y/o concentración EEG para que en investigaciones futuras se pueda realizar la clasificación correcta de las lecturas de potenciales eléctricos cerebrales.

5.1 Descripción de participantes

La experimentación se llevó a cabo una población de 78 participaciones con sujetos de entre 20 y 35 años, donde un 84.61% de las participaciones fueron realizadas por sujetos de sexo masculino y el resto por participantes del sexo femenino (ver Figura 22). Entre los participantes se realizaron 6 pruebas distintas, generando un aproximado 23,130 lecturas electroencefalográficas, así como 6.5 horas de información almacenada.

Sujetos de prueba

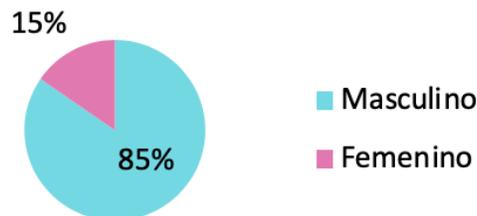


Figura 22 Sujetos de prueba

5.2 Análisis de datos obtenidos de prueba PANAS inicial

Para evaluar la fiabilidad de los datos obtenidos a través de esta prueba ha sido necesaria la aplicación de la ecuación alfa de Cronbach (Oviedo & Arias, 2005 p. 275) que se describe como un índice de consistencia interna que toma valores dicotómicos y que sirve para comprobar si el

5 | Pruebas y resultados

instrumento que se está evaluando recopila información no confiable que llevaría a conclusiones equivocadas, o si se trata de un instrumento fiable que hace mediciones estables y consistentes (ver Ecuación 5).

$$\alpha = \frac{K}{K - 1} \left[1 - \frac{\sum S_i^2}{S_t^2} \right] \quad (5)$$

Donde:

- α es el coeficiente de Alfa de Cronbach.
- K es el número de ítems.
- S_i^2 la sumatoria de varianzas de los ítems.
- S_t^2 es la varianza de la suma de los Ítems.

5.2.1 Criterio para evaluar al Coeficiente Alfa de Cronbach

Para determinar el nivel de fiabilidad del instrumento, el resultado de α debe ser lo más cercano a 1. Como criterio general, se sugieren las recomendaciones siguientes para evaluar los resultados del Coeficientes de Alfa de Cronbach:

- Coeficiente alfa de Cronbach mayor a 0,91 es Excelente
- Coeficiente alfa de Cronbach mayor a 0,81 y menor a 0,9 es Bueno
- Coeficiente alfa de Cronbach mayor a 0,71 y menor a 0,8 Aceptable
- Coeficiente alfa de Cronbach mayor a 0,61 y menor a 0,7 Cuestionable
- Coeficiente alfa de Cronbach mayor a 0,51 y menor a 0,6 Pobre
- Coeficiente alfa de Cronbach menor a 0,5 es Inaceptable

Conociendo lo anterior y aplicando el alfa de Cronbach a través del programa SPSS (IBM, s.f.), se determinó que el instrumento utilizado conocido como prueba PANAS muestra una fiabilidad de .848 considerado como bueno, esto se observa en la Tabla 4.

Tabla 4 Validación de instrumento PANAS con 20 ítems

Estadísticas de fiabilidad		
Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,848	,851	20

En la intención de mejorar la confiabilidad de la herramienta después de la primera iteración, se determinó retirar uno de los reactivos, esto en relación de la aplicación de la “escala si se elimina un elemento” dentro de SPSS, y es posible observar que la variable número 6 correspondiente a la pregunta ¿Qué tan culpable te sientes?, muestra un valor negativo en la columna de “correlación total de los elementos corregida” y que al eliminar ese reactivo el alfa de Cronbach se incrementa de .848 a .868, mejorando la fiabilidad del instrumento aplicado (ver Tabla 5).

Tabla 5 Aplicación de escala “si se elimina un elemento” con 20 ítems

	Media de escala si el elemento se ha suprimido	Varianza de escala si el elemento se ha suprimido	Correlación total de elementos corregida	Alfa de Cronbach si el elemento se ha suprimido
VAR00001	50,4000	130,933	,396	,843
VAR00002	52,4000	127,822	,433	,841
VAR00003	51,0000	124,667	,642	,833
VAR00004	53,0000	139,333	,298	,848
VAR00005	50,3000	124,011	,721	,831
VAR00006	52,3000	147,344	-,253	,868
VAR00007	51,6000	131,822	,257	,850
VAR00008	52,3000	136,011	,127	,856
VAR00009	50,5000	122,944	,610	,833
VAR00010	50,8000	116,844	,568	,835
VAR00011	53,0000	139,333	,298	,848
VAR00012	50,5000	118,500	,940	,821
VAR00013	52,9000	141,433	,004	,852
VAR00014	50,7000	115,567	,782	,823
VAR00015	51,4000	130,489	,243	,853
VAR00016	50,6000	121,378	,727	,828
VAR00017	50,3000	126,011	,629	,834
VAR00018	51,4000	127,378	,414	,842
VAR00019	50,4000	122,267	,780	,828
VAR00020	52,1000	133,211	,239	,850

Posteriormente fue realizada una tercera iteración que mostró el incremento de la fiabilidad, sin embargo la variable número 13 correspondiente a la pregunta, ¿Qué tan alerta te sientes?,

5 | Pruebas y resultados

muestra un valor negativo en la columna de “correlación total de los elementos corregida” y al eliminar ese reactivo, el alfa de Cronbach se incrementó de .868 a .872, mejorando la fiabilidad del instrumento aplicado (ver Tabla 6).

Tabla 6 *Aplicación de escala “si se elimina un elemento” con 19 ítems*

	Media de escala si el elemento se ha suprimido	Varianza de escala si el elemento se ha suprimido	Correlación total de elementos corregida	Alfa de Cronbach si el elemento se ha suprimido
VAR00001	48,6000	134,933	,459	,862
VAR00002	50,6000	134,933	,373	,865
VAR00003	49,2000	129,289	,673	,854
VAR00004	51,2000	145,289	,257	,869
VAR00005	48,5000	129,167	,729	,853
VAR00007	49,8000	138,178	,230	,872
VAR00008	50,5000	142,500	,099	,877
VAR00009	48,7000	126,678	,670	,853
VAR00010	49,0000	120,667	,607	,856
VAR00011	51,2000	145,289	,257	,869
VAR00012	48,7000	123,789	,936	,845
VAR00013	51,1000	147,433	-,026	,872
VAR00014	48,9000	119,656	,820	,845
VAR00015	49,6000	137,378	,204	,876
VAR00016	48,8000	125,956	,756	,850
VAR00017	48,5000	130,278	,679	,854
VAR00018	49,6000	132,044	,440	,863
VAR00019	48,6000	127,156	,798	,850
VAR00020	50,3000	140,456	,180	,873

Al aplicar una tercera iteración con los 18 ítems restantes, el alfa de Cronbach mostró un resultado de .872, considerado como bueno en fiabilidad y no mostró ningún otro ítem valorado como negativo (ver Tabla 7).

Tabla 7 *Validación de instrumento PANAS con 18 ítems*

Estadísticas de fiabilidad		
Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,872	,881	18

5 | Pruebas y resultados

Aplicando el Alfa de Cronbach a los reactivos en afecto positivo (PA) y afecto negativo (NA) por separado, se determinó el grado de fiabilidad para (PA) $\alpha = .960$ considerado excelente (ver Tabla 8 y Tabla 9), y para (NA) $\alpha = 0.787$ como aceptable, obtenido en la primera iteración (ver Tabla 10 y Tabla 11).

Tabla 8 Validación de reactivos PA de PANAS con 10 ítems

Estadísticas de fiabilidad		
Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,960	,965	10

Tabla 9 Aplicación de escala “si se elimina un elemento” con 10 ítems (PA)

	Media de escala si el elemento se ha suprimido	Varianza de escala si el elemento se ha suprimido	Correlación total de elementos corregida	Alfa de Cronbach si el elemento se ha suprimido
Motivado	31,8000	91,956	,825	,956
Emocionado	32,4000	91,156	,831	,956
Firme	31,7000	94,678	,701	,961
Entusiasmado	31,9000	87,433	,879	,954
Orgullosa	32,2000	81,067	,806	,962
Alerta	31,9000	92,767	,768	,958
Inspirado	32,1000	84,322	,894	,953
Decidido	32,0000	87,556	,947	,951
Atento	31,7000	91,789	,858	,955
Activo	31,8000	90,844	,885	,954

Tabla 10 Validación de reactivos NA de PANAS con 10 ítems

Estadísticas de fiabilidad		
Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,787	,807	10

5 | Pruebas y resultados

Tabla 11 *Aplicación de escala “si se elimina un elemento” con 10 ítems (NA)*

	Media de escala si el elemento se ha suprimido	Varianza de escala si el elemento se ha suprimido	Correlación total de elementos corregida	Alfa de Cronbach si el elemento se ha suprimido
Molesto	16,9000	29,433	,895	,703
Malas	17,5000	41,167	,465	,783
Culpable	16,8000	36,400	,399	,775
Temeroso	16,1000	31,211	,668	,737
Agresivo	16,8000	42,622	-,070	,838
Irritable	17,5000	41,167	,465	,783
Avergonzado	17,4000	41,822	,212	,791
Nervioso	15,9000	26,767	,859	,699
Inquieto	15,9000	37,656	,226	,802
Inseguro	16,6000	29,600	,884	,705

Posteriormente fue realizada una segunda iteración que mostró el incremento de la fiabilidad retirando la variable correspondiente a la pregunta, ¿Qué tan agresivo te sientes?, la cual muestra un valor negativo en la columna de “correlación total de los elementos corregida”. Esto modificó el valor del alfa de Cronbach, incrementándolo de .787 a .838, considerado como bueno y no requiriendo mas iteraciones (ver Tabla 12 y Tabla 13).

Tabla 12 *Validación de reactivos NA de PANAS con 9 ítems*

Estadísticas de fiabilidad		
Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,838	,844	9

Tabla 13 *Aplicación de escala “si se elimina un elemento” con 9 ítems (NA)*

	Media de escala si el elemento se ha suprimido	Varianza de escala si el elemento se ha suprimido	Correlación total de elementos corregida	Alfa de Cronbach si el elemento se ha suprimido
Molesto	15,1000	28,989	,895	,776
Malas	15,7000	40,678	,457	,840
Culpable	15,0000	36,667	,339	,844
Temeroso	14,3000	29,789	,744	,796
Irritable	15,7000	40,678	,457	,840
Avergonzado	15,6000	41,156	,238	,846
Nervioso	14,1000	25,433	,932	,765
Inquieto	14,1000	36,767	,251	,861
Inseguro	14,8000	29,067	,892	,777

5 | Pruebas y resultados

Una vez validada la prueba PANAS como instrumento fiable para determinar el afecto positivo y negativo de los participantes, se realizó la evaluación estadística de los resultados obtenidos, esto como se menciona en (Medrano *et al.*, 2015) aplicando los componentes estadísticos de media (M) (ver Ecuación 1), desviación estándar (DS) (ver Ecuación 2), Asimetría (ver Ecuación 3) y Curtosis (ver Ecuación 4) (ver capítulo 2.13 Prueba PANAS), con el fin de poder observar el comportamiento estadístico de las respuestas de los participantes para, en caso de ser necesario, analizar a detalle un grupo de datos o algún elemento determinado.

En la Tabla 14 se muestran los resultados de la aplicación de la prueba PANAS aplicada a todos los participantes. Donde es posible observar que la tendencia de respuesta es mayor hacia el estado positivo, el cual es el idóneo para la aplicación de las pruebas de adquisición de datos EEG.

Tabla 14 *Media (M), Desviación Estándar (DS) e Índices de Asimetría y Curtosis*

ítem	M	DS	Asimetría	Curtosis
Motivado (+)	3.7	1.059	0.042	-1.238
Molesto (a disgusto) (-)	1.7	1.252	1.555	0.788
Emocionado (+)	3.1	1.101	0.388	-1.236
De malas (-)	1.1	0.316	3.162	10.000
Firme (+)	3.8	1.033	-0.272	-0.896
Culpable (-)	1.8	1.135	1.048	-0.394
Temeroso (-)	2.5	1.354	0.839	-0.468
Agresivo (-)	1.8	1.317	1.913	3.607
Entusiasmado (+)	3.6	1.265	-0.692	0.588
Estar orgulloso (+)	3.3	1.767	-0.417	-1.706
Irritable (-)	1.1	0.316	3.162	10.000
Alerta (+)	3.6	1.075	-0.322	-0.882
Avergonzado (-)	1.2	0.422	1.779	1.406
Inspirado (+)	3.4	1.430	-0.889	-0.160
Nervioso (-)	2.7	1.567	0.403	-1.285
Decidido (+)	3.5	1.179	0.255	-1.440
Estar atento (+)	3.8	1.033	-0.272	-0.896

5 | Pruebas y resultados

ítem	M	DS	Asimetría	Curtosis
Inquieto (-)	2.7	1.337	0.334	-0.852
Activo (+)	3.7	1.059	-0.659	-0.406
Inseguro (-)	2	1.247	1.718	3.418

En la Tabla 14, es posible notar que el valor de la M es arriba de 3 en las palabras de orden positivo, y menores en las palabras que indican negatividad, indicando mayor ponderación por parte de los participantes. Para la DS, es posible observar que la dispersión de datos ronda en límites 0.36 a 1.7, encontrándose muy cercanos a la media o valor esperado con lo que es posible determinar que son valores aceptables y similares en todos los participantes. En el caso de la Asimetría muestra los valores positivos con el sesgo hacia la izquierda y los valores negativos hacia la derecha. De nuevo podemos observar que los valores se encuentran bajos respecto a su media (valor 0), lo que nos indica valores aceptables en todos los usuarios. Los valores de Curtosis positivos muestran una curva más alta que refiere a que los datos son más cercanos al valor esperado mientras que los datos negativos muestran mayor ensanchamiento en la curva, es decir la dispersión de los datos, sin embargo podemos observar que el rango de datos negativos ronda entre el -0.16 y el - 1.7, no mostrando gran dispersión, es decir, también muy cercanos al valor esperado y no son descartables para esta investigación.

