



# **BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA**



---

**FACULTAD DE CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN  
DOCTORADO EN INGENIERIA DEL LENGUAJE  
Y DEL CONOCIMIENTO**

TEMA DE INVESTIGACIÓN:

**IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA  
NO INVASIVO PARA LA IDENTIFICACIÓN  
DEL NIVEL DE ATENCIÓN EN PERSONAS.**

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL  
TÍTULO DE:

**DOCTOR EN INGENIERÍA DEL  
LENGUAJE Y DEL CONOCIMIENTO**

PRESENTA:

**ALFREDO GARCÍA SUÁREZ**

ASESORES:

**Dr. JUAN MANUEL GONZALEZ CALLEROS (FCC-BUAP)**

**Dra. AMPARO DORA PALOMINO MERINO (FCE-BUAP)**

PUEBLA, PUEBLA, MÉXICO

MARZO DEL 2021.

---

---

# RESUMEN

El nivel de atención en las personas está asociado con la eficiencia en sus actividades intelectuales, en su nivel de comprensión y en el desarrollo de su habilidad creativa como se indica en Aballay et al. (2015), Aymerich-franch (2012) y Hernández (2015). Es fundamental conocer el comportamiento de las variables fisiológicas involucradas en este proceso, ya que a partir de las mismas se pueden determinar con mayor precisión los estados de atención de una persona. Usando esta información, una persona puede tener retroalimentación sobre su actividad cognitiva y así elevar la atención sobre la actividad realizada y en consecuencia mejorar su rendimiento cognitivo. Actualmente existen dispositivos, de índole comercial y de investigación, que miden el estado de atención del ser humano.

A nivel comercial se carece de un manejo libre por parte del usuario ya que se encuentran restringidos por el software y hardware del fabricante. En la literatura, se ha identificado que lo complejo es reproducir los experimentos por la falta de disponibilidad de los dispositivos de hardware que son usados (Torres et al., 2016; Rojas et al., 2012; Perakakis & Potamianos, 2013; Pinto & Ferreira, 2015). Un problema común, es la complejidad de recuperar los datos mediante sensores ya que normalmente son invasivos y de difícil calibración, además de mono-usuario. Por lo que las señales pueden contener ruido y generar un error en el diagnóstico.

Otra limitante, es que los trabajos revisados consideran una variable fisiológica (principalmente ondas cerebrales) para la medición de estados de atención como en Desney y Nijholt (2010), lo que origina que el sistema sea vulnerable; la falta de versatilidad por un retardo en la sincronización de los dispositivos puede derivar en información no fiable para el usuario. En este trabajo se propone la implementación de un sistema no invasivo-multi-usuario (Bandodkar & Wang, 2014; Eadi & Steele, 2017; Avila et al., 2015), para la identificación del nivel de atención en personas, que se base en al menos dos variables fisiológicas del usuario para determinarlo, además de obtener un mejor desempeño en la lectura de las variables fisiológicas, en la entrega del diagnóstico final y en el control del nivel de atención de las personas para mejorar su rendimiento cognitivo.

---

# ABSTRACT

The level of attention in people is associated with the efficiency in their intellectual activities, in their level of understanding and in the development of their creative ability, some examples in Aballay et al. (2015), Aymerich-franch (2012) and Hernández (2015). It is essential to know the behavior of the physiological variables involved in this process, with these variables the states of attention of a person can be determined with greater precision. Using this information, a person can have feedback on their cognitive activity and thus raise attention on the activity performed and consequently improve their cognitive performance. Currently there are devices, of a commercial and research nature, that measure the state of attention of the human.

In the comercial sector, there is no free use by the user because they are restricted by the software and hardware of the manufacturer. In the literature, it has been identified that the complex thing is to reproduce the experiments due to the lack of availability of the hardware devices that are used (Torres et al., 2016; Rojas et al., 2012; Perakakis & Potamianos, 2013; Pinto & Ferreira, 2015). A common problema is the complexity of recovering the data by means of sensors since they are usually invasive and difficult to calibrate, they are usually mono-user. So the signals can contain noise and generate an error in the diagnosis.

Another limitation is that there viewed works consider a physiological variable (mainly brain waves) like in Desney y Nijholt (2010), for the measurement of attention states, which causes the system to be vulnerable; the lack of versatility due to a delay in the synchronization of the devices can lead to unreliable information for the user. In this work we propose the implementation of a non invasive and multi-user system (Bandodkar & Wang, 2014; Eadi & Steele, 2017; Avila et al., 2015), for the identification of the level of attention in people, based on at least two physiological variables of the user to determine it, as well as obtaining a better performance in the reading of the physiological variables, in the delivery of the final diagnosis and in the control of the level of attention of the people to improve their cognitive performance.

---

---

# INDICE

<b>RESUMEN</b> .....	<b>1</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>2</b>
<b>INDICE</b> .....	<b>3</b>
<b>INDICE DE FIGURAS</b> .....	<b>6</b>
<b>INDICE DE TABLAS</b> .....	<b>9</b>
<b>AGRADECIMIENTOS</b> .....	<b>10</b>
<b>1 INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>12</b>
1.1 <b>PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN</b> .....	12
Definición del problema.....	13
Objetivos de la investigación .....	14
Justificación del problema.....	14
Preguntas de investigación.....	15
Hipótesis.....	15
Propuesta de solución del problema .....	16
1.2 <b>APORTACIONES DE LA INVESTIGACIÓN</b> .....	16
1.3 <b>ORGANIZACIÓN DE LA TESIS</b> .....	17
1.4 <b>CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO</b> .....	17
<b>2 ANTECEDENTES DE LA ELECTROENCEFALOGRAFÍA</b> .....	<b>18</b>
2.1 <b>ANTECEDENTES</b> .....	18
2.2 <b>DESCRIPCIÓN DEL ESTADO DEL ARTE</b> .....	19
2.3 <b>TÉCNICAS DE ADQUISICIÓN DE LAS VARIABLES RELACIONADAS</b> <b>CON EL ESTADO DE ATENCIÓN</b> .....	19
2.4 <b>TÉCNICAS DE RETROALIMENTACIÓN APLICADAS AL ESTADO</b> <b>DE ATENCIÓN DE LAS PERSONAS</b> .....	22
2.5 <b>CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO</b> .....	26
<b>3 SISTEMAS DE IDENTIFICACIÓN DEL NIVEL DE ATENCIÓN EN</b> <b>PERSONAS</b> .....	<b>27</b>
3.1 <b>LA INTERFAZ HUMANO COMPUTADORA</b> .....	27
La relación entre estados de ánimo y nivel de atención.....	28
Las interfaces afectivas .....	28
El modelo e-Learning .....	29
3.2 <b>LAS ONDAS CEREBRALES COMO VARIABLE FISIOLÓGICA</b> .....	30
Clasificación de las ondas cerebrales.....	31
3.3 <b>LA POSTURA CORPORAL COMO VARIABLE FISIOLÓGICA</b> <b>RELACIONADA CON EL NIVEL DE ATENCIÓN</b> .....	31
Fundamentación .....	32
La postura erguida .....	32
Centro de gravedad.....	33



---

5.2	RESULTADOS DEL DESARROLLO DE LOS SISTEMAS DE MEDICIÓN DE ATENCIÓN: MINDWAVE, MUSE Y EMOTIV EPOC.....	74
5.3	RESULTADOS DE LA INCORPORACIÓN DE LA SEGUNDA VARIABLE FISIOLÓGICA: POSTURA CORPORAL AL SISTEMA.....	76
5.4	RESULTADOS DE LA TOMA DE MUESTRAS EN NIÑOS CON TDAH DIAGNOSTICADO .....	79
5.5	RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE DATOS PARA DETERMINAR LA CORRELACIÓN ENTRE EL NIVEL DE ATENCIÓN Y LA POSTURA CORPORAL 81	
	Visualización de los datos .....	83
	Modelado de los datos .....	92
5.6	RESULTADOS DEL ANÁLISIS COMPARATIVO ENTRE EL DESEMPEÑO DE MODELOS DE REGRESIÓN LINEAL Y NO LINEAL BASADO EN LA CORRELACIÓN POSTURA-ATENCIÓN .....	94
	CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO .....	99
<b>6</b>	<b>DISCUSIONES .....</b>	<b>101</b>
	CONCLUSIONES .....	102
	TRABAJO FUTURO .....	104
	<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>106</b>
	<b>ANEXOS .....</b>	<b>113</b>
	ANEXO 1. Hoja de especificaciones del sensor MPU-6050 .....	113
	ANEXO 2. Esquema de conexión del MPU-6050.....	114
	ANEXO 3. Publicaciones .....	115

---

# INDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Relevancia de las variables fisiológicas relacionadas con el nivel de atención en la literatura. ....	20
Figura 2.2. Relevancia de los métodos de retroalimentación relacionados con el nivel de atención en la literatura. ....	23
Figura 3.1. Ejemplos de diagramas de dispersión con diferentes valores del coeficiente de correlación de Pearson.....	35
Figura 3.2. Colocación correcta de la diadema Mindwave de Neurosky. ....	37
Figura 3.3. Colocación correcta de la diadema Emotiv Epoc. ....	38
Figura 4.1. Sistema de identificación de nivel de atención en personas.....	44
Figura 4.2. Interfaz del test “same color” de la compañía Brain HQ. ....	45
Figura 4.3. Interfaz grafica implementada en LABVIEW. ....	45
Figura 4.4. Desarrollo practico de la prueba experimental. ....	45
Figura 4.5. SDK de reconocimiento de parpadeo.....	47
Figura 4.6. SDK Muse IO (Input/Output). ....	47
Figura 4.7. SDK MuseLAB (Visualizador de señales).....	47
Figura 4.8. SDK Xavier Control Panel (Monitor sensorial). ....	48
Figura 4.9. SDK EmotivEmobot (Reconocedor de gestos faciales).....	48
Figura 4.10. Giroscopio y acelerómetro MPU-6050. ....	49
Figura 4.11. Posicionamiento de los ejes en el acelerómetro.....	50
Figura 4.12. Lectura real (línea roja) y lectura esperada (línea azul) del acelerómetro. ....	52
Figura 4.13. Interfaz grafica complementada en LABVIEW. ....	53
Figura 4.14. Sistema utilizado para la adquisición de las señales. ....	53
Figura 4.15. Desarrollo de la aplicación del test de atención.....	54
Figura 4.16. Ajuste de la altura de la banda sensorial relacionado con el centro de gravedad. ....	55
Figura 4.17. Error de la medición por ajuste del dispositivo. ....	56
Figura 4.18. Error por datos dispersos. ....	56
Figura 4.19. Almacenamiento de los datos en 3 vectores tipo columna por cada usuario. ....	57
Figura 4.20. A) Gráfica del porcentaje de atención. B) Gráfica de los ángulos de la postura corporal. ....	58
Figura 4.21. A) Histograma del porcentaje de atención. B) Histograma del resultante de la postura corporal. ....	58
Figura 4.22. Sustitución de valores atípicos por datos tipos NaN en el vector de porcentaje de atención.....	59
Figura 4.23. Sustitución de valores atípicos por datos tipos NaN en el vector de postura corporal. ....	59
Figura 4.24. A) Suavizado de datos del porcentaje de atención. B) Suavizado de datos de la postura corporal.....	60

---

Figura 4.25. Ventaneo de 3 muestras aplicado a los vectores de porcentaje de atención y postura corporal.....	60
Figura 4.26. Extracción de características en vectores de datos.....	61
Figura 4.27. Análisis para obtener el modelo matemático por regresión lineal múltiple. .....	61
Figura 4.28. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la primera combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	62
Figura 4.29. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la segunda combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	63
Figura 4.30. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la tercera combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	64
Figura 4.31. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la cuarta combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	64
Figura 4.32. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la quinta combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	65
Figura 4.33. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la sexta combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	65
Figura 4.34. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la séptima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	66
Figura 4.35. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la octava combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	67
Figura 4.36. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la novena combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	67
Figura 4.37. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la décima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	68
Figura 4.38. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la undécima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	68
Figura 4.39. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la duodécima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	69
Figura 4.40. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la trigésima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	69
Figura 4.41. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la cuadragésima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.....	70
Figura 5.1. Porcentaje de atención por dispositivo.....	73
Figura 5.2. Porcentaje de atención individual.....	73
Figura 5.3. Porcentaje de atención por aciertos.....	74
Figura 5.4. Monitor de nivel de atención MindWave implementado en Labview.....	74
Figura 5.5. Monitor de nivel de atención Muse implementado en Labview.....	75
Figura 5.6. Monitor de nivel de atención Muse implementado en Labview.....	75
Figura 5.7. Datos en crudo obtenidos del acelerómetro.....	76
Figura 5.8. Datos en crudo obtenidos del giroscopio.....	76
Figura 5.9. Datos procesados de los ángulos obtenidos del acelerómetro.....	77

---

---

Figura 5.10. Datos procesados de los ángulos obtenidos del giroscopio.....	77
Figura 5.11. Datos obtenidos de los ángulos X y Y al implementar el filtro complementario. ....	78
Figura 5.12. Interfaz gráfica que incorpora los datos de la postura corporal.....	78
Figura 5.13. Comparativa de Nivel de atención entre un estudiante con TDAH y un estudiante sin TDAH.....	80
Figura 5.14. Comparativa de Dispersión entre un estudiante con TDAH y un estudiante sin TDAH. ....	81
Figura 5.15. Condicionante obtenida para un portador de TDAH. ....	81
Figura 5.16. A) Sensor de postura colocado en el chaleco. B) Sensor de postura colocado en la banda.....	82
Figura 5.17. Referencia de posición del sensor MPU-6050 en la banda. ....	82
Figura 5.18. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs media PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs media PC). ....	83
Figura 5.19. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs varianza PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs varianza PC).....	84
Figura 5.20. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs oblicuidad PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs oblicuidad PC). ....	84
Figura 5.21. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs curtuosis PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs curtuosis PC).....	85
Figura 5.22. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs desviación PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs desviación PC).....	85
Figura 5.23. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs máximo PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs máximo PC). ....	85
Figura 5.24. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs mínimo PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs mínimo PC).....	86
Figura 5.25. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs rango PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs rango PC). ....	86
Figura 5.26. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs moda PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs moda PC). ....	87
Figura 5.27. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs mediana PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs mediana PC).....	87
Figura 5.28. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Media de las ondas cerebrales en niños con TDAH. B) Media de las ondas cerebrales en niños sin TDAH. ....	88
Figura 5.29. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Media de la postura corporal en niños con TDAH. B) Media de la postura corporal en niños sin TDAH. ....	88
Figura 5.30. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Varianza de la postura corporal en niños con TDAH. B) Varianza de la postura corporal en niños sin TDAH. ....	89
Figura 5.31. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Oblicuidad de la postura corporal en niños con TDAH. B) Oblicuidad de la postura corporal en niños sin TDAH. .....	89

---

---

Figura 5.32. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Curtuosis de la postura corporal en niños con TDAH. B) Curtuosis de la postura corporal en niños sin TDAH. ....	90
Figura 5.33. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Desviación Estándar de la postura corporal en niños con TDAH. B) Desviación Estándar de la postura corporal en niños sin TDAH. ....	90
Figura 5.34. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Máximo de la postura corporal en niños con TDAH. B) Máximo de la postura corporal en niños sin TDAH. ....	91
Figura 5.35. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Mínimo de la postura corporal en niños con TDAH. B) Mínimo de la postura corporal en niños sin TDAH. ....	91
Figura 5.36. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Rango de la postura corporal en niños con TDAH. B) Rango de la postura corporal en niños sin TDAH. ....	91
Figura 5.37. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Moda de la postura corporal en niños con TDAH. B) Moda de la postura corporal en niños sin TDAH. ....	92
Figura 5.38. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Mediana de la postura corporal en niños con TDAH. B) Mediana de la postura corporal en niños sin TDAH. ....	92
Figura 5.39. A) Gráfica del mejor desempeño obtenido por el “Modelo de Regresión Lineal” en niños con TDAH. B) Gráfica del mejor desempeño obtenido por el “Modelo no lineal FIT” de ajuste en niños sin TDAH. ....	98

---

# INDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. <i>Tabla comparativa de variables fisiológicas, técnicas aplicadas e impacto en atención.</i> .....	20
Tabla 2.2. <i>Tabla comparativa de variables fisiológicas, técnicas aplicadas e impacto en atención.</i> .....	21
Tabla 2.3. <i>Tabla de aportes por artículo.</i> .....	23
Tabla 3.1. <i>Zonas de repercusión de las ondas cerebrales.</i> .....	40
Tabla 4.1. <i>Tabla comparativa de las interfaces Humano-Computadora comerciales.</i> ..	46
Tabla 4.2. <i>Escalas de datos del MPU-6050.</i> .....	49
Tabla 4.3. <i>Error por tolerancia de los sensores.</i> .....	56
Tabla 5.1. <i>Tabla de resultados individuales.</i> .....	72
Tabla 5.2. <i>Tabla comparativa de dispersión y atención en niños con TDAH.</i> .....	79
Tabla 5.3. <i>Tabla comparativa de dispersión y atención en niños sin TDAH.</i> .....	80
Tabla 5.4. <i>Coefficientes de correlación por característica extraída en los niños con TDAH.</i> .....	93
Tabla 5.5. <i>Coefficientes de Correlación (<math>\rho_{xy}</math>) obtenidos por los 3 modelos matemáticos aplicados a cada combinación de características.</i> .....	95
Tabla 5.6. <i>Coefficientes de Correlación (<math>\rho_{xy}</math>) y de determinación (<math>\rho_{xy}^2</math>) obtenidos para cada modelo de regresión lineal múltiple.</i> .....	99

---

# AGRADECIMIENTOS

Quiero dedicar este trabajo de manera especial a mi padre José Alfredo García Paredes por ser mi ejemplo a seguir y porque aunque ya no esté conmigo, con sus consejos me sigue llevando de la mano como cuando yo era pequeño.