Por otra parte, dentro de la Figura 23, se muestran los porcentajes obtenidos según las respuestas de los participantes, donde es posible observar que se inclinan hacia un estado emocional positivo, y que, según lo ya mencionado, es el estado ideal para trabajar en las pruebas posteriores.

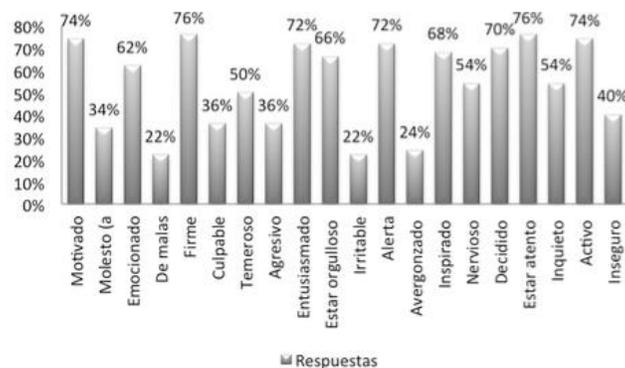


Figura 23 Respuestas PRE-PANAS

5 | Pruebas y resultados

5.3 Análisis de señales EEG obtenidas

Posteriormente durante la aplicación de las pruebas a través de las actividades mostradas en el Anexo 1 se realizó el análisis de éstas y se obtuvo lo que a continuación se describe.

La lectura EEG obtenida durante el experimento corresponde a 23,071 muestras divididas entre cada una de las 6 actividades propuestas (ver Tabla 15):

Tabla 15 *Cantidad de Muestras obtenidas en repositorio de datos por actividad*

Actividad	Total de muestras
Caras	3708
Stroop	2598
5D	3357
D2	2443
Senderos	7278
VPT	3747

La solución de actividades por toda la experimentación se llevó un total de 413.9 minutos. Dentro de la Tabla 16 se muestra el tiempo de aplicación de cada una de las pruebas realizadas.

Por otra parte, en la Figura 24, es posible observar el tiempo promedio en minutos de la solución de cada actividad. Donde se observa que la actividad que ha requerido más tiempo de interacción ha sido la aplicación de Senderos y la de menor tiempo requerido es la aplicación de D2.

Tabla 16 *Minutos de aplicación por prueba*

No. de experimento	Caras	Stroop	5D	D2	Senderos	VPT
1	5.9	3.7	5.8	5.4	10	7.2
2	6.1	3.8	4.9	3.5	8.8	5.4

5 | Pruebas y resultados

No. de experimen to	Caras	Stroop	5D	D2	Senderos	VPT
3	4.3	4	4.5	3.5	10.7	6.2
4	4.3	3.7	4.2	3	9.1	6.2
5	4.6	3.7	4.2	2.5	9.8	4.4
6	5.6	3.8	4.7	3.4	11.4	7.1
7	4.3	3.5	4.3	3.3	9.8	5.3
8	4.4	3.2	3.5	2.8	8.4	5.8
9	4.3	3.8	5.4	3.5	9.6	7.1
10	4.7	3.6	4.3	3.4	10.1	4.2
11	2.9	7.5	3.4	1.6	10	6.2
12	5.2	3	2.7	2.4	12.2	3.4
13	5.1	3.4	3.1	2.4	10.3	7.1

En la Tabla 16 se observa el tiempo en minutos que tomó a los participantes concluir las actividades. Cabe mencionar que lo solicitado a cada participante era leer con sumo cuidado y atención las instrucciones de la actividad solicitada, y posteriormente realizar dicha actividad, que como ya fue definido dentro del documento, son actividades generadoras del estado cognitivo de atención/concentración.

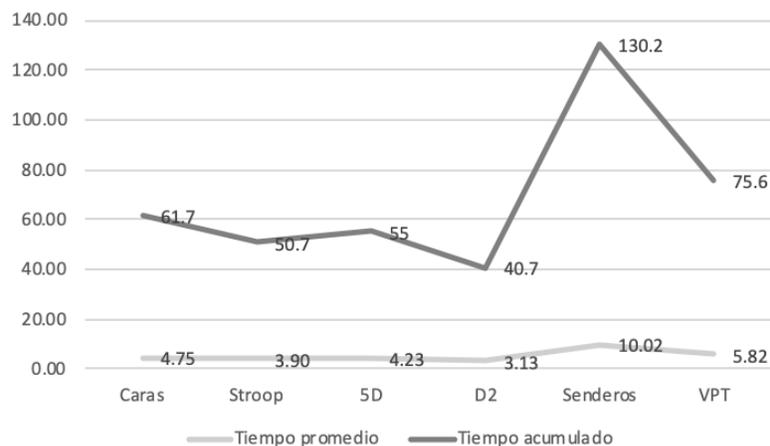


Figura 24 Tiempo acumulado y tiempo promedio de aplicación de actividades. La Figura 24 muestra el tiempo promediado por actividad, mostrado dentro de la Tabla 16, requerido para realizar cada una de las actividades, así como el tiempo acumulado de cada una de las pruebas realizadas.

5 | Pruebas y resultados

A través del análisis de cada uno de los repositorio de datos generados por participante y por actividad, en contraste con los videos y la solución de las actividades, fue posible detectar la existencia de un patrón de comportamiento en casi todos los participantes a nivel lectura EEG, así como el identificar el rango en el que se encuentran los centroides necesarios para poder realizar el etiquetado correspondiente en trabajos futuros, así como la clasificación de los próximos datos obtenidos.

Aplicación de método de agrupamiento a través de K-means en WEKA

Para determinar el umbral de los datos EEG relacionado con el estado cognitivo buscado, se utilizó el software WEKA donde se aplicó el algoritmo de *clusterización* (agrupación) no supervisado de *K-means*, el cual fue configurado con un valor de $k=4$ determinado a través del método del codo (*elbow method*) (Syakur, 2018) (ver Figura 25).

El valor de k se obtuvo a través de la suma de cuadrados dentro del grupo (WCSS, por sus siglas en inglés), que mide la distancia promedio al cuadrado de todos los puntos dentro de un grupo o clúster, al centroide del mismo grupo. Para calcular el WCSS, es necesario encontrar la distancia euclidiana entre un punto dado y el centroide al que está asignado (ver Ecuación 6). Luego se realiza la iteración de este proceso en todos los puntos existentes en el grupo, posteriormente, se suman los valores obtenidos y se dividen entre el número de puntos; lo anterior para cada uno de los grupos determinados como valor de k inicial. Finalmente, se calcula el promedio de todos los grupos (ver Ecuación 7). Para concluir, es necesario graficar los promedios de WCSS (ver Figura 25), donde para determinar el valor de k definitivo, se toma el valor donde se rompe la curva, en este caso $k=4$.

5 | Pruebas y resultados

Para la generación de los clústers en *k-means* se utilizó la ecuación de distancia euclidiana, que se definen como un número positivo que indica la separación que tienen dos puntos en un espacio donde se cumplen los axiomas y teoremas de la geometría de Euclides. Siendo esta la raíz cuadrada de la sumatoria de los cuadrados de las diferencias entre los valores de los elementos (ver Ecuación 6).

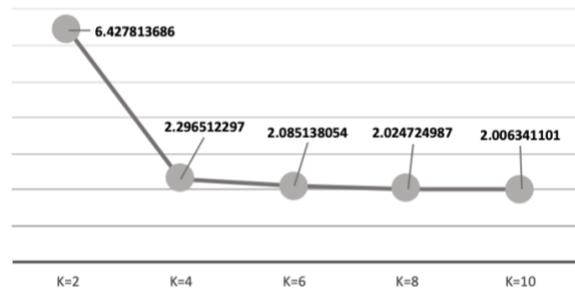


Figura 25 Determinación del valor de k.

$$d(A,B) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (b_i - a_i)^2} = \sqrt{(b_1 - a_1)^2 + (b_2 - a_2)^2 + \dots + (b_N - a_N)^2} \quad (6)$$

Donde:

- $d(A,B)$ es la distancia entre los puntos A y B .
- b_i es cualquier punto en el espacio euclidiano.
- a_i es el punto elegido como centroide del grupo.

$$WCSS(k) = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in j} \|x_i - \tilde{x}_j\|^2 \quad (7)$$

5 | Pruebas y resultados

Donde:

- $WCSS(k)$ es la medida de la suma de los cuadrados dentro del clúster.
- j es el número de clúster.
- x_i es cualquier punto dentro del clúster.
- \tilde{x}_i es el punto centroide del clúster.

5.4 Descripción y aplicación de pruebas

Para obtener los resultados, se realizaron 3 experimentos de agrupación. Cabe mencionar que cada instancia consta de 3 atributos que son, alfa, beta baja y beta alta, por lo que el agrupamiento de los datos se da en relación a cada conjunto por instancia.

Es importante recalcar que, el número de $k=4$ ha sido establecido en cada una de las pruebas en determinación de que a pesar de que cambia la cantidad de datos, se usa la misma batería de los mismos, únicamente se modifica la proporción por cada una de las pruebas, observando que el comportamiento de los $WCSS$ aplicando *elbow method*, resulta en valor de $k=4$ comportándose de manera similar en todos los casos.

Por otro lado, las instancias han sido obtenidas de la aplicación de pruebas inductoras y de medición del estado cognitivo de atención/concentración (ver Anexo 1), por lo anterior, es preciso mencionar, que existe seguridad de que las instancias, en su mayoría, corresponden al estado buscado. Sin embargo, como es mencionado anteriormente, no existe un *dataset* con lecturas EEG con el que sea posible clasificar que datos corresponden a dicho estado cognitivo, así como también es imposible descartar aquellas que no. Por esto, el conjunto de datos utilizado, es agrupado a través del algoritmo no supervisado de *k-means*, tomando en cuenta los 3 atributos que componen cada instancia.

A continuación son descritos los experimentos y son mostrados los resultados obtenidos.

5.4.1 Prueba 1 entrenamiento y validación de datos EEG por actividad

La primera prueba consistió en tomar los repositorios de datos EEG generados por todos los participantes divididos en cada una de las actividades, con esto fue posible crear conjuntos de entrenamiento aleatorios de 80/20 en donde el entrenamiento se realizó con el 80% del total de los datos y se validó con el 20% restante. Con esto se determinó qué actividad, generó en mayor medida, el estado cognitivo buscado.

En la prueba de Caras, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 99% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 3, requiriendo 18 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 17 y Figura 26). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presento el estado de atención concentración. Los centroides generados fueron:

- a) Alfa 2.1065
- b) Beta baja 1.1341
- c) Beta alta 1.048

Tabla 17 *Resultados de prueba Caras*

Actividad	Total de Instancias	Entrenamiento 80% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento	Validación 20% Instancias	Porcentaje de atención/concentración total detectado en Validación
Caras	3708	2966	99% 2931 Instancias	742	99.7% 740 Instancias

5 | Pruebas y resultados

En la Tabla 17, se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento (80% del total de datos obtenidos durante esa prueba) y la cantidad usada para la validación (20% del total de datos), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados luego del entrenamiento.

```
Number of iterations: 18
Within cluster sum of squared errors: 0.4143551119070015

Initial starting points (random):
Cluster 0: 1.48,1.94,2.03
Cluster 1: 0.6,0.94,0.92
Cluster 2: 0.77,0.54,0.8
Cluster 3: 0.4,0.3,0.65

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute  Full Data  Cluster#  0  1  2  3
          (2966.0)  (2.0)  (29.0)  (4.0)  (2931.0)
-----
Alpha      3.4284  841.13  43.2286  264.64  2.1065
Beta_baja  1.8813  734.99  19.9897  51.545  1.1341
Beta_alta  1.529   555.78  9.0859   22.0975  1.048
```

Figura 26 Clúster K-means Entrenamiento Caras. Dentro de la Figura 26 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias agrupadas tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

En la prueba de Stroop, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 83% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 0, requiriendo 19 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 18 y Figura 27). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presentó el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

- a) Alfa 1.726
- b) Beta baja 0.8866
- c) Beta alta 0.6081

5 | Pruebas y resultados

Tabla 18 *Resultados de prueba Stroop*

Actividad	Total de Instancias	Entrenamiento 80% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento 83% 1729 Instancias	Validación 20% Instancias	Porcentaje de atención/concentración detectado en validación 88% 458 Instancias
Stroop	2598	2078		520	

Dentro de la Tabla 18, se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento (80% del total de datos obtenidos durante esa prueba) y la cantidad usada para la validación (20% del total de datos), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados luego del entrenamiento.

```

Number of iterations: 19
Within cluster sum of squared errors: 1.7567338514174706

Initial starting points (random):
Cluster 0: 1.11,0.85,0.46
Cluster 1: 3.74,4.58,5.71
Cluster 2: 1.76,1.44,0.92
Cluster 3: 1.33,1.42,1.61

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute  Full Data      Cluster#
           (2078.0)    (1729.0)    (5.0)    (316.0)    (28.0)
-----
Alpha      2.9839    1.726    267.988    3.7062    25.1864
Beta_baja  1.5719    0.8866    120.508    2.2096    15.4579
Beta_alta  1.0578    0.6081    27.452    2.1824    11.4214
    
```

Figura 27 Clúster K-means Entrenamiento Stroop. Dentro de la Figura 27 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

En la prueba de 5D, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 93% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 2, requiriendo 40 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 19 y Figura 28). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presentó el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

5 | Pruebas y resultados

- a) Alfa 2.0135
- b) Beta baja 0.9641
- c) Beta alta 0.7881

Tabla 19 Resultados de prueba Five Digits

Actividad	Total de Instancias	Entrenamiento	Porcentaje de	Validación	Porcentaje de
		80% Instancias	atención/concentración Entrenamiento	20% Instancias	atención/concentración detectado en validación
5D	3297	2637	93% 2455 Instancias	660	85% 562 Instancias