A Dios por darme la oportunidad de estar en esta vida y poder conseguir este gran logro que ha sobrepasado mis expectativas.

A mi madre Edilbertha porque con su ejemplo y cariño, me ha motivado y demostrado que no hay barreras que el esfuerzo y la dedicación no puedan superar.

A mi querida Ely que siempre llevo en mi corazón y que me motiva a ser mejor cada día.

A mi querido Alfredo por llenar de alegrías todos los momentos que pasamos juntos.

A mi querida Faty porque es una inspiración que me revoluciona para poder superar cualquier obstáculo.

A mis hermanas Lucia y Guadalupe por todo lo que hemos aprendido juntos y por el apoyo y motivación para ser mejor cada día.

A mi asesor el Dr. Juan Manuel González Calleros por todo el apoyo invaluable, que me ha brindado. Creo que es un triunfo en equipo y me siento muy agradecido por haberlo conocido.

A mi co-asesor la Dr. Amparo Dora Palomino Merino, la confianza que depositó en mí para tomar este tema de tesis y trabajar como un equipo desde la maestría.

Gracias asesores he aprendido mucho de ustedes y como dice aquel refrán “Al que buen árbol se arrima...”. Me han guiado con su ejemplo, como lo hacen los grandes maestros. Gracias por enseñarme el camino!...

A la maestra Claudia González Calleros por su valiosa colaboración en este trabajo y por las gratas experiencias que vivimos en el camino.

A mis amigos: Giovanni Herrera y Miguel Rodríguez de manera muy especial, dedico este trabajo por la fortuna de haberlos conocido y por todos los inolvidables momentos que compartimos.

A mis revisores de tesis y jurado Dr. Aurora Vargas Treviño, Dr. Jorge de la Calleja Mora y Dr. Manuel Martín por sus valiosos consejos que me ayudaron a mejorar este trabajo.

Al Dr. Huizilopoztli Luna García y al Dr. Cesar Collazos por su amistad y apoyo que enriquecieron los frutos de este trabajo.

A todos mis compañeros, maestros y amigos del LKE que con sus comentarios, puntos de vista y consejos me ayudaron a analizar mejor cada etapa de mi trabajo para poder mejorarlo. También les agradezco por todos los momentos vividos y la amistad que me han brindado en estos dos años.

Al CONACYT por el apoyo institucional y económico recibido, y por darme la oportunidad de superarme personal y profesionalmente.

Y a todas aquellas personas que de una u otra manera me ayudaron y motivaron a la culminación de este trabajo tan significativo para mí.

# CAPÍTULO

# 1 INTRODUCCIÓN

Actualmente se han desarrollado diversos tipos de dispositivos para medir el nivel de atención. Las ondas cerebrales son las variables fisiológicas más utilizadas para relacionar la atención y los estados cognitivos de las personas.

La diversidad de estos dispositivos es limitada en cuanto a sus características como: cantidad de usuarios que soportan (regularmente son de tipo mono-usuario), tipos de variables fisiológicas involucradas (en su mayoría utilizan únicamente ondas cerebrales), versatilidad de las interfaces (restringida al desarrollo del fabricante), protocolo de comunicación (bluetooth generalmente), entre otras.

En este trabajo de investigación se implementa un sistema multi-usuario para medir el nivel de atención en las personas. Este sistema involucra 2 variables fisiológicas, distintas, relacionadas con la atención: las primeras son las ondas cerebrales y la postura corporal como segunda variable.

El dispositivo desarrollado es adaptado para disminuir su grado de invasividad hacia el usuario con el propósito de estimular una respuesta natural en el usuario y obtener un diagnóstico fiable en la lectura de las variables fisiológicas.

Como parte del trabajo se crea una interfaz gráfica donde se monitorea el comportamiento de los datos obtenidos, los cuales son procesados mediante una técnica de control en lazo cerrado. Finalmente una señal de control es enviada al sistema de retroalimentación y es actualizada en cada periodo de muestreo.

## 1.1 PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN

Existen diversos trastornos que afectan el nivel de atención de las personas tanto en su edad infantil como en su edad adulta. Uno de los trastornos más reconocidos es el trastorno por déficit de atención e hiperactividad (TDAH) y generalmente se diagnostica

por primera vez en la infancia, y los síntomas persisten en la adolescencia y la edad adulta.

El TDAH se caracteriza por falta de atención, impulsividad e hiperactividad. Recientemente se ha estimado que afecta al 3.5% de los niños en edad escolar en todo el mundo y se dice que es uno de los trastornos psiquiátricos más comunes entre los jóvenes. Los niños con estos problemas a menudo son impopulares y carecen de amistades, pero no siempre son conscientes de su propia impopularidad. Si bien estos síntomas tienden a disminuir con la edad, al menos el 50% de los niños con TDAH aún presentan síntomas que disminuyen en la edad adulta (Centers for Disease Control and Prevention, 2020). A pesar de la vasta literatura que respalda la eficacia de la medicación estimulante en el tratamiento del trastorno por déficit de atención / hiperactividad (TDAH), varias limitaciones de los tratamientos farmacológicos ponen de relieve la clara necesidad de tratamientos psicosociales alternativos efectivos. También hay evidencias sobre intervenciones que involucran tanto a la escuela como a la capacitación de los padres que han resultado en clasificarlos como "tratamientos validados empíricamente" (Ravichandran & Huang, 2009).

El trastorno por déficit de atención e hiperactividad (TDAH) es una afección neurobiológica común que afecta a los niños en edad escolar. Uno de los principales síntomas es la falta de atención, que es un factor clave de bajo rendimiento académico, especialmente en tareas que requieren una gran cantidad de tiempo de concentración (Asiry et al., 2015).

Los niños con Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad (TDAH) experimentan un déficit en los procesos cognitivos responsables de comportamientos dirigidos a objetivos determinados, conocidos como funcionamiento ejecutivo (FE) (Weisberg et al., 2014). El mayor desafío para los adultos con trastorno por déficit de atención hiperactividad (TDAH) es la gestión de la información y las tareas (Huh & Ackerman, 2010).

### **Definición del problema**

El estudio de las señales fisiológicas como las ondas cerebrales, ritmo cardíaco, temperatura corporal, entre otras, ha revelado grandes avances en los últimos tiempos obteniendo resultados significativos en aplicaciones de distintos campos de estudio como la medicina, la robótica, la psicología, entre otras. Actualmente existen dispositivos comerciales de bajo costo para obtener la lectura de señales cerebrales con las cuales es posible conocer el nivel de atención del usuario de una forma poco fiable.

El desempeño de estos dispositivos es limitado al software y hardware establecidos por el fabricante para una tarea específica, sumado a la falta de precisión en la lectura de las señales, debido a que los dispositivos no cuentan con un sistema robusto de adquisición y procesamiento de datos. El desempeño de estos dispositivos es limitado, ya que su fabricación es orientada a tareas simples o juegos didácticos. Otra causa del

bajo desempeño de estos dispositivos es que son invasivos o intrusivos; diademas, cascos, muestras de sangre se utilizan para obtener las señales de las variables fisiológicas del usuario, cualquier error en la calibración podría generar un error en el diagnóstico final.

### **Objetivos de la investigación**

Objetivo General: Implementar un sistema no invasivo para medir el nivel de atención en personas utilizando al menos 2 variables fisiológicas, que genere una señal de control en lazo cerrado con una retroalimentación automatizada.

Objetivos Específicos:

- 1) Obtener las características precisas de los sensores de las variables fisiológicas para obtener una lectura fiable de las muestras.
- 2) Implementar un sistema electrónico de adquisición de datos para las señales de las ondas cerebrales y las señales de la postura corporal.
- 3) Generar una interfaz de comunicación inalámbrica para la transmisión y recepción de datos del dispositivo remoto al dispositivo local.
- 4) Construir un subsistema automatizado como retroalimentación del sistema principal para la regulación del nivel de atención de los usuarios.
- 5) Diseñar e implementar un sistema multiusuario.

### **Justificación del problema**

Para conocer el grado de afectación académica que el TDAH produce en las personas, es necesario contar con herramientas que puedan proporcionar una retroalimentación del porcentaje de atención al momento de ejecutar una tarea en específico. Actualmente existe una variedad de dispositivos comerciales que proporcionan de forma cuantitativa el nivel de concentración, meditación, relajación y atención del usuario, pero en algunos casos se consiguen de forma invasiva, afectando la respuesta del usuario y en consecuencia el dictamen del diagnóstico final.

Estos dispositivos utilizan por lo general una variable fisiológica para inferir los niveles de atención en las personas, son de tipo mono-usuario y de un costo accesible. El desempeño de estos dispositivos es limitado ya que tienen restricciones por parte del fabricante en cuanto al software y hardware implementado. Las velocidades de adquisición y procesamiento de datos de los dispositivos MINDWAVE, EMOTIV EPOC, MUSE, entre otros; tienen retrasos y no se puede obtener una lectura de las variables adquiridas en un tiempo aproximado al tiempo real.

Otra de las desventajas que presentan este tipo de dispositivos es su baja usabilidad y versatilidad en la práctica, ya que el usuario requiere de un tiempo prolongado para que

los dispositivos reconozcan las señales fisiológicas que se desean medir. Algunos dispositivos cuentan con una interfaz gráfica diseñada por el fabricante, cuya retroalimentación se basa únicamente en la indicación del nivel de atención de forma gráfica.

Diversas aplicaciones en áreas como: la psicología (Saneiro, 2015), la educación (Hernández et al., 2016), los negocios (Celaya et al., 2018), la salud (Doberssan & Rodríguez, 2004), entre otros requieren de un sistema que identifique de forma certera el nivel de atención en las personas, y que a su vez otorgue una respuesta instantánea de lo que sucede, así como un diagnóstico final fiable para la toma de decisiones. Además es deseable obtener una retroalimentación que estimule al usuario a elevar el nivel de atención en el mismo instante que ejecuta una tarea en específico.

### **Preguntas de investigación**

- 1) ¿Cómo mejorar la lectura de las señales fisiológicas para obtener un diagnóstico fiable?
- 2) ¿De qué manera se pueden correlacionar diferentes niveles de atención con los valores sensados de las variables fisiológicas?
- 3) ¿Cómo mejorar la precisión y el tiempo de respuesta actual de los sistemas de medición del nivel de atención?
- 4) ¿Qué impacto tiene utilizar sensores no invasivos en la exactitud y eficiencia de la lectura de señales fisiológicas?
- 5) ¿Qué ventajas se obtendrían al implementar un sistema de adquisición, procesamiento y retroalimentación de señales fisiológicas robusto con respecto a los dispositivos comerciales vigentes?

### **Hipótesis**

Es posible mejorar la fiabilidad del diagnóstico de nivel atención mediante la implementación de un sistema que involucre al menos, dos señales fisiológicas.

Es posible mejorar la eficiencia de la lectura de señales fisiológicas, para medir la atención, mediante la creación de nuevos dispositivos electrónicos no invasivos, que promuevan la respuesta natural del usuario.

### **Propuesta de solución del problema**

Los sistemas de entrenamiento de bio-retroalimentación fomentan un estado mental o físico específico en un usuario a través de un ciclo cerrado de bio-retroalimentación. Estos sistemas reúnen el estado fisiológico de una persona a través de la detección de hardware, integran este estado en un sistema interactivo basado en computadora y presentan los comentarios para que el usuario pueda trabajar para ajustar su estado (Regan et al., 2013; Pascual et al., 2014; Divia, 2016).

En este trabajo de investigación se propone la implementación de un sistema para medir el nivel de atención en personas, generando una retroalimentación en forma de lazo cerrado para ejecutar alguna acción que ayude a monitorear el nivel de atención del usuario. Este sistema es una herramienta utilizada como base en diferentes áreas para el análisis de información requerida del usuario basado en 2 variables fisiológicas inicialmente: ondas cerebrales y postura corporal.

Se implementa un sistema tipo multi-usuario, que disminuya el retardo en la respuesta del sistema y que utilice una comunicación inalámbrica. El sistema es no invasivo y cuenta con una interfaz centrada en el usuario, con fines de obtener un diagnóstico final que describa fiablemente el nivel de atención.

### **1.2 APORTACIONES DE LA INVESTIGACIÓN**

Las aportaciones científicas de este tema de investigación al campo del conocimiento son: La representación formal y matemática del problema de medición de niveles de atención en personas, donde se involucra un conjunto de variables que son tratadas de forma única, con la implementación de software y hardware específicos, dando como resultado una técnica utilizada por primera vez como solución para este problema en específico.

La configuración del hardware utilizado se realiza en función de las dos variables fisiológicas involucradas: ondas cerebrales y postura corporal.

En este aspecto se implementa una configuración única de hardware, para el procesamiento de estas señales en particular. Esto se consigue comunicando una tarjeta de adquisición de datos (dispositivo remoto), vía inalámbrica al puerto USB de la computadora, a través de una tarjeta de control (dispositivo local).

Los sensores utilizados y el acoplamiento de las señales conforman el bloque que constituye la etapa de lectura de señales (entradas) y el subsistema de automatización utilizado como retroalimentación es el bloque que constituya la etapa de escritura de señales (salidas).

De esta forma se genera un aporte al área del conocimiento en cuanto a la caracterización y configuración del hardware utilizado para resolver el problema de reconocimiento de atención en personas.

### ***1.3 ORGANIZACIÓN DE LA TESIS***

En el capítulo 2 de este documento se describen los antecedentes y conceptos utilizados como base teórica, la cual permite comprender el problema de los sistemas para medir atención, considerando detalladamente todos sus aspectos. Posteriormente en el capítulo 3 se detallan los conocimientos e investigaciones más recientes que conforman el estado del arte de los dispositivos implementados para medir el nivel de atención y sus técnicas aplicadas. El capítulo 4 muestra la metodología empleada para llevar a cabo las pruebas experimentales. La representación de los resultados obtenidos se muestra en el capítulo 5. Se realiza una discusión a partir de lo existente en la literatura y de los resultados obtenidos en el capítulo 6. Finalmente en el capítulo 7 se presentan las conclusiones dando respuesta a los objetivos de la investigación planteados inicialmente.

### ***1.4 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO***

En este capítulo se presentaron aspectos fundamentales del trabajo de investigación. Partiendo desde el planteamiento del problema donde se definen las variables de estudio involucradas hasta las aportaciones científicas de este trabajo en el campo del conocimiento. Se describen los objetivos que sirven como referencia de las actividades a realizar. Se establece la justificación del problema en base al contexto actual que envuelve al caso de estudio planteado, utilizando hipótesis y preguntas de investigación para su desarrollo. Finalmente se postula una propuesta de solución al problema cuya metodología se detalla en los siguientes capítulos.

# CAPÍTULO

## 2 ANTECEDENTES DE LA ELECTROENCEFALOGRAFÍA

En esta sección se presentan los antecedentes históricos del estudio de las ondas cerebrales relacionadas con el nivel de atención en personas como variable principal. Además se presenta la revisión del estado del arte proponiendo una metodología para delimitar los alcances de la investigación y realizar una comparativa de las estrategias, dispositivos y desarrollos existentes hasta el momento. Con el propósito de establecer un punto de partida definido y generar un aporte científico a este campo del conocimiento.

### 2.1 ANTECEDENTES

Algunos antecedentes de la electroencefalografía se remontan al siglo pasado, según Torres et al. (2016) afirma que:

La electroencefalografía fue descubierta por Hans Berger en 1924, y consiste en obtener una señal eléctrica del funcionamiento del cerebro. Se divide en dos grupos: i) la invasiva, donde se implantan electrodos dentro del cráneo del paciente, que a pesar de las complicaciones naturales relacionadas, tiene a favor el hecho de que se puede focalizar la señal, distinguiendo una zona específica del cerebro; ii) las no invasivas, que graban potenciales eléctricos desde el cuero cabelludo, a través de pares de electrodos conductores de plata, que se utilizan para leer las señales eléctricas. Las pequeñas diferencias de voltaje entre electrodos suelen registrar valores de entre 30 y 100  $\mu\text{V}$  por lo que normalmente deben ser amplificadas. La actividad eléctrica, se produce cuando las neuronas se comunican.

Este descubrimiento nos permite hoy en día utilizar las ondas cerebrales como fuente de información para discernir procesos cognitivos y a partir de ello implementar sistemas automatizados de monitoreo, control y de toma de decisiones.