En la Tabla 19, se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento (80% del total de datos obtenidos durante esa prueba) y la cantidad usada para la validación (20% del total de datos), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados luego del entrenamiento.

```

Number of iterations: 40
Within cluster sum of squared errors: 4.508493605420344

Initial starting points (random):
Cluster 0: 0.93,0.58,0.69
Cluster 1: 9.12,3.49,3.95
Cluster 2: 1.38,0.33,0.29
Cluster 3: 1.11,0.71,0.35

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute   Full Data   Cluster#   1           2           3
            (2637.0)   (39.0)    (5.0)    (2455.0)   (138.0)
-----
Alpha       2.6208     7.7826    103.188   2.0135     8.3216
Beta_baja   1.4357     9.4015    39.394    0.9641     6.1991
Beta_alta   1.4072     18.5064   13.366    0.7881     7.1563
    
```

Figura 28 Clúster K-means Entrenamiento 5D. Dentro de la Figura 28 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

En la prueba de D2, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 93% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 3, requiriendo 18 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 20 y Figura 29). Es decir, las instancias agrupadas dentro del

5 | Pruebas y resultados

cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presentó el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

- a) Alfa 1.4996
- b) Beta baja 0.8319
- c) Beta alta 0.7055

Tabla 20 *Resultados prueba D2*

Actividad	Total de Instancias	Entrenamiento 80% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento	Validación 20% Instancias	Porcentaje de atención/concentración total detectado en Validación
D2	2443	1954	93% 1816 Instancias	489	94% 460 Instancias

En la Tabla 20, se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento (80% del total de datos obtenidos durante esa prueba) y la cantidad usada para la validación (20% del total de datos), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados luego del entrenamiento.

```

Number of iterations: 18
Within cluster sum of squared errors: 0.023516721922180454

Initial starting points (random):
Cluster 0: 1.33,0.7,0.64
Cluster 1: 0.97,0.48,0.47
Cluster 2: 1.72,0.98,0.98
Cluster 3: 0.81,0.49,0.22

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute  Full Data  Cluster#
              (1954.0)   0      1      2      3
=====
Alpha      2.9154   53.29   7.6569  1239.76  1.4996
Beta_baja  1.797    18.6127 4.7291  1144.37  0.8319
Beta_alta  1.5613    14     4.9111  960.46  0.7055
    
```

Figura 29 Clúster K-means Entrenamiento D2. Dentro de la Figura 29 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se

5 | Pruebas y resultados

agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

En la prueba de Senderos, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 99.9% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 3, requiriendo 25 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 21 y Figura 30). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presentó el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

- a) Alfa 1.7887
- b) Beta baja 1.0386
- c) Beta alta 0.8648

Tabla 21 *Resultados de prueba Senderos*

Actividad	Total de Instancias	Entrenamiento 80% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento	Validación 20% Instancias	Porcentaje de atención/concentración total detectado en Validación
Senderos	7278	5774	99.9% 5750 Instancias	1504	99.9% 1497 Instancias

En la Tabla 21, se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento (80% del total de datos obtenidos durante esa prueba) y la cantidad usada para la validación (20% del total de datos), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados luego del entrenamiento.

5 | Pruebas y resultados

```
Number of iterations: 25
Within cluster sum of squared errors: 1.0748852029168963

Initial starting points (random):
Cluster 0: 1.36,0.6,0.48
Cluster 1: 1.48,1.1,0.9
Cluster 2: 0.68,0.72,0.33
Cluster 3: 0.99,0.43,0.28

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute  Full Data  Cluster#
           (5774.0)  0      1      2      3
           (4.0)  (3.0)  (17.0) (5750.0)
-----
Alpha      2.3737  349.82  313.4433  63.5882  1.7887
Beta_baja  1.3101  86.665  300.8067  20.2206  1.0386
Beta_alta  1.0401  16.9925  267.7267  9.5312  0.8648
```

Figura 30 Clúster K-means Entrenamiento Senderos. Dentro de la Figura 30 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

En la prueba de VPT, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 91% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 0, requiriendo 33 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 22 y Figura 31). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presentó el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

- a) Alfa 2.5375
- b) Beta baja 1.4174
- c) Beta alta 1.5184

5 | Pruebas y resultados

Tabla 22 *Resultados de prueba patrones visuales*

Actividad	Total de Instancias	Entrenamiento 80% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento	Validación 20% Instancias	Porcentaje de atención/concentración total detectado en Validación
VPT	3747	2997	91% 2729 Instancias	750	96% 717 Instancias

En la Tabla 22 se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento (80% del total de datos obtenidos durante esa prueba) y la cantidad usada para la validación (20% del total de datos), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados luego del entrenamiento.

```

Number of iterations: 33
Within cluster sum of squared errors: 2.021764650981975

Initial starting points (random):
Cluster 0: 1.99,1.18,0.65
Cluster 1: 1.85,1.5,1.93
Cluster 2: 298.97,0.76,1.44
Cluster 3: 7.83,2.92,1.92

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute  Full Data  Cluster#
           (2997.0)  0      1      2      3
=====
Alpha      12.8361  2.5375  20.1332  304.8486  507.2075
Beta_baja  2.3998  1.4174  10.0679  5.1339   271.42
Beta_alta  2.2524  1.5184  9.6569  2.9941   155.965
    
```

Figura 31 Clúster K-means Entrenamiento VPT. Dentro de la Figura 31 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

Al término de esta primera ronda de pruebas, las actividades con mejor respuesta en búsqueda de la inducción de atención/concentración fueron Senderos y Caras (ver Tabla 23).

5 | Pruebas y resultados

Tabla 23 Resultados repositorio de datos Atención/Concentración

Actividad	Total de Instancias	Instancias de atención/concentración	Porcentaje de atención/concentración total detectado
Caras	3708	3582	99%
Stroop	2598	2187	84%
5D	3297	3017	91%
D2	2443	2276	93%
Senderos	7278	7247	99%
VPT	3747	3446	91%

En la Tabla 23 es posible observar el total de instancias obtenidas por actividad y el total de instancias agrupadas que comparten las características de atención/concentración. También se muestra el porcentaje equivalente a dichas instancias consideradas dentro del grupo perteneciente a atención/concentración.

Siendo la actividad de Stroop la de menor respuesta positiva de inducción de atención/concentración, pero con un nivel aceptable en la generación de este estado cognitivo (Ver Figura 32).

Se considera que lo sucedido con los resultados de la prueba Stroop, se relaciona a que los participantes debían decir en voz alta sus resultados, y al darse cuenta de algún fallo, se desconcentraban y tenían movimientos corporales relacionados a la frustración y competitividad.

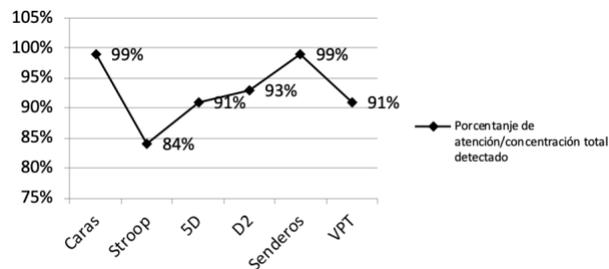


Figura 32 Porcentaje de atención/concentración total detectado.

5.4.2 Prueba 2 Entrenamiento y validación de datos sin distinción de prueba aplicada

Para la segunda prueba, se realizó una nueva generación de clústers y validación de los mismos pero esta vez utilizando el total de los datos obtenidos en todas las pruebas creando así un nuevo conjunto de entrenamiento aleatorio de 80/20 en donde el entrenamiento se realizó con el 80% del total de los datos, es decir 17476 instancias, y se validó con el 20% restante que son 4369 instancias. Esto determinó el umbral y comportamiento de la información con el uso de todas las instancias sin importar el tipo de actividad aplicada.

En esta prueba el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 99.9% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 3, requiriendo 34 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 24 y Figura 33 - Figura 34). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presento el estado de atención concentración.

Los centroides generados y aplicados posteriormente, fueron;

- a) Alfa 2.2975
- b) Beta baja 1.3157
- c) Beta alta 1.2096

Tabla 24 *Resultados de entrenamiento y validación del total de datos*

Actividad	Total de Instancias	Entrenamiento 80% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento	Validación 20% Instancias	Porcentaje de atención/concentración detectado en validación
Todas	21845	17476	99% 17342 Instancias	4369	99.9% 4355 Instancias

5 | Pruebas y resultados

Dentro de la Tabla 24 se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento (80% del total de datos obtenidos durante la prueba) y la cantidad usada para la validación (20% del total de datos), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados y el porcentaje equivalente a ellos luego del entrenamiento.

```

Number of iterations: 34
Within cluster sum of squared errors: 2.296512297279919

Initial starting points (random):

Cluster 0: 0.82,0.98,0.98
Cluster 1: 1.77,1.46,4.7
Cluster 2: 1.24,0.51,0.37
Cluster 3: 0.6,0.36,0.29

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:

```

Attribute	Full Data (17476.0)	Cluster#			
		0 (79.0)	1 (7.0)	2 (48.0)	3 (17342.0)
Alpha	4.4944	330.4448	740.11	154.4483	2.2975
Beta_baja	1.7058	15.4004	582.1257	35.4792	1.3157
Beta_alta	1.4508	5.8911	443.7843	16.7844	1.2096

Figura 33 Clúster K-means entrenamiento todos 80%. Dentro de la Figura 33 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

```

Number of iterations: 34
Within cluster sum of squared errors: 2.296512297279919

Initial starting points (random):

Cluster 0: 0.82,0.98,0.98
Cluster 1: 1.77,1.46,4.7
Cluster 2: 1.24,0.51,0.37
Cluster 3: 0.6,0.36,0.29

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:

```

Attribute	Full Data (17476.0)	Cluster#			
		0 (79.0)	1 (7.0)	2 (48.0)	3 (17342.0)
Alpha	4.4944	330.4448	740.11	154.4483	2.2975
Beta_baja	1.7058	15.4004	582.1257	35.4792	1.3157
Beta_alta	1.4508	5.8911	443.7843	16.7844	1.2096

Figura 34 Clúster K-means comprobación 20%. Dentro de la Figura 34 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba con el 80% del total de datos, demostrando como la gran mayoría de elementos para validación dentro del grupo de 20%, después del entrenamiento realizado, se agruparon dentro del mismo número de clúster.

5 | Pruebas y resultados

Estos resultados permiten la creación del clúster con las lecturas consideradas como el estado cognitivo ideal de atención/concentración, así como la identificación de los umbrales a partir de los centroides tomados para la generación de este (ver Tabla 25).

Tabla 25 *Centroides considerados como el estado cognitivo ideal de atención/concentración*

<i>Atributo</i>	<i>Centroides de clúster</i>
<i>Alfa</i>	<i>2.2975</i>
<i>Beta baja</i>	<i>1.3157</i>
<i>Beta alta</i>	<i>1.2096</i>

5.4.3 Prueba 3 Entrenamiento y validación todos menos uno

Para la tercera prueba, fue realizada una nueva generación de clústers y validación de los mismos pero esta vez utilizando el total de los repositorio de datos obtenidos por actividad menos una, es decir, el repositorio de datos de entrenamiento fue generado con los datos EEG totales obtenidos de 5 de las 6 pruebas y fue validado con los datos generados por la prueba restante. A continuación, son mostrados los resultados obtenidos.

En la prueba de todos menos VPT, el agrupamiento fue realizado con un valor de $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 99% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 3, requiriendo 24 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 26 y Figura 35). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presentó el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

5 | Pruebas y resultados

- a) Alfa 1.932
- b) Beta baja 1.0957
- c) Beta alta 0.988

Tabla 26 *Todos menos uno VPT*

Actividad	Entrenamiento 84% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento	Validación 16% Instancias VPT	Porcentaje de atención/concentración detectado en validación
Caras				
Stroop 5D D2 Senderos	19325	99% 19177 Instancias	3747	96% 3592 Instancias de VPT

En la Tabla 26 se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento y porcentaje (todos menos uno) y la cantidad usada para la validación y porcentaje (los datos adquiridos de la prueba restante), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados y el porcentaje equivalente a ellos luego del entrenamiento.

```

Number of iterations: 24
Within cluster sum of squared errors: 1.3690323479105433

Initial starting points (random):

Cluster 0: 1.23,1.16,1.99
Cluster 1: 6.03,1.49,1.22
Cluster 2: 1.71,0.6,0.54
Cluster 3: 0.6,0.54,0.24

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute  Full Data  Cluster#
          (19324.0) (18.0)   1   2   3
=====
Alpha      2.7226  302.955  928.8275  51.1354  1.932
Beta_baja  1.5127  124.9106  801.6375  22.1012  1.0957
Beta_alta  1.2283  62.8939  598.0425  10.1168  0.988
    
```

Figura 35 Clúster K-means entrenamiento C_St_5D_D2_S. Dentro de la Figura 35 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

5 | Pruebas y resultados

En la prueba de todos menos Senderos, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 98% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 1, requiriendo 28 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 27 y Figura 36). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presentó el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

- a) Alfa 2.225
- b) Beta baja 1.2871
- c) Beta alta 1.2631

Tabla 27 Todos menos uno senderos

Actividad	Entrenamiento 68% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento	Validación 32% Instancias Senderos	Porcentaje de atención/concentración detectado en validación
Caras				
Stroop				99.58%
5D	15792	98%	7278	7248 Instancias de
D2		15549 Instancias		Senderos
VPT				

En la Tabla 27 se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento y porcentaje (todos menos uno) y la cantidad usada para la validación y porcentaje (los datos adquiridos de la prueba restante), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados y el porcentaje equivalente a ellos luego del entrenamiento.

5 | Pruebas y resultados

```
Number of iterations: 28
Within cluster sum of squared errors: 2.1339025668131253

Initial starting points (random):
Cluster 0: 85.77,75.49,39.97
Cluster 1: 0.44,0.47,0.4
Cluster 2: 1.46,0.31,0.14
Cluster 3: 4.83,5.51,7.83

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute  Full Data  Cluster#
          (15792.0)  (4.0) (15549.0) (141.0) (98.0)
-----
Alpha      4.9411  978.19  2.225  62.0783  313.9454
Beta_baja  1.8122  736.175  1.2871  25.3127  21.329
Beta_alta  1.5569  557.19  1.2631  11.7652  10.8009
```

Figura 36 Clúster K-means Entrenamiento C_St_5D_D2_VPT. Dentro de la Figura 36 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

En la prueba de todos menos D2, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 99% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 0, requiriendo 43 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 28 y Figura 37). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presentó el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

- a) Alfa 2.2602
- b) Beta baja 1.2736
- c) Beta alta 1.16

5 | Pruebas y resultados

Tabla 28 *Todos menos uno D2*

Actividad	Entrenamiento 89% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento	Validación 11% Instancias D2	Porcentaje de atención/concentración detectado en validación
Caras				
Stroop		99%		99.79 %
5D	20627	20461 Instancias	2443	2438 Instancias de D2
VPT				
Senderos				

En la Tabla 28 se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento y porcentaje (todos menos uno) y la cantidad usada para la validación y porcentaje (los datos adquiridos de la prueba restante), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados y el porcentaje equivalente a ellos luego del entrenamiento.

```

Number of iterations: 43
Within cluster sum of squared errors: 2.70166419200945

Initial starting points (random):

Cluster 0: 0.87,0.35,0.28
Cluster 1: 2.33,1.22,0.53
Cluster 2: 1.14,1.17,0.63
Cluster 3: 1.42,0.85,0.57

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute  Cluster#
Full Data  0      1      2      3
(20627.0) (20461.0) (8.0)  (88.0)  (70.0)
-----
Alpha      4.301  2.2602 701.6662 322.5967 120.9816
Beta_baja  1.6472 1.2736 447.0387 18.9639 38.1631
Beta_alta  1.3642 1.16   333.01   6.6881 16.4834
    
```

Figura 37 Clúster K-means entrenamiento C_St_5D_VPT_SEN. Dentro de la *Figura 37* es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

En la prueba de todos menos 5D, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 99% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 2, requiriendo 25 iteraciones para finalizar el proceso (ver Tabla 29 y *Figura 38*). Es decir, las instancias agrupadas

5 | Pruebas y resultados

dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presentó el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

- a) Alfa 2.0693
- b) Beta baja 1.1637
- c) Beta alta 1.0349

Tabla 29 Todos menos uno 5D

<i>Actividad</i>	<i>Entrenamiento</i> 86% <i>Instancias</i>	<i>Porcentaje de</i> <i>atención/concentración</i> <i>Entrenamiento</i>	<i>Validación</i> 14% <i>Instancias</i> 5D	<i>Porcentaje de</i> <i>atención/concentración</i> <i>detectado en validación</i>
<i>Caras</i>				
<i>Stroop</i>				
<i>VPT</i>	19774	99% 19527 <i>Instancias</i>	3296	99% 3276 <i>Instancias de 5D</i>
<i>Senderos</i>				
<i>D2</i>				

En la Tabla 29 se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento y porcentaje (todos menos uno) y la cantidad usada para la validación y porcentaje (los datos adquiridos de la prueba restante), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados y el porcentaje equivalente a ellos luego del entrenamiento.

5 | Pruebas y resultados

```
Number of iterations: 25
Within cluster sum of squared errors: 2.701194897903507

Initial starting points (random):
Cluster 0: 2.57,0.92,0.33
Cluster 1: 2.15,0.71,0.47
Cluster 2: 1.66,0.54,0.38
Cluster 3: 3.08,0.89,0.47

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute  Full Data  Cluster#
           (19774.0) (102.0)  (136.0) (19527.0) (9.0)
-----
Alpha      4.4069   306.092  63.6718  2.0693  761.4544
Beta_baja  1.6714   20.0414  26.1817  1.1637  524.52
Beta_alta  1.3303    6.8547  13.0368  1.0349  402.7267
```

Figura 38 Clúster K-means entrenamiento C_St_VPT_SEN_D2. Dentro de la Figura 38 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

En la prueba de todos menos Stroop, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 99% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 0, requiriendo 31 iteraciones para finalizar el proceso (ver

Tabla 30 y Figura 39). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presento el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

5 | Pruebas y resultados

- a) Alfa 2.1061
- b) Beta baja 1.205
- c) Beta alta 1.1403

Tabla 30 *Todos menos uno Stroop*

Actividad	Entrenamiento 89% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento	Validación 11% Instancias Stroop	Porcentaje de atención/concentración detectado en validación
Caras				
VPT				99%
Senderos	20472	99% 20232 Instancias	2598	2575 Instancias de Stroop
D2				
5D				

En la Tabla 30 se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento y porcentaje (todos menos uno) y la cantidad usada para la validación y porcentaje (los datos adquiridos de la prueba restante), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados y el porcentaje equivalente a ellos luego del entrenamiento.

```

Number of iterations: 31
Within cluster sum of squared errors: 2.6452321049853746

Initial starting points (random):

Cluster 0: 0.37,0.18,0.17
Cluster 1: 0.51,0.56,0.42
Cluster 2: 1.59,0.65,0.71
Cluster 3: 1.17,0.66,0.84

Missing values globally replaced with mean/mode

Final cluster centroids:
Attribute  Full Data  Cluster#
           (20472.0) (20232.0)  0      1      2      3
=====
Alpha      4.2866   2.1061  65.2424  761.4544  309.6668
Beta_baja  1.6624   1.205   25.3459  524.52    15.6366
Beta_alta  1.4166   1.1403  12.8977  402.7267  5.8007
    
```

5 | Pruebas y resultados

Figura 39 Clúster K-means entrenamiento C_VPT_SEN_D2_5D. Dentro de la *Figura 39* es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

En la prueba de todos menos Caras, el agrupamiento fue realizado con un valor $k = 4$, obtenido como es mencionado en la sección 5.4 Descripción y aplicación de pruebas, siendo un 99.6% de los objetos o instancias coincidente con los centroides generados en el clúster 3, requiriendo 45 iteraciones para finalizar el proceso (ver *Tabla 31* y *Figura 40*). Es decir, las instancias agrupadas dentro del cluster 3, comparten características y por ello son los valores EEG que ahora son considerados como aquellos donde se presentó el estado de atención concentración.

Los centroides generados fueron;

- a) Alfa 2.2804
- b) Beta baja 1.2868
- c) Beta alta 1.1752

Tabla 31 Todos menos uno Caras

Actividad	Entrenamiento 84% Instancias	Porcentaje de atención/concentración Entrenamiento	Validación 16% Instancias Caras	Porcentaje de atención/concentración detectado en validación
VPT				
Senderos		99%		99.6%
D2	19362	19203 Instancias	3708	3695 Instancias de Caras
5D				
Stroop				

En la *Tabla 31* se identifica la cantidad de datos EEG con los que se estableció la prueba, los usados para entrenamiento y porcentaje (todos menos uno) y la cantidad usada para la validación y porcentaje (los datos adquiridos de la prueba

5 | Pruebas y resultados

restante), mostrando en la última columna el total de datos de la validación agrupados y el porcentaje equivalente a ellos luego del entrenamiento.

```

Number of iterations: 45
Within cluster sum of squared errors: 2.2737051818413536

Initial starting points (random):

Cluster 0: 1.63,0.7,0.57
Cluster 1: 1.37,0.93,0.42
Cluster 2: 1.54,1.04,1.18
Cluster 3: 0.48,0.59,0.26

Missing values globally replaced with mean/mode

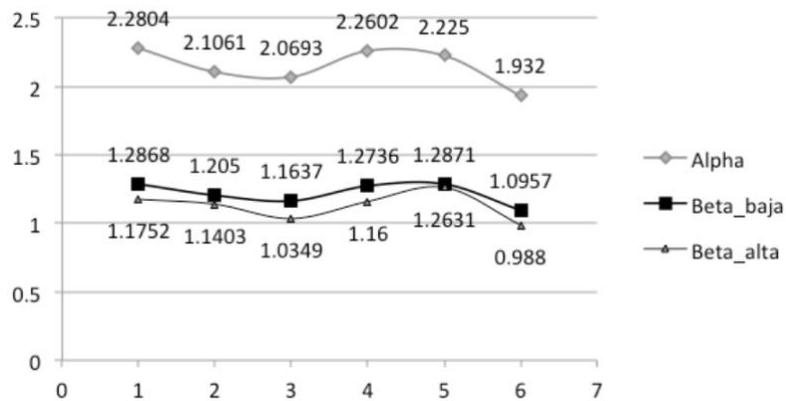
Final cluster centroids:

```

Attribute	Full Data (19362.0)	Cluster#			
		0 (7.0)	1 (67.0)	2 (85.0)	3 (19203.0)
Alpha	4.3555	738.69	120.2415	321.3413	2.2804
Beta_baja	1.6467	464.3857	37.0431	16.9508	1.2868
Beta_alta	1.3815	358.9971	17.2669	6.024	1.1752

Figura 40 Clúster K-means entrenamiento VPT_SEN_D2_5D_ST. Dentro de la Figura 40 es posible notar la configuración de WEKA implementada durante la creación de clústers en la prueba, demostrando como la gran mayoría de elementos se agruparon dentro del mismo grupo, donde es posible identificar que las instancias tienen gran similitud y es posible reconocerlas como instancias de atención/concentración.

Con esta prueba se ha podido demostrar que el agrupamiento realizado a través del algoritmo no supervisado de K-means, es de manera similar en todos los casos mostrados, así como que los centroides que genera, son muy similares y cercanos en rango (ver Figura 41).



5 | Pruebas y resultados

Figura 41 Rangos EEG identificados durante el estado de atención/concentración. Dentro de la Figura 41 es posible observar los centroides aplicados en cada una de las pruebas “todos menos uno”, esto para los elementos analizados de Alfa, beta_baja y beta_alta.

Teniendo los rangos de centroides previamente definidos como se observa en la Figura 41, es determinado lo siguiente;

1. El promedio de los centroides de clúster para clasificación de las ondas Alfa debe encontrarse dentro del rango: $1.932 \leq \alpha \leq 2.280$
2. El promedio de los centroides de clúster para clasificación de las ondas Beta baja debe encontrarse dentro del rango: $1.095 \leq \beta_b \leq 1.286$
3. El promedio de los centroides de clúster para clasificación de las ondas Beta alta debe encontrarse dentro del rango: $0.988 \leq \beta_a \leq 1.175$

Con lo anterior, se determina que los centroides necesarios para la clasificación, resultan del promedio de los obtenidos en la experimentación todos menos uno (ver Figura 42). Por ello es determinado utilizar los siguientes valores, en la clasificación de estados cognitivos de atención/concentración:

- a) Alfa en 2.1455
- b) Beta baja en 1.21865
- c) Beta alta en 1.12692

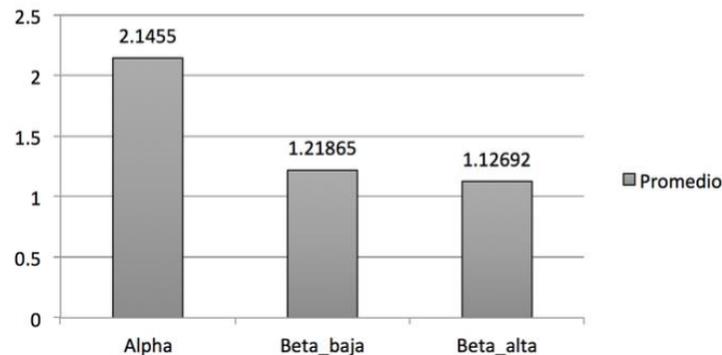


Figura 42 Promedio del rango EEG idóneo durante el estado de atención/concentración

5.4.4 Algoritmo para proceso de detección e inducción de estado cognitivo atención/concentración a través del entorno AVAI2C

Obtenidos los resultados anteriores, es posible completar el algoritmo para proceso de detección e inducción de estado cognitivo atención/concentración a través del entorno AVAI2C (ver capítulo 1.6.3 Antecedentes).

El algoritmo propone lo siguiente (ver Figura 43):

- a) Creación de perfil de usuario, aplicando cuestionarios (O'Brien's, 1990) y datos representativos del usuario (ej: edad, género, grado académico, entre otros).
- b) Colocación de dispositivo BCI e interacción del usuario con la plataforma de aprendizaje utilizada (no limitativa).
- c) Adquisición de las señales EEG a través del dispositivo Emotiv Epoc® conectado al sistema SEBCI. Estas lecturas deben ser capturadas por 15 minutos obteniendo 900 lecturas.
- d) Al cumplirse los 15 min el sistema SEBCI determina si el promedio de las lecturas adquiridas deben agruparse en su mayoría cumpliendo los valores definidos como:
 - El centroide de clúster para clasificación de las ondas Alfa debe ser:
 $\alpha = 2.1455$
 - El centroides de clúster para la clasificación de las ondas Beta baja debe ser:
 $\beta_b = 1.21865$
 - El centroide de clúster para clasificación de las ondas Beta alta debe ser:
 $\beta_a = 1.12692$
- e)
 - Clasificación y determinación del estado cognitivo del usuario como Apto (Atención/Concentración) o No Apto (No Atención/No Concentración).
 - Si el estado es clasificado como Apto, no se interrumpe al usuario y continua la interacción con el sistema virtual y la adquisición de señales de los potenciales

5 | Pruebas y resultados

eléctricos cerebrales.

- En caso contrario, si el estado es clasificado como no apto, el sistema SEBCI lanza la actividad recomendada al usuario según su estilo de aprendizaje y se solicita al usuario realizar la actividad. Al finalizar la actividad se continua la interacción con la plataforma de aprendizaje utilizada y la adquisición de señales de los potenciales eléctricos cerebrales.