## 2.2 DESCRIPCIÓN DEL ESTADO DEL ARTE

En la selección del estado del arte se utilizó la postura epistemológica según Guevara (2016) ya que afirma que: “En particular, en los niveles de maestría y doctorado apoya la concreción de los objetos de estudio, la organización de estrategias puntuales para hacer una sistematización rigurosa que permita aclarar el rumbo en medio de la desbordada cantidad de información que provee la literatura en cada tema” (p. 166). Las fases del estado del arte se proponen de acuerdo a la afirmación de Arredondo (1989, citado por Guevara 2016), plantea que la construcción un estado del arte coadyuva de manera muy importante en la formación para la investigación, y la define como:

La capacidad del individuo para la delimitación de problemas, la búsqueda y desarrollo de herramientas teóricas y metodológicas, la organización, el cuidado y los controles que han de tenerse en el proceso, la reformulación ante lo imprevisto, la priorización y el procesamiento de la información, la señalización de los límites y los alcances de lo obtenido, la inferencia de los usos deseables y posibles de los resultados, la apertura de la información y confrontación de lo investigado, el establecimiento de nuevas hipótesis y la necesidad de realizar nuevos trabajos complementarios. (p. 147)

La investigación llevada a cabo sobre la implementación de un sistema no invasivo y multi-usuario, para identificar el nivel de atención en personas está delimitada por los siguientes aspectos presentes en las diferentes fases del desarrollo del sistema:

- \*Tipos de sensores no invasivos utilizados actualmente.
- \*Tipos de variables fisiológicas utilizadas para medir estados de atención.
- \*Dispositivos comerciales implementados para medir estados de atención.
- \*Velocidad de adquisición de datos de las variables fisiológicas (tiempo de muestreo).
- \*Software utilizado para el procesamiento de datos.
- \*Técnica aplicada para obtener la adquisición de datos.
- \*Técnicas de retroalimentación.

## 2.3 TÉCNICAS DE ADQUISICIÓN DE LAS VARIABLES RELACIONADAS CON EL ESTADO DE ATENCIÓN

La variedad de técnicas aplicadas en el campo de la investigación para cuantificar el nivel de atención en las personas nos dirige hacia un análisis descriptivo que es presentado en este trabajo.

Partiendo de la revisión en la literatura de las variables usadas para relacionar el nivel de atención en personas, ha sido encontrado que las ondas cerebrales son las variables fisiológicas con mayor relevancia, debido a la relación cognitiva que existe el pensamiento y la actividad cerebral. Por lo tanto su implicación es directa.

La grafica de la figura 2.1 muestra la relevancia que cada una de las variables fisiológicas tiene sobre el nivel de atención en las personas. Este análisis es obtenido del estado del arte de los trabajos mencionados.

Dependiendo de la variable fisiológica utilizada, el dispositivo es elegido para desarrollar la adquisición de datos. Dentro de los dispositivos más usados en la literatura se encuentran: el electroencefalograma, cámaras WEB, sensores de movimiento, giroscopios, mouse, electrocardiograma, sensores electroquímicos, teclados, transductores, cámaras y sensores ópticos.

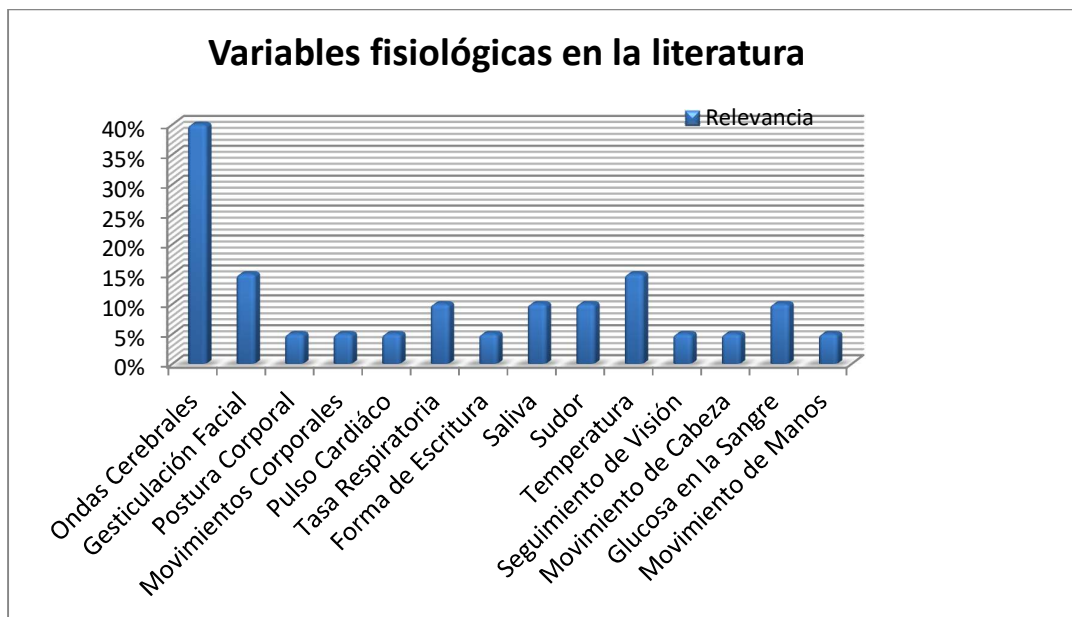


Figura 2.1. Relevancia de las variables fisiológicas relacionadas con el nivel de atención en la literatura.

En la tabla 2.1 se realiza una comparativa de las variables fisiológicas, técnicas aplicadas e impacto con los niveles de atención obtenidos de diversas fuentes y artículos científicos.

Tabla 2.1. *Tabla comparativa de variables fisiológicas, técnicas aplicadas e impacto en atención.*

Fuente	Variable Fisiológica Utilizada	Técnica Aplicada	Relación e Impacto con los Niveles de Atención
Marín (2014)	Gesticulación facial	Procesamiento digital de imágenes	El reconocimiento automatizado de las emociones se puede correlacionar directamente con los niveles de atención de un adolescente.
Domínguez (2015)	Ondas binaurales (ondas auditivas)	Modificación del rango de frecuencias de las ondas incidentes	Las ondas binaurales ocasionan un impacto positivo en los estados mentales como concentración activa y visualización creativa.
Torres et al. (2016)	Ondas cerebrales (Alfa, Beta, Delta, Theta y Gamma)	Transformada de wavelet	Uso de la diadema de Mindwave para la lectura de las señales cerebrales, que se clasifiquen en niveles de atención.
Rojas et al. (2012)	Ondas cerebrales producidas por	Suites de EmotivEpoс:	Uso de la diadema de EmotivEpoс para

## CAPÍTULO 2 ANTECEDENTES DE LA ELECTROENCEFALOGRAFÍA

	gestos faciales	*Affective *Expressiv *Cognitiv	la lectura de las señales cerebrales, que se clasifiquen en niveles de atención.
Campazzo et al. (2013)	Ondas cerebrales (Alfa, Beta, Delta, Theta y Gamma)	Clasificación de ondas cerebrales en emociones a través de sus variaciones de frecuencias	El reconocimiento automatizado de las emociones se puede correlacionar directamente con los niveles de atención de un adolescente.
García et al. (2015)	Ondas cerebrales (Alfa, Beta, Delta, Theta y Gamma)	Clasificación bayesiana y algoritmo de búsqueda Hill Climbing	El reconocimiento automatizado de las emociones se puede correlacionar directamente con los niveles de atención de un adolescente.
Hernández et al. (2016)	Gesticulación facial	Procesamiento digital de imágenes Computación afectiva	El reconocimiento automatizado de las emociones se puede correlacionar directamente con los niveles de atención de un adolescente. La retroalimentación automática puede mejorar los niveles de atención del adolescente.
Saneiro (2015)	Gesticulación facial Movimientos corporales	Procesamiento digital de imágenes Movimiento de mouse	El reconocimiento automatizado de las emociones se puede correlacionar directamente con los niveles de atención de un adolescente. Aplicación de tareas que requieren procesos cognitivos como atención, memoria y razonamiento.
Campazzo et al. (2014)	Ondas cerebrales Ondas del corazón	Caracterización de cambios de señales Clasificación de ondas cerebrales y del corazón en emociones a través de sus variaciones de frecuencias	El reconocimiento automatizado de las emociones se puede correlacionar directamente con los niveles de atención de un adolescente.
Aballay et al. (2015)	Texto	E learning (Identificación de emociones a través de la forma de escribir un texto) Comparación con bases de datos léxicas : Word NET.	El reconocimiento automatizado de las emociones se puede correlacionar directamente con los niveles de atención de un adolescente.

En la tabla 2.2 se realiza una comparativa de los dispositivos, software, tiempo de muestreo y efectividad obtenidos de diversas fuentes y artículos científicos.