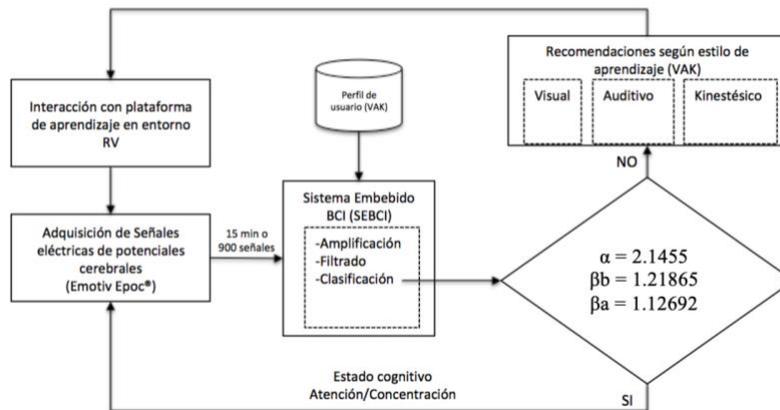


Figura 43 Algoritmo para proceso de detección e inducción de estado cognitivo atención/concentración a través del entorno AVAI2C

6 | Conclusiones y trabajos futuros

6.1 Conclusiones

En la actualidad existe un reto tecnológico que debe ser sobrellevado de manera urgente, permitiendo a los usuarios aprender y adaptarse velozmente a esta nueva era. Entendiendo lo anterior y los problemas globales existentes, este trabajo tuvo como objetivo dar un acercamiento a la mejora de los sistemas de educación y capacitación virtual a través del punto de vista del usuario, y con ello facilitar la concentración y atención prestada. Con lo anterior es posible dar respuesta a las preguntas de la investigación como se menciona a continuación.

6.1.1 Respuesta a las preguntas de investigación

1. ¿Es posible determinar el grado de efectividad del proceso cognitivo?

Con esta investigación ha sido posible determinar los rangos de medición EEG correspondiente al proceso cognitivo de Atención/Concentración a través del dispositivo Emotiv Eporc®. Por lo anterior, se puede asegurar que es posible conocer el rango de tiempo en el que sucede dicho proceso, así como si sucede o no durante la interacción con las actividades realizadas.

Cabe mencionar que el tipo de pruebas realizadas hasta el momento no han permitido graduar la efectividad, únicamente se ha podido determinar si el usuario se encuentra dentro del proceso cognitivo buscado.

Para graduar la efectividad del proceso se requeriría comparar evaluaciones relacionadas a las actividades desempeñadas y así saber si el proceso cognitivo ha concluido satisfactoriamente.

6 | Conclusiones y trabajos futuros

2. ¿Es posible reconocer la existencia de concentración en estudiantes que utilicen plataformas e-learning?

Dada la investigación realizada y conociendo ahora el rango en el que se mueven los datos EEG durante el estado de concentración, si es posible reconocer si el estudiante se encuentra en dicho estado, esto a través de la comparación y clasificación de las ondas EEG adquiridas en el momento de la interacción con sus actividades y el *dataset* generado en esta investigación.

3. ¿Es posible aumentar la efectividad del proceso cognitivo al utilizar los estilos de aprendizaje para mostrar contenidos?

Para responder esta pregunta es necesario conocer como antecedente, que la investigación mostrada se concluyó en identificar, analizar y crear el repositorio de lecturas EEG relacionadas con el estado cognitivo de atención y concentración, con el fin de utilizarse en trabajos futuros de clasificación y análisis de señales obtenidas. Por lo tanto, no fue posible realizar un estudio completo ante una situación de enseñanza e-learning real. Sin embargo, el sistema de AVAI2C, ha sido desarrollado con la capacidad de mostrar las actividades basadas en los estilos de aprendizaje. Dichas actividades han sido generadas como parte de la presente investigación.

Sin embargo, dentro de este trabajo, se ha identificado que a pesar de que todas las personas perciben su entorno y adquieren conocimientos de manera distinta, mantienen preferencias hacia determinadas estrategias cognitivas (estilos de aprendizaje), que les ayudan a dar significado a la nueva información.

Por otra parte, ha sido constatado que existen numerosas investigaciones que demuestran que los estudiantes aprenden con más efectividad cuando se les brinda la información a través del uso de los estilos de aprendizaje. Así mismo, dentro de la investigación, haciendo uso de

6 | Conclusiones y trabajos futuros

actividades de entrenamiento cognitivo y de los estilos de aprendizaje, se ha detectado la generación de interés en los usuarios por concluir las actividades presentadas.

Cabe mencionar que una de las áreas de oportunidad detectadas y que se propone sea tratada durante la creación de cursos e-learning, radica en la elaboración de contenidos, ya que en la actualidad los contenidos son muy genéricos y poco analizados para entornos virtuales, continuando aplicándose el paradigma existente del modelo de clases presenciales y los tiempos de desarrollo o entrega. Una vez teniendo en cuenta que un curso virtual requiere actividades distintas a un curso presencial, será más sencillo implementar actividades relacionadas al desarrollo cognitivo y distintos estilos de aprendizaje de los estudiantes.

Ejemplo de lo anterior se menciona en (Rodríguez & Caro, 2003) dentro del desarrollo del sistema 3DE el cual permite crear cursos adaptados a los estilos de aprendizaje de cada estudiante observando un mayor rendimiento del alumnado al afirmar que el 66.6% de ellos, aprendieron más con este método, obteniendo un alto grado de satisfacción en el uso del mismo.

Por otra parte, como se mencionó dentro de los antecedentes de la investigación, las plataformas y sistemas actuales, únicamente son basados en detectar la fatiga mental, y no se identifica ningún desarrollo relacionado a la detección de atención o concentración de los usuarios.

Es importante mencionar que las herramientas que estos trabajos utilizan, son para uso médico, que aunque más sofisticados, son más difíciles de manipular, adquirir y en el caso de este trabajo, demasiado invasivos para los usuarios, donde su uso generaría la inducción de un estado contrario al que ha sido explorado dentro de esta investigación.

6 | Conclusiones y trabajos futuros

Por ello un factor clave durante la realización de la prueba de inducción del estado cognitivo de atención y concentración, fue el asesoramiento especializado por el departamento de psicología de la Universidad de Castilla-La Mancha en Albacete, España. En donde, a través de sus asesorías fue posible seleccionar las pruebas previamente estandarizadas, para la inducción del estado cognitivo deseado.

6.1.2 Aportes de la investigación

En el transcurso de la investigación, fue posible comprobar que no se contaba con *datasets* disponibles relacionados al estado cognitivo buscado y al instrumento empleado. Por lo que se requirió generar un *dataset* propio, resultado de la adaptación virtual de la información proporcionada por el departamento de psicología de la UCLM.

Es por esto que como principales resultados de la investigación y aportes se considera lo siguiente: La determinación de los valores de lectura EEG a través del dispositivo EMOTIV EPOC® empleando el sistema embebido SEBCI. Estos valores son asociados a los estados cognitivos de atención/concentración, extraídos y analizados a través del programa WEKA con el algoritmo de agrupamiento K-means. Generando así el *dataset* requerido para el etiquetado y posteriores clasificaciones en relación con los estados cognitivos de concentración y atención.

Con lo anterior, es posible concluir que los datos que se generaron con los experimentos realizados, sirvieron para identificar el comportamiento cerebral ante estímulos de atención/concentración.

Por otra parte, el uso del algoritmo K-means ha sido determinado como la opción indicada para definir lo propuesto dentro de este trabajo, recordando que al ser un algoritmo no supervisado

6 | Conclusiones y trabajos futuros

permitió observar el comportamiento de los miles de datos obtenidos previamente, de una manera más sencilla y ordenada.

A través del uso del algoritmo de clustering K-means se identificaron resultados relacionados con 3 situaciones principales:

- a) La comprobación de cuál de las 6 pruebas aplicadas, induce de mejor manera los estados cognitivos de atención y concentración (ver Tabla 23 y Figura 32).
- b) La segunda prueba realizada, donde se tomaron todos los datos sin importar el tipo de actividad, sirvió para tener el primer acercamiento con la determinación de los valores de los centroides requeridos para determinar cuál debe ser el etiquetado de los datos que se tomarán en cuenta para siguientes pruebas y clasificaciones (ver Tabla 24, Figura 33 y Figura 34).
- c) En tercer lugar, se determinó el rango promedio de centroides con que el agrupamiento se realizó en los 6 tipos de prueba aplicados, y con ello fue posible determinar el rango en el que los datos deben encontrarse para el etiquetado de los mismos y las próximas clasificaciones del estado explorado de atención/concentración (ver Figura 41 y Figura 42).

En el caso de la inducción de estado cognitivo de atención/concentración, las actividades elegidas para cada una de las pruebas han demostrado un alto grado en la inducción del estado cognitivo óptimo para el aprendizaje, y a través de ellas se ha logrado identificar dicho estado.

Otro de los factores notables ha sido que a pesar de las diferencias etnológicas presentadas por los participantes, es decir, a pesar de que algunos no dominan el idioma español y al ser de nacionalidades distintas a la mexicana, se ha podido detectar que el comportamiento EEG es muy similar en todos los casos.

También se ha podido detectar que otro estado emocional que ocurre en algunas personas es la ansiedad, lo cual puede interferir de igual manera con la forma en que se ejecutan las actividades,

6 | Conclusiones y trabajos futuros

para determinar este tipo de casos, según lo explorado hasta el momento, es necesario analizar el incremento en las ondas beta alta, bajo pruebas de inducción de ansiedad.

Tomando en cuenta lo anterior, como es mencionado dentro del documento, ha sido detectado que el estado emocional apto que el usuario debe presentar y mantener para lograr el estado cognitivo explorado y así facilitar el aprendizaje es, felicidad + estrés, pero en límites neutrales.

La ansiedad por otra parte, recae en un estado de alto grado de estrés o excitación. Por ello se ha comenzado con una experimentación nueva donde el objetivo es que al detectar que el estudiante se encuentra en un estado emocional de ansiedad, se apliquen una serie de actividades (*mindfulness*), para conseguir un estado neutro y apto para continuar con las actividades.

Además, ha sido posible observar a través de los videos y las expresiones orales de los participantes, que las actividades aplicadas generaron una sensación de reto a los individuos, por lo que otro experimento propuesto es el uso de la gamificación durante la aplicación de las actividades, y con ello poder identificar que tan eficiente puede ser el uso de esta técnica intentando generar estado cognitivo de atención/concentración.

6.2 Trabajos futuros

Como continuación de este trabajo de investigación y como en cualquier otro proyecto de investigación, existen diversas líneas que quedan abiertas y en las que es posible continuar trabajando.

En primer lugar, implementar los resultados obtenidos dentro del sistema SEBCI como entrenamiento y etiquetado, para lograr en tiempo real la clasificación del estado cognitivo de atención/concentración, y a través de esto poder concluir el proceso de adquisición de señales EEG

6 | Conclusiones y trabajos futuros

y clasificación de estados cognitivos de atención/concentración dentro del entorno indicado en la sección 5.4.4 Algoritmo para proceso de detección e inducción de estado cognitivo atención/concentración a través del entorno AVAI2C de este documento, así como la implementación y estudio de comportamiento con otros sensores bioeléctricos.

Es preciso mencionar que, aunque dentro de esta investigación se logró identificar el rango de lectura EEG que se debe presentar ante el estado cognitivo de atención/concentración, es necesario realizar pruebas de clasificación de información en entornos e-learning reales.

Hasta el momento y debido a que no es posible imitar la actividad cerebral de una persona que, como se menciona dentro de este documento, tiene la necesidad, la determinación y/o compromiso real de cursar algún programa en línea, es necesario probar el sistema AVAI2C por completo y así poder determinar si las actividades propuestas para generar el estado cognitivo adecuado, son efectivas en casos de aplicación reales.

Otra de las propuestas mencionadas, es incluir la identificación de estados afectivos negativos como lo es la ansiedad, con el fin de lograr relajar al usuario a través de actividades *mindfulness* y llevarlo al estado adecuado para el aprendizaje, sin descartar un nuevo desarrollo computacional relacionado con tratamientos antiestrés.

Otro trabajo propuesto es el analizar el uso de la gamificación dentro de la realización de las actividades propuestas inductoras de estado cognitivo de atención/concentración descritas en este documento, y con ello analizar el incremento del compromiso del usuario para continuar con el uso del sistema.

6 | Conclusiones y trabajos futuros

También, se propone indagar en los estados afectivos que se puedan producir durante la interacción con los sistemas de e-learning y RV, y cómo es posible mejorar la experiencia e interacción de los usuarios.

Por otra parte, se determina la necesidad urgente de crear contenidos para cursos e-learning, basados en los estilos de aprendizaje VAK, así como también concientizar en el cambio de paradigma de los generadores de contenidos, tutores, facilitadores y todos los involucrados en la generación y manipulación de contenidos de este tipo de plataformas.

Asimismo, es importante continuar con la estrategia de colaboración lograda gracias a este trabajo de investigación, con la universidad de Castilla-La Mancha, tanto en el departamento de psicología como en el de computación.

Por ello se propone realizar más pruebas para obtener datos de lecturas EEG y poder identificar estados afectivos positivos y negativos, con la finalidad de incluirlos dentro de SEBCI y generar un sistema más completo de toma de decisiones y adaptaciones para la mejora de la experiencia del usuario (UX).

6.3 Publicaciones

Ricarte, J.J., González-Serna, G., Arana, J.Y., Soriano, J., Latorre, J.M. (2018). Scenarios of Virtual Reality (VR) Autobiographical Memory: increasing ecological validity and mental time travel experience, *International, 12th edition of the Autobiographical Memory and Psychopathology Special Interest Meeting*.

Julia Y. Arana-Llanes, Gabriel González-Serna, Rodrigo Pineda-Tapia, Víctor Olivares-Peregrino, Jorge J. Ricarte-Trives and José M. Latorre-Postigo. (2018). EEG lecture on recommended activities for the induction of attention and concentration mental states on e-learning

6 | Conclusiones y trabajos futuros

students, *International, Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* DOI: 10.3233/JIFS-169517.

Arana-Llanes, Julia; González-Serna, Juan; Pineda-Tapia, Rodrigo; Rendón-Miranda, Juan. (2017). Detección de Estilos de Aprendizaje e Interpretación de Ondas EEG para la Adaptación del Estado Cognitivo en Estudiantes E- learning, *ISSN: 2444-4952, Vol.2 Revista de Docencia e Investigación Educativa*.

Julia Yazmín Arana Llanes; Juan Gabriel González Serna; Máximo López Sánchez; Rodrigo Pineda Tapia; Luis Obed Romero Nájera. (2016). Detección de estados cognitivos y estilos de aprendizaje para aumentar la efectividad en procesos educativos e-learning, *ISSN: 1946-5351; ISBN: 978-1-939982-20-9 Academia Journals*.

Julia Y. Arana-Llanes, Juan C. Rendón-Miranda, Nimrod González-Franco, Gabriel González-Serna, Máximo López-Sánchez. (2015). Explotación de estados cognitivos en entornos e-learning a partir de bci no invasivas, *ISSN: 2462-9588 CICOM 2015, Vol., Pag.204-208*.

7 | Referencias

Alarcón, R., Mazzotti, G., & Nicolini, H. (2005). *Psiquiatría. Manual Moderno*. D.F., México.

Aler, R. V. (2012). Multi- objective metaheuristics for preprocessing EEG data in brain–computer interfaces . *Engineering Optimization*.

Alonso, C., Gallego, D., & Honey, P. (1999). Los estilos de aprendizaje. *Procedimientos de Diagnóstico y Mejora. 4a Edición*.

Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2011). Context-Aware Recommender Systems.

Anderson, E., Potter, K., & Matzen, L. (2011). *A User Study of Visualization Effectiveness Using EEG and Cognitive Load* (Vol. Volume 30). *Eurographics / IEEE Symposium on Visualization*, 791-800.

Apple MX. (s.f.). Recuperado el Marzo de 2017, de <https://www.apple.com/mx/macbook-pro/>

Arana, J. (2014). Metodología para Evaluación de SRSC Centrada en el Usuario, Basada en Características de Efectividad, Confianza y Satisfacción Mediante Interfaces Multimodales sobre Dispositivos Móviles Multisensoriales.

Area, M., & Adell, J. (2009). eLearning: Enseñar y aprender en espacios virtuales. *En J. De Pablos (Coord): Tecnología Educativa. La formación del profesorado en la era de Internet*, 391-424.

7 | Referencias

- Ausubel, D. P., Novak, J. D., & H., H. (1978). *Educational Psychology: A Cognitive View* (2a ed.). New York: Holt, Rinehart & Winston. Reimpreso, 1986. New York: Warbel & Peck.
- Balam G. , L. A., & González S., J. G. (2014). *Método para la obtención de características en señales EEG*. ENC 2014.
- Balam, L., & González-Serna, G. (2014). *Modelo semántico para la gestión de técnicas de HCI mediante el monitoreo de actividad bioeléctrica (EEG) para caracterizar estados mentales y su relación con cambios en el contexto del usuario*. Cuernavaca, Morelos, México: Tesis CENIDET TECNM.
- Ballesteros J., S. (2014). *Habilidades cognitivas básicas: formación y deterioro*. Madrid, España: UNED - Universidad Nacional de Educación a Distancia. Retrieved from <http://www.ebrary.com>.
- Banyard, P. (1995). Introducción a los procesos cognitivos. *Ariel*.
- Boutros, N., Galderisi, S., Pogarell, O., & Riggio, S. (2011). Standard electroencephalography in clinical psychiatry: a practical handbook. 1-184.
- Brickenkamp, R. (2012). *Aufmerksamkeits-Belastungs-Test (Test d2) / Test de atención d2* (4ta edición en Español ed.). (T. A. Cubero., Ed.) Göttingen, Alemania: Hogrefe.
- Brickenkamp, R., & Zillmer, E. (1998). *Test d2: Concentration-Endurance Test*. Göttingen, Germany: CJ Hogrefe.
- Brown, P. J., Bovey, J. D., & Chen, X. (1997). Context-Aware Applications: From the laboratory to the Marketplace. 4 (5).

7 | Referencias

- Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments, User Modeling and User-Adapted Interaction.
- Carroll, M., Fuchs, S., Carpenter, A., & Hale, K. (2010). *Development of an Autodiagnostic Adaptive Precision Trainer for Decision Making (ADAPT-DM)*. DESIGN INTERACTIVE INC OVIEDO FL, 247-263.
- Castelli, D. M., Hillman, C. H., Buck, S. M., & Erwin, H. (2007). *Physical fitness and academic achievement in 3rd 5th grade students*. (J. S. 29, Ed.)
- Castells, M. (2006). *La era de la información* (4 ed., Vol. tomo III). Madrid, España: México, Siglo XXI Editores.
- Centro Familiar de Psicología y Educación. (18 de Abril de 2012). *tips sobre como usar tecnicas de enseñanza acordes a los estilos de aprendizaje*. Recuperado el 2016, de <https://milenachaconretana.wordpress.com/2012/04/18/tips-sobre-como-usar-tecnicas-de-ensenanza-acordes-a-los-estilos-de-aprendizaje/>
- Cisneros B., E., & González S., G. (2017). Tutor Virtual Inteligente para Ambiente Virtual de Aprendizaje Inmersivo mediante Tecnología de Cognición Aumentada. Tesis CENIDET TECNM.
- CogniFit. (2008). *Memoria visual a corto plazo: Habilidad Cognitiva. Neuropsicología*. Recuperado el Mayo de 2017, de CogniFit: <https://www.cognifit.com/es/habilidad-cognitiva/memoria-visual>

7 | Referencias

- Cognifit. (2014). *Cognición Y Ciencia Cognitiva*. Recuperado el Marzo de 2015, de Cognifit:
<https://www.cognifit.com/es/cognicion>
- Comfandi. (2016). Recuperado el 2016, de Comfandi tu mano amiga:
<http://www.comfandi.com.co/empresa/calieducacion-superior/conferencias-o-charlas>
- Chamberlin, B. (2012). *Human Computer Interaction - A 2012 HorizonWatching Trend Report*.
Recuperado el 2014, de <http://www.slideshare.net/HorizonWatching/human-computer-interaction-a-horizonwatching-trend-report>
- Chóliz, M. (2005). Psicología de la emoción: el proceso emocional. *Departamento de Psicología Básica. Universidad de Valencia*, 1-34.
- Della S., S., Gray, C., Baddeley, A., & Wilson, L. (1997). *Visual Patterns Test, a test of short-term visual recall*. Bury St Edmunds, England: Thames Valley Test Company.
- Dey, A., Abowd, G. D., & Salber, D. (2001). A Conceptual Framework and a Toolkit for Supporting the Rapid Prototyping of Context-Aware Applications. 16.
- Dilts, R., & Epstein, T. (2001). Aprendizaje dinámico con PNL.
- Duncan-Johnson, C. C., & Donchin, E. (1977). *On quantifying surprise: The variation of event-related potentials with subjective probability*. *Psychophysiology*.
- Emotiv Brain Computer Interface Technology. (2013). Obtenido de <http://www.emotiv.com/>

7 | Referencias

- Fernández, I., Ubillos, S., & Zubieta, E. (2000). Manual de psicología social y salud, Instrumentos de prácticas de investigación. *Comportamiento, Departamento de Psicología Social y Metodología de las Ciencias del.*
- Ferran, N., & Minguillon, J. (2005). Información cualitativa sobre el uso de los objetos de aprendizaje.
- Freer, P. A. (2003). *U.S. Patent No. 6,626,676*. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
- Fink, R. &. (2007). *Inspiring Reading Success: Interest and Motivation in an Age of High-Stakes Testing*. 800 Barksdale Road, PO Box 8139, Newark: International Reading Association.
- Fischer, K. W., Bernstein, J. H., & Immordino-Yang, M. H. (2007). *Mind, brain, and education in reading disorders* (Vol. 11). Cambridge University Press.
- Fisher, K. W., & Bidell, T. R. (2006). *Dynamic development of action and thought*. Handbook of child psychology.
- Flores M., R., Jiménez G., J., & García M., E. (2015). *Adolescentes pobres lectores: Evaluación de procesos cognoscitivos básicos*. Revista electrónica de investigación educativa.
- Flores-Rosales, M. A., & González-Serna, G. (2017). Sistema Embebido Multisensorial para Aplicaciones de Cómputo Consciente de la Situación. (T. C. TECNM, Ed.) Cuernavaca, Morelos, México.
- FU, C. (28 de Febrero de 2019). *U.S. Patente n° 16/140,459*.

7 | Referencias

- Fuenmayor, G., & Villasmil, Y. (2008). La percepción, la atención y la memoria como procesos cognitivos utilizados para la comprensión textual. *redalyc.org*.
- Fundación CADAH. (2012). *Qué es el test de Stroop y su utilidad en la evaluación del TDAH*. Recuperado el Mayo de 2017, de fundacioncadah.org: <https://www.fundacioncadah.org/web/articulo/que-es-el-test-de-stroop-y-su-utilidad-en-la-evaluacion-del-tdah.html>
- Galán M., J. I. (2014). Framework adaptativo de algoritmos de argumentación para sistemas de recomendación semánticos sensibles al contexto.
- Gallego Rodríguez, A., & Martínez Caro, E. (2003). Estilos de aprendizaje y e-learning. Hacia un mayor rendimiento académico. *Revista de educación a distancia*(7).
- García, V. (2013). *Emociones de estudiantes y profesores en la sala de clases. Una mirada desde el contrato didáctico*. (R. E. 13, Ed.) Santiago de Chile, Chile.
- Gevins, A., Leong, H., Sam-Vargas, I., & Smith, M. (1998). *U.S. Patent No. 5,724,987*.
- Gevins, A. S., & Smith, M. E. (2002). *U.S. Patent No. 6,434,419*. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
- Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
- Golden, C. J. (2019). *STROOP, Test de colores y palabras*. (T. Ediciones, Trad.) Illinois, USA: TEA Ediciones, S.A.U., Madrid, España.

7 | Referencias

- González, F. N. & González (2015). Modelado multidimensional del ambiente introspectivo y su aplicación en la evaluación de la Experiencia del Usuario a partir de Interfaces Cerebro-Computadora. *Tesis CENIDET TECNM*.
- Guillén, J. C. (2014). *La atención en el aula: de la curiosidad al conocimiento*. Recuperado el 2016, de Escuela con cerebro; Un espacio de documentación y debate sobre neurodidáctica: https://escuelaconcerebro.wordpress.com/2014/08/04/la-atencion-en-el-aula-de-la-curiosidad-al-conocimiento/?blogsub=confirming#blog_subscription-4
- Gómez Navas Chapa , L., Aduna Legarde , A., García Padilla , E., Cisneros Verdeja , A., & Padilla Corcuera , J. (2004). Manual de estilos de aprendizaje. *Secretaría de Educación Pública*.
- Gómez, L., & Aduna, A. (2004). Manual de estilos de aprendizaje. *Secretaría de Educación Pública*.
- Haapalainen, E., Kim, S., Forlizzi, J. F., & Dey, A. K. (2010). *Psycho-physiological measures for assessing cognitive load*. (I. o. computing, Ed.) ACM.
- Hernández-Amorós, M. J., & Carrasco Embuena, V. (2012). Percepciones de los estudiantes del Máster en Formación del Profesorado de Educación Secundaria: fortalezas y debilidades del nuevo modelo formativo. *Los docentes, conciencia educativa de la sociedad*.
- Hillman, C., Erickson, K., & Kramer, A. (2008). *Be smart, exercise your heart: exercise effects on brain and cognition*. (N. R. 9, Ed.)
- Hinton , C., Fischer , K., & Glennon , C. (March, 2012). *Mind Brain Education Students at the Center*.

7 | Referencias

- Honey, P., & Mumford, A. (2000). *The learning styles helper's guide*. Maidenhead, Berkshire: Peter Honey.
- Huster, R., Mokom, Z., Enriquez-Geppert, S., & Herrmann, C. (2014). Brain–computer interfaces for EEG neurofeedback: Peculiarities and solutions. *International journal of psychophysiology*. *International Journal of Psychophysiology*, 91(1), 36-45.
- IBM. (s.f.). *Software IBM SPSS*. (IBM) Recuperado en Marzo 2018, de IBM SPSS Statistics for MAC: <https://www.ibm.com/es-es/analytics/spss-statistics-software>
- Jiménez R., V. (2004). *Tesis doctoral: Metacognición y comprensión de la lectura: evaluación de los componentes estratégicos (procesos y variables) mediante la elaboración de una escala de conciencia lectora (ESCOLA)*. Madrid, España: Universidad Complutense de Madrid, facultad de psicología, departamento de psicología básica II (procesos cognitivos).
- Jiménez, J. E., Antón, L., Díaz, A., Estévez, A., García, A., García, E., & Rodríguez, C. (2007). *SICOLE-R: un sistema de evaluación de los procesos cognitivos en la dislexia mediante ayuda asistida a través del ordenador [Software informático]*. Universidad de La Laguna.
- Lara, J. (2015). *Guía #1 SENSACIÓN PERCEPCIÓN ATENCIÓN CONCENTRACIÓN, Procesos Psicológicos Básicos, Componentes indispensables para la vida de un sujeto y su conexión con su entorno*. Recuperado el Mayo de 2017
- Lazarus, R. (2009). *Estrés y emoción: manejo e implicaciones en nuestra salud*. (R. f. <http://www.ebrary.com>, Ed.) Bilbao, España: Desclée de Brouwer.
- Lazarus, R. S. (1966). *Psychological stress and the coping process*. McGraw-Hill.

7 | Referencias

León S., J. (20 de Agosto de 2015). *Proceso cognitivo*. Recuperado el 2016, de Introducción a la psicología: <http://introduccionlapisocologiauts.over-blog.com/2015/08/proceso-cognitivo.html>

Luria, A. (1975). *Atención y memoria*. Barcelona, España.

Marqués G., P. (1999). *Los vídeos educativos: tipología, funciones, orientaciones para su uso*. (F. d. Departamento de Pedagogía Aplicada, Productor) Obtenido de <http://www.peremarques.net/videoori.htm>

Martínez, E., & Sánchez, S. (s.f.). *Técnicas de dinámica de grupos*. Obtenido de <http://www.uhu.es/cine.educacion/didactica/0042tecnicasgrupos.htm#T%E9cnicas%20de%20discusi%F3n%20y%20debate>

Mason, R. D., Lind , D. A., Marchal, W. G., & Lozano, M. C. (1998). *Estadística para administración y economía* (Vol. No. 658.00212 M376E 1998). eMéxico DF México DF: Alfaomega.

Medrano, L., Kanter, E., Trólogo, M., Ríos, M., Curerello, A., & González, J. (2015). Adaptación de la Escala de Afecto Positivo y Negativo (PANAS) para la población de Estudiantes Universitarios de Córdoba. *Anuario de Investigaciones de la Facultad de Psicología*, 2(1), 22-36.