Tabla 2.2. *Tabla comparativa de variables fisiológicas, técnicas aplicadas e impacto en atención.*

Fuente	DISPOSITIVO EMPLEADO	SOFTWARE	TIEMPO DE MUESTREO	EFFECTIVIDAD
Marín (2014)	Web Cam Logitech C170 USB 2.0	Open CV Cmake	1 frame cada 64.93 milisegundos	Tasa de detección promedio: 84%
Domínguez (2015)	Auriculares forma diadema	Visual Studio C++	No especificado	Eficiencia de sonidos binaurales: 80%
Torres et al. (2016)	Bluetooth RFCOMM6 Diadema Mindwave	Matlab	Frecuencia de muestreo: 512Hz Tiempo por muestra	No especificado

analizada: 2 segundos				
Rojas et al. (2012)	Diadema EmotivEpoC	Labview 2010	No especificado	Eficiencia de escritura del 60% usando la BCI(BrainComputer Interface)
Campazzo et al. (2013)	Arduino Uno Casco de electrodos	JAVA C#	No especificado	No especificado
García et al. (2015)	Diadema EmotivEpoC	WEKA Wizard	2048 Hz 56 datos / imagen	Estancias correctamente clasificadas: 53.7879%
Hernández et al. (2016)	WEB CAM de PC utilizada para experimento (variable)	JAVA WEB PHP	No especificado	Precisión en el sistema de recomendación: 5.757%
Saneiro (2015)	WEB CAM de PC utilizada para la medición (variable)	Face Tracking SDK Kinect for Windows.	No especificado	No especificado
Campazzo et al. (2014)	Electroencefalograma Electrocardiograma Tarjeta de adquisición de datos prototipada Tablet Smartphone	Software prototipado	No especificado	No especificado
Aballay et al. (2015)	PC utilizada para la medición (variable)	Word NET Affect	No especificado	No especificado

## **2.4 TÉCNICAS DE RETROALIMENTACIÓN APLICADAS AL ESTADO DE ATENCIÓN DE LAS PERSONAS**

Una vez que el nivel de atención del usuario es conocido, es necesario ejercer alguna acción que proporcione alguna retroalimentación al usuario para estimular su concentración en la actividad o tarea que esté llevando a cabo.

La grafica en la figura 2.2 muestra los sistemas de retroalimentación más usados para estimular el estado de atención de las personas en general. En este análisis comparativo es ilustrado que los ambientes de aprendizaje visual son la herramienta más común en el área de las ciencias cognitivas.

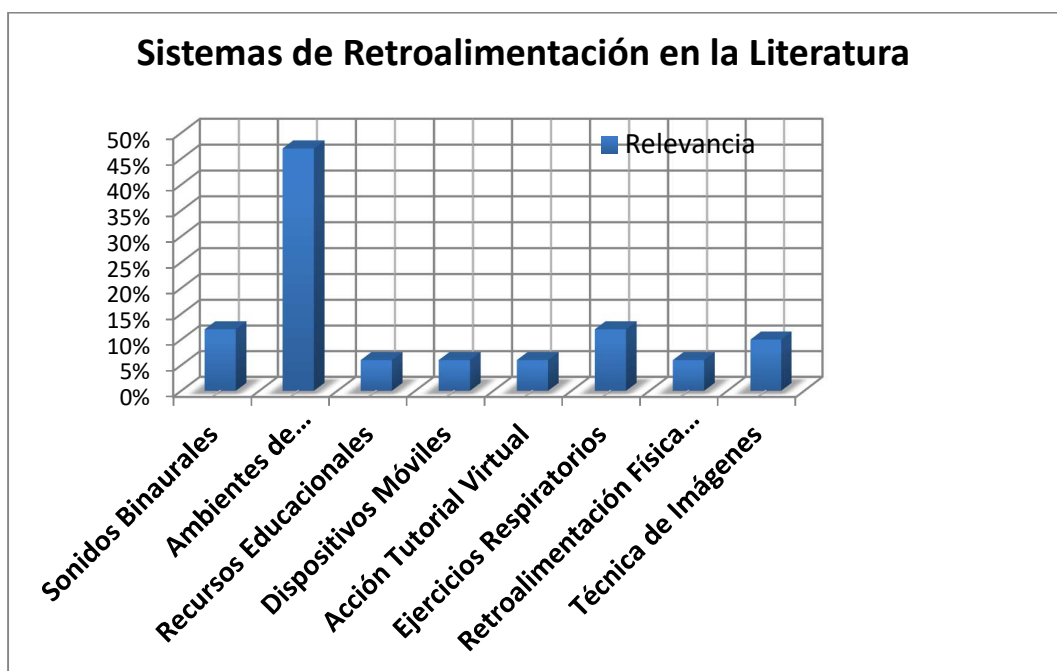


Figura 2.2. Relevancia de los métodos de retroalimentación relacionados con el nivel de atención en la literatura.

En la tabla 2.3 se muestra el aporte de cada uno de los artículos revisados con relación en el tema de investigación.

Tabla 2.3. *Tabla de aportes por artículo.*

Publicación	Tema	Aporte
Marín (2014)	Detección de emociones.	La técnica utilizada para detectar el estado emocional del usuario a partir de las expresiones faciales y validarlo.
Domínguez (2015)	Estímulo de emociones en el cerebro humano a través de sonidos binaurales.	Relación de los 4 diferentes tipos de ondas cerebrales con los estados mentales.
Torres et al. (2016)	Utilización del dispositivo MindWave	La adquisición de señales bioeléctricas por medio de un dispositivo de bajo costo MindWave
Rojas et al. (2012)	BrainComputer Interface	Aplicación del software NI LABVIEW con el lector de ondas cerebrales EmotivÉpoc
Campazzo et al. (2013)	Entornos virtuales de aprendizaje	Reconocimiento de emociones a través de señales cerebrales vinculadas con un entorno de aprendizaje.
García et al. (2015)	Análisis de ondas cerebrales	Aplicación de diferentes técnicas de minería de datos (discretización y análisis bayesianos) para el análisis de ondas cerebrales
Hernández et al. (2016)	Detección de sentimientos a través del análisis de imágenes para recomendar recursos educativos	La implementación de una técnica de computación afectiva por medio del procesamiento de imágenes
Saneiro (2015)	Reconocimiento y etiquetado de estados emocionales	Técnicas para reconocimiento de emociones a partir de variaciones fisiológicas mostradas por los usuarios

		(temperatura, presión sanguínea, tasa respiratoria movimientos corporales y respuesta galvánica de la piel)
Campazzo et al. (2014)	Entornos virtuales de aprendizaje	Retroalimentación de estados de ánimo de usuarios utilizando dispositivos móviles por medio del censado de parámetros biométricos
Aballay et al. (2015)	Detección de emociones	Una técnica de detección de emociones basada en la escritura del usuario
García et al. (2008)	Interacción de emociones con medios virtuales de aprendizaje	La inclusión de las emociones en entornos virtuales de interacción cooperativa.
Aymerich-franch (2012)	Ambientes de realidad virtual en el campo del aprendizaje	Análisis del potencial educativo de emplear la tecnología de la realidad virtual en la educación de personas con dificultades de aprendizaje.
Hernández (2015)	Método de enseñanza a distancia recibiendo una retroalimentación de emociones del usuario	Inclusión a los métodos de enseñanza afectiva y descripción de la afectividad como elemento transversal a todas las funciones y decisiones docentes.
Desney y Nijholt (2010)	La evolución de la interacción humano-computadora. Interacción en tiempo real	La interacción multi-modo (varios sensores que guardan información) para conocer acerca de nosotros, preferencias actividades a través de nuestro historial, esto permite al medio no solo ser reactivo si no proactivo, anticipando las necesidades actividades y preferencias del usuario.
Ravichandran y Huang (2009)	Estrategias de modificación de comportamiento en niños con TDAH.	Relación de la retroalimentación que se debe considerar en el sistema de medición de nivel de atención con los aspectos neuro-psicológicos del TDAH.
Anuradha et al. (2010)	Descripción de la técnica SVM (Support vector machines) utilizada para el diagnóstico de TDAH.	Descripción de tipos de dificultades que presentan las personas con TDAH, utilizadas para la identificación de problemas de atención.
Huh y Ackerman (2010)	La gestión de información personal (PIM)	Desafíos para las personas adultas con TDAH, su relación con la retroalimentación del sistema de lectura de nivel de atención.
Regan et al. (2013)	Bio-retroalimentación para niños con FASD (Fetal alcohol exposure)	Implementación de un sistema retroalimentado, por medio de juegos de interacción.
Pascual et al. (2014)	Técnica de Bio-retroalimentación para niños con TDAH, utilizando video juegos	Descripción de algunos ejemplos de instrumentos de validación para medir el nivel de atención en personas.
Beaton et al. (2014)	Técnica de selección de información de modo temporal y geográfico para ayuda didáctica a jóvenes con TDAH	Técnica de retroalimentación para aumentar el nivel de concentración en jóvenes
Sonne et al. (2016)	Tecnologías de asistencia para personas con TDAH	Técnicas tecnológicas para la implementación de un sistema retroalimentado
Sonne y Jensen (2016b)	Bio-retroalimentación con ejercicios de respiración Chillfish	Técnica de retroalimentación para aumentar el nivel de concentración en niños a través de ejercicios de respiración
Sonne y Jensen (2016a)	Bio-retroalimentación con ejercicios de respiración Chillfish para relajar al usuario	Técnica de retroalimentación para aumentar el nivel de concentración en niños a través de ejercicios de respiración