Meyer, K. A. (2014). Quality in Distance Education: Focus on On-Line Learning. *ASHE-ERIC Higher Education Report. Jossey-Bass Higher and Adult Education Series*.

7 | Referencias

- Michel, C. M., Lehmann, D., Henggeler, B., & Brandeis, D. (1992). Localization of the sources of EEG delta, theta, alpha and beta frequency bands using the FFT dipole approximation. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 82(1), 38-44.
- Microsoft. (s.f.). Recuperado el Marzo de 2017, de <https://www.microsoft.com/es-mx/>
- Minguillon, J., Lopez-Gordo, M. A., & Pelayo, F. (2017). Trends in EEG-BCI for daily-life: Requirements for artifact removal. *Biomedical Signal Processing and Control*, 31, 407-418.
- Montuschi, P., Sanna, A., Lamberti, F., & Paravati, G. (2014). Human-Computer Interaction: Present and Future Trends. *Computing Now*, 7(9).
- Moreno, I. (2016). *El sonido, un recurso didáctico para el profesorado*. Recuperado el 2016, de Universidad Complutense: <http://pendientedemigracion.ucm.es/info/doe/profe/isidro/sonido.pdf>
- Musolino, D., & Mariotti, I. (2019). Mental maps of entrepreneurs and location factors: an empirical investigation on Italy. *The Annals of Regional Science*, 1-21.
- Mutlu, B., & Szafir, D. J. (2015). *U.S. Patent No. 9,224,309*. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
- Neisser, U. (1976). *Psicología cognoscitiva* (1a ed.). México: Trillas.
- NeuroSky. (2013). Obtenido de Consultado en: <http://www.neurosky.com/>

7 | Referencias

- Nolla D., M. (2006). *El proceso cognitivo y el aprendizaje profesional*. (F. D. Médica, & 9(1), Edits.)
- Novak, J. D., & Gowin, D. B. (1984). *Learning How to Learn*.
- O'Brien's, L. (1990). Learning Channel Preference Checklist (LCPC). *Specific Diagnostic Services*.
- Open Broadcaster Software. (2012). *OBS*. Recuperado el febrero de 2017, de obsproject: <https://obsproject.com/es>
- Ortíz C., F. & González G. (2014). *Modelo de comunicación aumentativa y alternativa, para personas con capacidades diferentes*. Cuernavaca, Morelos: Tesis CENIDET TECNM.
- Ovalle, D., Salazar, O., & Duque, N. (2014). Modelo de Recomendación Personalizada en Cursos Virtuales basado en Computación Ubicua y Agentes Inteligentes. *Información Tecnológica*, 25(6), 131-142 .
- Oviedo, H. C., & Arias, A. C. (2005). Aproximación al uso del coeficiente alfa de Cronbach. *Revista colombiana de psiquiatría*, 34(4), 572-580.
- Paz, I. K. (2007). Media aritmética simple. *Boletín electrónico*, 7, 1-13.
- Peis, E., Morales del Catillo, J., & Delgado Lopez, J. A. (2008). Sistemas de Recomendación Semánticos: Un análisis del estado de la cuestión,[En línea]. Available: <http://www.upf.edu/hipertextnet/numero-6/recomendacion.html>.

7 | Referencias

- Perez, M. V. (2001). Presentación y explicación de los contenidos: la clase magistral. *Plan FIPRUMU VII*.
- Phillips, D., Gregory, B., Hart, J., Arville, P., Dilworth, Q., & Burns, R. D. (2019). Effect of Acute Vigorous Intensity Physical Activity on Cognitive Control in College-Aged Students. (N. 159, Ed.) *International Journal of Kinesiology in Higher Education*, 3(4), 106-116.
- Ponce Renova, H. F. (2019). *Conceptos básicos de Estadísticas Inferenciales aplicadas a la Investigación Educativa*. Instituto de Ciencias Sociales y Administración.
- Portal Educativo. (S/F). *Que es una línea de tiempo como se organizan*. Recuperado el 2016, de Portal Educativo. Conectando Neuronas: <http://www.portaleducativo.net/quinto-basico/507/Que-es-una-linea-de-tiempo-como-se-organizan>
- Portellano, J., & Martínez A., R. (2014). *TESen, Test de los Senderos*. Madrid, España: TEA Ediciones.
- Posner, M. I., & Rothbart, M. K. (2007). Research on attention networks as a model for the integration of psychological science. *Annu. Rev. Psychol*, 1-23.
- Pujahari, A., & Padmanabhan, V. (2015). A New Grouping Method Based on Social Choice Strategies for Group Recommender System. *In Computational Intelligence in Data Mining, 1*, 325-332.
- Ramos, E. R. (2016). *Estadística para todos*. Ediciones Pirámide.
- Raspberrypi. (s.f.). Recuperado el Marzo de 2017, de <https://www.raspberrypi.org>

7 | Referencias

- REALVNC. (2017). *VNC connect*. Recuperado el febrero de 2017, de REALVNC: <https://www.realvnc.com/es/connect/download/viewer/>
- Reeves, B., & Nass, C. (1996). *The media equation: How people treat computers, television, and new media like real people and places*. Cambridge university press.
- Reforma Curricular del Bachillerato General, en Palabra COBAQ. (2004-A). *Revista de comunicación interna y análisis, Edición Especial*(año 3, semestre 2004-A), 17.
- Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., & Kantor, P. (2011). *Workload measurement in a communication application operated through a P300-based brain-computer interface*. *Recommender Systems Handbook*. Springer.
- Rivas N., M. (2008). *Procesos cognitivos y aprendizaje significativo* (Vols. Documentos de Trabajo, 19). (S. G. Madrid, Ed.) Madrid, España: Inspección de educación.
- Rodríguez, A. G., & Caro, E. M. (2003). *Estilos de aprendizaje y e-learning. Hacia un mayor rendimiento académico*. *Revista de educación a distancia*, 7.
- Roffey, S., Avril, M. S., Csikszentmihalyi, M., Dweck, C. S., C. S., Sibley, B. A., & Weissberg, R. P. (2019). *The impact of enhancing students' social and emotional learning: A meta-analysis of school-based universal interventions*. (P. E. 15, Ed.) *he Primary Behaviour Cookbook: Strategies at Your Fingertips*, 15, 25-49.
- Romero, O. (2015). *Social Media as learning Tool in Higher education: the case of Mexico and South Korea*. En *Revista Electrónica Sinéctica* (págs. (44), 1-15).

7 | Referencias

- Romo, M., López, A., & López, I. (2006). ¿Eres visual, auditivo o kinestésico? Estilos de aprendizaje desde el modelo de la Programación Neurolingüística (PNL). *Revista Iberoamericana de Educación*.
- Schalk, G. L. (2011). Brain-Computer Interfaces Using Electrocorticographic Signals. Clinical Application Review. *IEE Reviews in Biomedical Engineering*. Vol. 4, 140-154.
- Sciotto, E. A. (2014). Ondas cerebrales, conciencia y cognición. *Organización para la prevención y promoción de la salud en la educación*.
- Saarikoski, L., Salojärvi, S., Del Corso, D., & Ovcin, E. (2001). The 3DE: An Environment for the Development of Learner-Oriented Customised Educational Packages. *ITHET, Kumamoto*. (www.eecs.kumamoto-u.ac.jp/ITHET01/proceedings.htm).
- Santrock, J. (2001). *Psicología de la educación: Motivación y Aprendizaje*.
- Sarmiento S., M. (2007). *La enseñanza de las matemáticas y las ntic. Una estrategia de formación permanente*. (D. d. Psicología, Ed.) Tesis Universitat Rovira I Virgili.
- Selye, H. (1974). *Stress sans détresse*. Lippincott.
- Sedó, M. (2007). *Five Digit Test*. Madrid, España: TEA.
- Singh, A. S., Saliasi, E., Van Den Berg, V., Uijtdewilligen, L., De Groot, R. H., Jolles, J., & Ericsson, I. (2019). Effects of physical activity interventions on cognitive and academic performance in children and adolescents: a novel combination of a systematic review and recommendations from an expert panel. (A. P. 112, Ed.) *Br J Sports Med*, 53(10), 640-647.

7 | Referencias

- Smith-Spark, J. H., & Fisk, J. E. (2007). Working memory functioning in developmental dyslexia. *Memory*, 15(1), 34-56.
- Stroop, J. (1935). Studies of Interference in Serial Verbal Reactions. *Journal of Experimental Psychology*, 18, 643-662.
- Sun, M. L. (2011). Experimental Study of Chinese Non-English Students' Overall Learning Style Preferences. *Online Submission*.
- Syakur, M. A. (Abril de 2018). Integration K-means clustering method and elbow method for identification of the best customer profile cluster. *In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 336(1), 012017.
- Szegletes, L. (2016). Machine learning methods in biomarker analysis and its application on mobile devices.
- Szegletes, L., & Forstner, B. (2013). An Introduction to a Neurofeedback - based Self - Rewarding Framework on Mobile Devices using Modern HCIs. *International journal of education and information technologies*, 1(7), 27–34.
- Taj ziehchi, M., & Rezazadeh, I. (2011). Investigating the effect of different reinforcement training scenarios in neurofeedback applications using forehead bioelectric signals. *2011 1st Middle East Conference on Biomedical Engineering*.
- TEA Ediciones. (s.f.). *TEA Ediciones*. Recuperado el Mayo de 2017, de <https://web.teaediciones.com/Inicio.aspx>
- Teplan, M. (2002). Fundamentals of EEG measurements. *Measurements sciences review*, 2, 1-10.

7 | Referencias

- Theimer, B., & Schilit, M. (1994). Disseminating Active Map Information to Mobile Hosts. 8 (5).
- Thurstone, L., & Yela, M. (2001). *CARAS, Test de percepción de diferencias* (9ª edición ed.). Madrid, España: TEA Ediciones.
- Tokuhama-Espinosa, T. (2011). *Mind, brain, and education science. A comprehensive guide to the new brain-based teaching.* W. W. Norton & Company.
- Trejo, L. J., Knuth, K., Prado, R., Rosipal, R., Kubitz, K., Kochavi, R., & Zhang, Y. (2007). *EEG-based estimation of mental fatigue: convergent evidence for a three-state model* (Springer Berlin Heidelberg. ed.). (I. o. Cognition, Ed.), 201-211.
- Urbano, Q. L., & Díaz Mejía, H. Á. (2015). *Obstáculos Epistemológicos en la Formación de Docentes de Básica y Media Alcances y Limitaciones en el Aprendizaje E-learning.*
- Vélez, J. G. (Agosto de 2018). El uso del video educativo como herramienta didáctica complementaria para el desarrollo de conocimientos procedimentales. *Encuentro Internacional de Educación en Ingeniería.*
- Wolpaw, J., Birbaumer, N., McFarland, D., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical neurophysiology*, 113(6), 767-791.
- Woolfolk, A. (2016). *Educational psychology: Active learning edition.* Pearson.
- Xia, X., & Hu, L. (2019). EEG: Neural Basis and Measurement. In *EEG Signal Processing and Feature Extraction.* Springer, Singapore, 7-21.

8 | Anexos

8.1 Anexo 1 Actividades para generar estados de concentración y atención.

A continuación, se muestra la propuesta de una serie de actividades recomendadas para inducir el estado mental de atención y concentración.

Five digit

La prueba de *Five Digit* (FDT) o cinco dígitos, mide la velocidad y eficiencia de la persona que lo aplique con el fin de explorar la disfunción cerebral (Sedó, 2007). Esta herramienta consta de 4 tareas distintas de dificultad cognitiva creciente en donde, la primera parte de la prueba presenta lectura de números y conteo de asteriscos para medir procesos sencillos y automáticos a través del conteo y la lectura. Mientras que en la parte de Elección y Alternancia se miden procesos que requieren control mental activo.

La herramienta proporciona información acerca de algunos procesos mentales, como lo son:

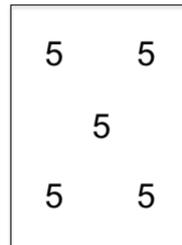
La velocidad general del procesamiento cognitivo;

- a) La fluidez verbal;
- b) La atención sostenida del sujeto y su reacción ante el esfuerzo sostenido;
- c) La capacidad para movilizar el esfuerzo cognitivo para inhibir las respuestas involuntarias y alternar entre dos operaciones mentales diferentes.

Esta prueba se aplica iniciando con la sección de Lectura, posteriormente la de Conteo, Elección y por último la Alternancia. A continuación, se describen cada una de ellas.

Lectura

En esta sección se muestran recuadros semejantes a los mostrados en la Figura 44 y se solicita al usuario que diga el número que está leyendo.



Respuesta: 5

Figura 44 Actividad de Lectura FDT (Sedó, 2007). Adaptación de: Five Digit Test. Copyright 2007 por TEA ediciones.

Conteo

Dentro de esta actividad se pide al usuario que mencione el número de asteriscos que observa dentro del recuadro, un ejemplo de ello se muestra en la Figura 45.



Respuesta: 5

Figura 45 Actividad de Conteo FDT (Sedó, 2007). Adaptación de: Five Digit Test. Copyright 2007 por TEA ediciones.

Elección

Para esta actividad es necesario pedir al sujeto que cuente cuantos números hay en cada recuadro. Es necesario recordarle que debe contar cuantos hay en lugar de decir cuáles son los

números que aparecen dentro del recuadro. Un ejemplo de la actividad es posible de ver en la Figura 46.

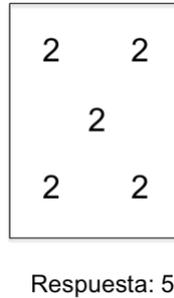


Figura 46 Actividad de Elección FDT (Sedó, 2007). Adaptación de: Five Digit Test. Copyright 2007 por TEA ediciones.

Alternancia

Esta actividad resulta ser la más compleja presentada, debido a que es necesaria la atención plena de los sujetos para poder seguir las instrucciones y reaccionar a los estímulos como se pretende. En esta sección se solicita al sujeto contar los números como lo ha hecho anteriormente, y al encontrar un recuadro con la línea más gruesa debe decir el número presentado dentro del recuadro. En la Figura 47 se muestra un ejemplo de la actividad.

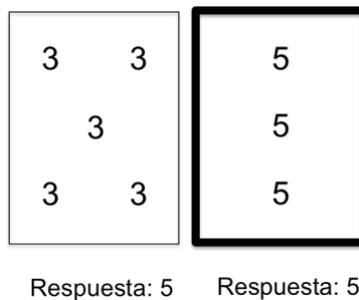


Figura 47 Actividad de Alternancia FDT (Sedó, 2007). Adaptación de: Five Digit Test. Copyright 2007 por TEA ediciones.

Método de evaluación

Para esta prueba existe una hoja de evaluación donde se exponen los resultados correctos de cada uno de los reactivos, el evaluador debe estar atento a las respuestas del sujeto e ir colocando marcas en las respuestas correctas y encerrar en un círculo las respuestas incorrectas, así como llevar el registro del tiempo en el que se elaboran los reactivos, primero a la mitad del experimento y posteriormente el tiempo total.

D2

El d2 es una prueba que pretende conocer la capacidad de concentración en una tarea determinada, así como el nivel de atención selectiva. Mide la velocidad de procesamiento, el seguimiento de instrucciones y la ejecución en tareas de discriminación de estímulos visuales similares.

El d2 ha resultado especialmente útil en investigación básica, así como en los campos clínico, neuropsicológico, educativo, de recursos humanos y en psicología del deporte, llegando a constituirse como una de las pruebas más relevantes e importantes de la evaluación de la atención en Europa (TEA Ediciones, s.f.).

Según el manual de uso de la prueba d2 (Brickenkamp, R., 2012), una buena concentración requiere un funcionamiento adecuado de la motivación y del control de la atención. Estos dos aspectos, aplicados al d2, se reflejan en tres componentes de la conducta atencional:

- a) La velocidad o cantidad de trabajo, esto es, el número de estímulos que se han procesado en un determinado tiempo (un aspecto de la motivación o intensidad de atención).
- b) La calidad del trabajo, esto es, el grado de precisión que está inversamente relacionado con la tasa de errores (un aspecto del control de la atención).
- c) La relación entre la velocidad y la precisión de la actuación, lo que permite establecer

conclusiones tanto sobre el comportamiento como sobre el grado de actividad, la estabilidad y la consistencia, la fatiga y la eficacia de la inhibición atencional.

Para llevar a cabo esta tarea es necesario que el individuo revise atentamente, de izquierda a derecha, el contenido de cada línea y marcar toda letra “d” que tenga dos comillas (las dos arriba, las dos debajo o una arriba y otra debajo) en un tiempo límite de 20 segundos por línea. Cabe mencionar que los anteriores (los estímulos correctos) son conocidos como *elementos relevantes*. Las demás combinaciones (las “p” con o sin rayitas y las “d” con una o ninguna rayita) se consideran “irrelevantes”, porque no deberían ser marcadas (Brickenkamp, R., 2012). Ver ejemplo en la Figura 48.

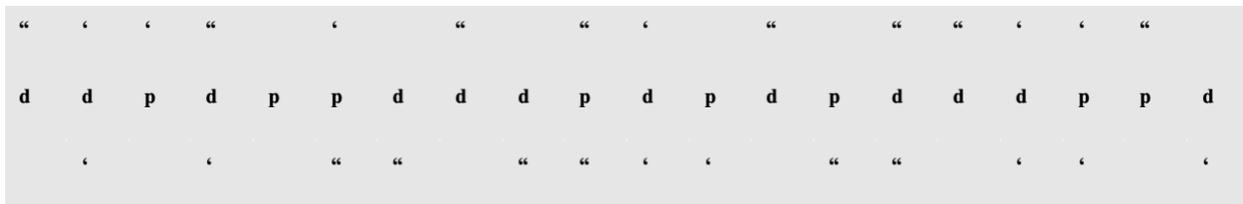


Figura 48 Ejemplo de prueba d2 (Brickenkamp, R., 2012). Adaptación de: Aufmerksamkeits-Belastungs-Test (Test d2) / Test de atención d2. Copyright 2012 por TEA ediciones.

Método de evaluación

Esta prueba tiene una hoja de ayuda para realizar la revisión, por ello es necesario separar las dos hojas del ejemplar. En la segunda han quedado marcados todos los datos y marcas hechas por el sujeto, y en ella hay que hacer el conteo de las respuestas (Brickenkamp, R., 2012).

Las puntuaciones resultantes son:

- a) TR, total de respuestas: número de elementos intentados en las 14 líneas.
- b) TA, total de aciertos: número de elementos relevantes correctos.
- c) O, omisiones: número de elementos relevantes intentados, pero no marcados.
- d) C, comisiones: número de elementos irrelevantes marcados.
- e) TOT, efectividad total en la prueba, es decir $TR-(O+C)$.
- f) CON, índice de concentración o $TA-C$,
- g) TR+, línea con mayor número de elementos intentados.
- h) TR-, línea con menor número de elementos intentados, y
- i) VAR, índice de variación o diferencia $(TR+)-(TR-)$.

Caras, prueba de percepción de diferencias

Esta es una prueba generada para la evaluación de la aptitud de percepción, rápida y correcta de diferencias y semejanzas en patrones estimulantes parcialmente ordenados (Thurstone & Yela, 2001).

Método de evaluación

Este instrumento se basa en observar un listado de caras de caricatura en bloques de 3, donde el individuo debe observar con atención y descubrir aquella que sea diferente a las otras 2 que aparecen en cada bloque, marcándola con una cruz. Se solicita al individuo que lo haga lo más rápido posible e intentando no cometer errores, el tiempo de aplicación son 3 minutos. Ver ejemplo en la Figura 49.



Figura 49 Ejemplo de CARAS, prueba de percepción de diferencias (Thurstone & Yela, 2001). Adaptación de: CARAS, Test de percepción de diferencias. Copyright 2001 por TEA ediciones.

Prueba de patrones visuales (VPT), una prueba de memoria visual a corto plazo

VPT (Visual Patterns Test, por sus siglas en inglés) es una prueba utilizada para medir la memoria visual (Della S., Gray, Baddeley, & Wilson, 1997). (CogniFit, 2008) describe a la memoria visual a corto plazo (MVCP) como la capacidad para retener una pequeña cantidad de información visual (letras, figuras, colores...) durante un periodo de tiempo corto.

La importancia de evaluar la MVCP recae en la posibilidad de llevar a cabo actividades como los ejemplos propuestos por (CogniFit, 2008):

La MVCP permite leer textos, es decir, permite retener la información verbal que es percibida a través de la vista (lo que se lee). Sin esta habilidad cognitiva, sería casi imposible leer y poder adquirir nueva información por este medio.

- a) Cuando alguien se encuentra conduciendo, la MVCP permite retener los textos de las señales de tráfico, o saber dónde están los coches a alrededor al dejar de mirar los retrovisores. Por tanto, la MVCP es importante para una buena conducción.
- b) Al leer o redactar un informe para el trabajo, es necesario retener las palabras para darle un sentido al texto. Cuanto mayor sea el componente visual del trabajo (arquitecto, diseñador, pintor...), más uso se hará de esta capacidad.
- c) Al ver a una persona, la memoria visual a corto plazo retiene su rostro. Es por ello por lo que no es raro tardar algunos segundos en identificar a alguien que hace tiempo no se ha visto. Si después de unos segundos se logra identificar, es gracias a la MVCP que ha retenido el rostro el tiempo suficiente como para acceder a la memoria a largo plazo.

Método de evaluación

Para realizar esta prueba es necesario contar con los instrumentos que se incluyen dentro del kit de aplicación, ver Figura 50.

Tarjetas de patrones

- Hojas de prueba
- Manual de usuario

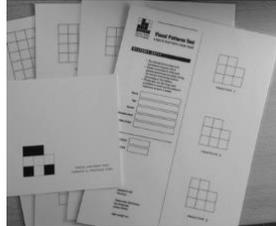


Figura 50 Visual Patterns Test (Della S., Gray, Baddeley, & Wilson, 1997). Material tomado de: Visual Patterns Test, a test of short-term visual recall. Copyright 1997 por Thames Valley Test Company.

Esta prueba no tiene un tiempo de aplicación, únicamente se deben mostrar al sujeto las tarjetas de patrones por 3 segundos y él deberá reproducir el dibujo dentro de las hojas de prueba. Un ejemplo de ello se muestra en la Figura 51.

Cabe mencionar que las matrices mostradas van incrementando la dificultad comenzando por aquellas de 2 x 2, con un máximo de 2 recuadros en color, llegando a la más compleja de 5 x 6 con un máximo de 15 recuadros en color.

Se tomará como una respuesta correcta aquella donde coincidan los patrones mostrados y los patrones elaborados por el individuo. Se debe dar retroalimentación una vez que se termine cada uno de los patrones (Della S., Gray, Baddeley, & Wilson, 1997).

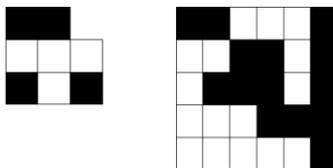


Figura 51 Ejemplo de Patrones mostrados a los individuos (Della S., Gray, Baddeley, & Wilson, 1997). Adaptado de: Visual Patterns Test, a test of short-term visual recall. Copyright 1997 por Thames Valley Test Company.

STROOP, prueba de colores y palabras

STROOP es una prueba generada por (Golden, C. J., 2019) basado en el efecto stroop descubierto por John R. Stroop el cual se refiere a la interferencia que se produce en el sujeto cuando realiza una prueba en la que debe indicar el color de la tinta con la que está escrita una palabra, que no coincide con su significado (Stroop, 1935), esta prueba permite medir la ejecución en un proceso controlado de una tarea novedosa, mientras se debe impedir la intrusión de un proceso automático. Es decir, impedir la interferencia semántica producida como consecuencia de la automaticidad en la lectura, que es lo que sucede cuando el significado de la palabra interfiere en la tarea de nombrar, por ejemplo, el color de la tinta en que está escrita (Fundación CADAH, 2012).

Método de evaluación

Esta prueba cuenta con una hoja de ayuda que contiene 3 secciones de aplicación: 1) Lectura de palabras; 2) Denominación de colores; 3) Condición de interferencia. La aplicación de esta prueba tiene una duración de 5 minutos (Golden, C. J., 2019) (Fundación CADAH, 2012).

1) Lectura de palabras (P)

Dentro de esta sección se muestra el nombre de los tres colores empleados en la prueba repetidos de manera aleatoria e impresos en tinta negra. La persona deberá leer durante 45

segundos los nombres de los colores “verde”, “rojo” y “azul. Se contabiliza el número de aciertos, ver ejemplo en Figura 52.

2) Denominación de colores (C)

Esta sección está formada por cinco columnas de símbolos tipo “XXX” coloreados de manera aleatoria con los tres colores empleados en la prueba. Se pide a la persona, durante 45 segundos, que denomine los colores impresos en cada fila. Se contabiliza el número de aciertos, ver ejemplo en Figura 52.

3) Condición de interferencia (PC)

Dentro de esta sección aparecen de nuevo el nombre de los tres colores empleados en la prueba, pero en esta ocasión impresos en tinta de color, de manera aleatoria y sin concordancia entre el nombre del color y el color de la tinta en que está impreso. La persona, durante 45 segundos, debe nombrar el color de la tinta con la que está impresa la palabra ignorando el significado. Al finalizar se contabiliza el número de aciertos (ver Figura 52).

P)	ROJO	AZUL	VERDE	ROJO	AZUL
C)	XXX	XXX	XXX	XXX	XXX
PC)	ROJO	AZUL	VERDE	ROJO	AZUL

Figura 52 Ejemplo de la prueba STROOP (Golden, C. J., 2019). Adaptado de: STROOP, Test de colores y palabras.

Copyright 2019 por TEA ediciones.

TESEN, prueba de los senderos

Esta prueba con duración de aplicación de entre 8 y 10 minutos, esta compuesto por 4 pruebas que permiten evaluar componentes incluidos en las funciones ejecutivas, como la capacidad para planificar, la memoria de trabajo, la flexibilidad mental. La alternancia, la atención sostenida, la memoria prospectiva, la velocidad de procesamiento perceptivo y la fluidez de la respuesta motora (Portellano & Martínez A., 2014).

Método de evaluación.

Para la aplicación de esta prueba se requieren las hojas de ayuda, cronómetro y lápiz. A continuación se describen cada una de las cuatro secciones implicadas en esta prueba.

Sendero 1

Dentro de esta sección el sujeto debe unir los círculos con números de manera ascendente, los números van del 1 al 25.

Sendero 2

En esta sección el individuo debe unir los círculos con números de manera descendente, los números van del 25 al 1.

Sendero 3

Dentro de esta sección el evaluado debe unir los círculos con números de manera ascendente pero esta vez alternando los colores, azul – amarillo – azul – amarillo..., los números van del 1 al 20.

Sendero 4

Para esta sección el sujeto debe unir los números de manera ascendente pero esta vez alternando las figuras, círculo – cuadrado – círculo – CUADRADO..., los números van del 1 al 20. A continuación se muestra un ejemplo de cada uno de los senderos (*Figura 53*).

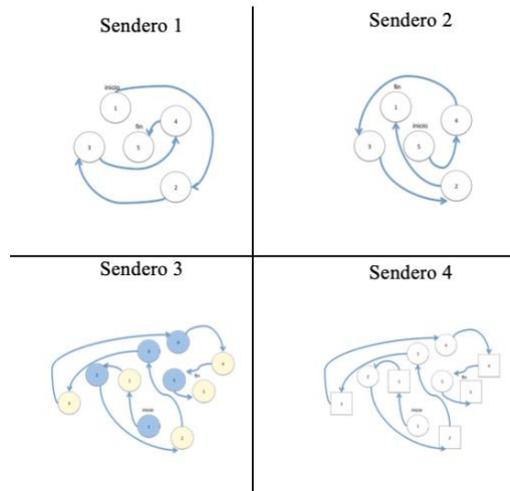


Figura 53 TESeE Ejemplo de Senderos (Portellano & Martínez A., 2014). Adaptado de: TESeE, Test de los Senderos. Copyright 2014 por TEA ediciones.