Asiry et al. (2015)	Diseño de una interfaz para estimular visualmente al usuario con TDAH.	La técnica de censar la variable ocular del usuario para determinar su estado de atención.
Divia (2016)	Aplicación en un reloj inteligente para personas con TDAH.	Dispositivo tipo reloj no invasivo para adquirir variables fisiológicas del usuario.
Zuckerman et al. (2016)	Desarrollo de una nueva tecnología de asistencia en forma de robot.	Contraste entre la retroalimentación por interfaz en una pantalla y la retroalimentación física por un robot.
Kang et al. (2007)	Utilización de imágenes en la instrucción matemática para mejorar la atención en estudiantes de primaria.	Técnica de uso de imágenes para retroalimentar a usuarios en edad primaria y mejorar su nivel de aprendizaje en matemáticas.
McLaren y Antle (2017)	Presentación de teorías para evaluar la concentración que estimulan el ruido blanco y el sonido binaural en los usuarios.	Técnica de neuro-retroalimentación por medio de sonidos binaurales y ruido blanco.
Weisberg et al. (2014)	Implementación de un TangiPlan con la rutina matutina del usuario en una interfaz visual y tangible.	Técnica de retroalimentación a través de una interfaz visual y tangible, organizando la rutina de un usuario.
Bandodkar y Wang (2014)	Descripción de sensores electroquímicos, no-invasivos.	Aplicación de sensores portátiles para la adquisición de variables biométricas del usuario.
Maimó et al. (2017)	Evaluación de la trayectoria del movimiento de la cabeza para seleccionar un objetivo.	Técnica de obtención y aplicación de una nueva variable fisiológica dependiente del movimiento de la cabeza del usuario.
Alvarez et al. (2017)	Evaluación de los objetos de aprendizaje a través de la información proporcionada por las fijaciones visuales.	Obtención de una nueva variable fisiológica a partir de las orientaciones visuales.
Horii et al. (2017)	Un modelo de estimación de emociones basado en la energía en una interacción humano-robot.	Técnica utilizada para estimar las emociones del usuario basado en sensores que miden su energía.
Girouard (2009)	Utilización de interfaces pasivas cerebro-computadora	Técnica de recolección de datos a través de un canal de información al sistema.
Perakakis y Potamianos (2013)	Herramienta de evaluación de una interfaz que mide métricas efectivas como la frustración, el compromiso y la emoción y las expresiones faciales.	Utilización de dispositivo Emotiv EPOC neuro- headset en la evaluación de estados de ánimo en usuarios.
Pinto y Ferreira (2015)	Desarrollo de una interfaz cerebro-computadora para rehabilitación del movimiento en personas	Plataforma de adquisición y procesamiento utilizando el dispositivo comercial EmotivÉpoc.
Guin y Baishya (2013)	Implementación de una silla de ruedas controlada por el cerebro.	Técnica de procesamiento de señales cerebrales para generar una retroalimentación automatizada para controlar una silla de ruedas.
Eadi y Steele (2017)	Técnica para medir los niveles de glucosa en la sangre de forma no invasiva.	Tipos de sensores no invasivos para monitorear el nivel glucosa en la sangre del usuario

Blank y Sinclair (2011)	Medición de temperatura interna no invasiva y de largo plazo	Incorporación de una nueva variable fisiológica denominada temperatura central y tipo de sensor no invasivo utilizado
Avila et al. (2015)	Sensor óptico no invasivo para la detección de gestos con las manos	La técnica utilizada para la adquisición y de datos a través de sensores que usan la luz en el espectro invisible para detectar cambios de movimiento en los tejidos y músculos.

---

### ***2.5 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO***

Después de realizar un análisis sobre el estado del arte de las variables involucradas para medir el nivel de atención en las personas, se detectó que existen pocos sistemas que involucren a la postura corporal como variable relacionada con la atención de las personas. Esto significa un área de oportunidad para realizar aportes novedosos a este campo del conocimiento.

Por otra parte la mayoría de los sistemas existentes carecen de una retroalimentación visual o auditiva hacia el usuario en tiempo real. La mayoría de sistemas utiliza las ondas cerebrales como variable cuantificable para medir la atención o algún otro estado cognitivo de las personas, además también emplean la actitud facial como variable para reconocer estados emocionales y cognitivos.

La tendencia se encuentra sobre los sistemas no invasivos, los cuales actualmente se denominan “wearables”, estos sistemas se pueden portar como cualquier artículo o prenda de uso cotidiano, lo que provoca una respuesta natural del usuario.

# CAPÍTULO

## 3 SISTEMAS DE IDENTIFICACIÓN DEL NIVEL DE ATENCIÓN EN PERSONAS

Algunos autores como García et al. (2015) y Girouard (2009) afirman que:

La interacción humano computadora (HCI por sus siglas en inglés), es el estudio de la relación que existe entre los usuarios humanos y los sistemas de cómputo para realizar diversas tareas. El propósito de la interacción humano computadora es entender los procesos, capacidades y predilecciones que pueden asociarse a las actividades que desempeñan los usuarios, involucrar entendimiento y conocimiento de cosas como la memoria, visión, cognición, oído, tacto y habilidades motrices.

### 3.1 *LA INTERFAZ HUMANO COMPUTADORA*

Uno de los elementos de la HCI es el espacio virtual, entendido como lugar preferido, evitado, agradable o repugnado, no solo como contenedor de procesos y conexiones informacionales a escala planetaria, actúa como mediador en muchos de los procesos sociales y personales, emocionales, que acontecen en el discurrir diario de una persona que ocupa parte de su tiempo en la red. García et al. (2008) afirman que “La dimensión social, cultural, personal —afectiva y emotiva, comunicativa y significativa—, se combina en el espacio transformándolo en lugar, pues aporta el referente territorial y de pertenencia que todo sujeto demanda de cara a la formación de su identidad”.

Aymerich-franch (2012) mencionan que los ambientes virtuales son espacios generados artificialmente que simulan un entorno con apariencia de realidad —realista o no— en el que el usuario puede interactuar. Una de las características más definitorias de estos ambientes es que otorgan al usuario la sensación de estar presente en el espacio virtual.

Los avances recientes en las tecnologías generadoras de estos espacios hacen posible pensar en aplicaciones prácticas más allá del ocio. Así, se han explorado sus posibilidades para fines terapéuticos, como la rehabilitación o el tratamiento de fobias, de entrenamiento militar y simulacro de situaciones extremas, empresariales, para favorecer la colaboración, el intercambio de ideas y el trabajo en equipo o, como también es objeto de este artículo, educativas y de aprendizaje. (p.184)

### **La relación entre estados de ánimo y nivel de atención**

Campazzo et al. (2013) afirman que “Las emociones condicionan la interpretación de los mensajes que recibimos y el proceso de enseñanza-aprendizaje y desarrollo, tanto en la comunicación presencial como a través de las redes de datos (entornos virtuales de aprendizaje o redes sociales)” (p.974).

El rol del reconocimiento automático de emociones está creciendo de forma continua actualmente. Esto se debe a que se ha aceptado la importancia que tiene la reacción a los estados afectivos del usuario en la interacción persona-computador.

A medida que los computadoras se vuelven más y más sofisticadas, ya sea a nivel profesional o social, se vuelve más importante que estas sean capaces de interactuar de forma natural, o sea, de forma similar a como se interactúa con otros agentes humanos. La característica más importante de la interacción humana que garantiza que el proceso se haga de forma natural, es el proceso por el cual podemos inferir el estado emocional de otros. Esto permite ajustar los patrones de comportamiento y respuestas, optimizando el proceso interactivo humano-computador (Marín, 2014).

### **Las interfaces afectivas**

Algunos autores dentro de la literatura definen las interfaces afectivas, tal es el caso de Hernández et al. (2016), en donde mencionan al respecto lo siguiente:

Los sentimientos son el resultado de las emociones y representan un estado de ánimo afectivo el cual se presenta en una persona. Las emociones son expresiones psicofisiológicas, biológicas y de estados mentales, también se pueden definir como adaptaciones del individuo a estímulos provocados por el entorno. Se ha demostrado que las emociones afectan en la mayoría de las actividades humanas entre las cuales están la creatividad, la toma de decisiones y la comunicación.

En el abstract de Aballay et al. (2015) argumentan que:

Las interfaces afectivas se están desarrollando para diferentes dominios, incluyendo los entornos de eLearning. La detección de emoción en el texto pretende inferir las emociones en el escritor. En un entorno virtual de aprendizaje, donde no existe el contacto con los alumnos para detectar sus emociones, el único medio para tratar de percibir las es desde el texto que se ingresa.

### El modelo e-Learning

En Aymerich-franch (2012) describen las características de este modelo de la siguiente manera:

La educación a distancia o virtual mediada tecnológicamente, bautizada como eLearning, ha contribuido ampliamente a agilizar las comunicaciones, expandir las capacidades de usar la información y superar obstáculos espacio-temporales en el ámbito educativo. El e-Learning puede interpretarse como un primer eslabón de las opciones y aplicaciones que la mediación tecnológica ofrece al campo del aprendizaje. No obstante, la realidad virtual va mucho más allá y ofrece un abanico de posibilidades mucho más amplio para el campo del aprendizaje que merecen ser consideradas seriamente para su implantación en la sociedad de forma generalizada. La implementación de este tipo de tecnologías en la educación podría utilizarse o bien como complemento formativo de la enseñanza tradicional a varios niveles, o bien como herramienta principal de aprendizaje en casos que impiden un seguimiento tradicional, ya sea por algún tipo de enfermedad, trastorno, discapacidad o por distancia.

Existe una variante del modelo eLearning conocido como “eLearning afectivo”, Hernández (2015) lo describe de esta forma:

El análisis de los flujos emocionales en la enseñanza a distancia en entornos virtuales ha sido escasamente estudiado hasta la fecha. El modelo de eLearning afectivo ha ido surgiendo tras un decenio de investigaciones e innovaciones realizadas en el seno del Grupo Internacional de Investigación Tecnología Educativa e Investigación Social (TEIS), coordinado por la Universidad de Granada. En el mismo, los desarrollos emocionales y afectivos se consideran claves como catalizadores de los procesos de aprendizaje, para desde la mejora de la atención, la memoria y la toma flexible de decisiones, resolver problemas y mejorar la eficiencia y el rigor para decidir ante situaciones concretas.

Los enfoques propios de la Psicología Positiva que fundamenta el modelo eLearning afectivo, permite que las conductas afectivas de los diferentes actores produzcan un estado generalizado de bienestar sostenido por la consecución de un permanente estado de flujo. Entendiendo que el flujo es “un estado subjetivo que las personas experimentan cuando están completamente involucradas en algo hasta el extremo de olvidarse del tiempo, la fatiga y de todo lo demás, excepto de la actividad en sí misma”. En este loable propósito colectivo juega un papel destacado el ejercicio de una acción tutorial generadora de emociones y sentimientos positivos que motiven al alumnado a resolver las dificultades y a superar los momentos de desánimo. Dicha tutoría incide en el cumplimiento de la función adaptativa, las cuales producen los estados de ánimo y las emociones positivas; reforzando así su capacidad de resiliencia y aumentando su nivel de atención.

### 3.2 LAS ONDAS CEREBRALES COMO VARIABLE FISIOLÓGICA

Las ondas cerebrales son una variable fisiológica estudiada actualmente por su conexión con los procesos cognitivos del ser humano, en la literatura se reflejan algunos avances en su estudio, por mencionar algunos en Desney y Nijholt (2010) se afirma que:

Los avances en neurociencia cognitiva y las tecnologías de análisis de imágenes cerebrales han comenzado a proporcionarnos la capacidad de interactuar directamente con el cerebro humano. Esta capacidad es posible a través del uso de sensores que pueden monitorear algunos de los procesos físicos que ocurren dentro del cerebro que se corresponden con ciertas formas de pensamiento. Los investigadores han utilizado estas tecnologías para construir interfaces cerebro-computadora (BCI), sistemas de comunicación que no dependen de la salida normal del cerebro de los dispositivos y dispositivos periféricos. En estos sistemas, los usuarios manipulan explícitamente su actividad cerebral en lugar de usar movimientos motrices para producir señales que pueden usarse para controlar computadoras o dispositivos de comunicación.

Los investigadores de Interacción Humano-Computadora (HCI) exploran las posibilidades que permiten a las computadoras utilizar tantos canales sensoriales como sea posible. Además, los investigadores han comenzado a considerar formas implícitas de entrada, es decir, información que no se realiza explícitamente para dirigir una computadora para hacer algo. Ellos intentan inferir información sobre el estado, el nivel de atención e intención del usuario observando su fisiología, comportamiento o el entorno en el que operan. Al usar esta información, los sistemas pueden adaptarse dinámicamente para ayudar al usuario en la tarea que tiene entre manos. Los BCI ahora son lo suficientemente maduros como para que los investigadores de HCI los agreguen a su cinturón de herramientas al diseñar nuevas técnicas de entrada.

En la actualidad se están introduciendo sensores menos tradicionales en el campo de interacción humano-computadora. El objetivo es reunir la mayor cantidad de información posible del socio de interacción humana y el contexto, incluido el historial de interacción, que se puede detectar, interpretar y almacenar. Esta información hace posible que el entorno mejore su rendimiento al apoyar a sus usuarios o habitantes en sus actividades diarias. Esta información proporciona información sobre el estado afectivo y cognitivo del usuario y nos ayuda a comprender las emisiones y actividades del usuario. Se puede usar para proporcionar comentarios apropiados o para adaptar la interfaz al usuario.

En algunos otros trabajos se hace mención de las interfaces cerebro-computadora como en Guin y Baishya (2013) donde relata que: “Las interfaces cerebro-computadora (BCI) no dependen de la actividad muscular y, por lo tanto, pueden proporcionar comunicación y control a las personas con trastornos neuromusculares devastadores como la esclerosis lateral amiotrófica, el derrame cerebral, la parálisis cerebral y la lesión de la médula espinal”.

### Clasificación de las ondas cerebrales

Según Torres et al. (2016) Las señales obtenidas a través de un EEG, se pueden descomponer en 5 ondas con diferentes características, según se describe en:

**Delta:** Estas ondas van de 0,5 a 4 Hz. Son las ondas más lentas y están presentes mientras una persona duerme. La producción de estas ondas en el estado de vigilia, se relaciona con los defectos físicos en el cerebro. El movimiento físico puede causar ondas delta artificial, pero con un análisis instantáneo, solo por observación de los registros EEG primarios esto puede ser verificado o descartado.

**Theta:** Fluctúa entre 4 y 7,5 Hz, están vinculados a la ineficiencia y el soñar despierto. Además suelen relacionarse con el acceso a material inconsciente del cerebro y estados de profunda meditación. Las ondas de frecuencias más bajas de theta representan la delgada línea entre estar despierto o en estado de sueño. Theta surge de la tensión emocional, especialmente de la frustración o la decepción. Los altos niveles de theta se consideran anormales en los adultos, y además se las relaciona con el trastorno por déficit de atención con hiperactividad.

**Alfa:** Oscilan de 8 a 13 Hz, son más lentas y asociadas con la relajación y desconexión. Pensar en algo pacífico con los ojos cerrados da un aumento de la actividad alfa. De alguna manera, las ondas alfa indican un estado relajado de conciencia, sin atención o concentración.

**Beta:** Están en la gama de frecuencias de entre 14 y 26 Hz, pero a menudo se las divide en beta bajo y beta alto para conseguir un análisis más específico. Las ondas son pequeñas y rápidas, asociadas con la concentración enfocada. Cuando se resiste o suprime el movimiento, o al resolver una tarea matemática existe un aumento de la actividad de las ondas beta. Un estado de pánico también puede provocar el incremento en el nivel de las ondas beta.

**Gamma:** Estas ondas están en el rango de frecuencias mayores a 30 Hz. Su amplitud es muy pequeña, y su ocurrencia es rara, por lo que se las relaciona con ciertas enfermedades del cerebro. Se cree que refleja el mecanismo de la conciencia. Las ondas beta y gamma juntas han sido asociadas con la atención, la percepción y la cognición (p.85).

### ***3.3 LA POSTURA CORPORAL COMO VARIABLE FISIOLÓGICA RELACIONADA CON EL NIVEL DE ATENCIÓN***

En este apartado se mencionan los principios y aspectos importantes de la postura corporal, ya que es la segunda variable fisiológica considerada para este trabajo, según Doberssan y Rodríguez (2004): “La postura corporal se define en función de los tres planos en el espacio, siendo esta ideal cuando refleja una simetría de los movimientos.

La pérdida de la verticalidad pasa por una adaptación de los diferentes segmentos corporales respecto a los tres planos del espacio”.

### **Fundamentación**

En Doberssan y Rodríguez (2004) mencionan las características de una actitud postural natural de la siguiente manera:

La actitud postural y las incurvaciones vertebrales resultantes deben concebirse no como un equilibrio mecánico, sino como un equilibrio neuromotor, ya que es la resultante de una infinidad de reflejos sensitivomotores integrados en una relación automática sumamente compleja, en los diversos niveles del neuroeje.

La actitud natural no es ni consciente ni voluntaria; es una forma de reacción ante un estímulo constante, la gravedad. La postura no es solamente un estado estable o una posición estable, sino una unidad de movimiento dinámica, en la cual los brazos de palanca y los ángulos articulares son armónicos y las articulaciones pueden desarrollar su efecto amortiguador. La postura es una forma fisiológica de utilizar el cuerpo.

La actitud postural representa el conjunto de posturas que adoptan todas las articulaciones del cuerpo en un momento determinado, y el alineamiento postural estático se define con relación a la posición de diversas articulaciones y segmentos corporales (p.10).

### **La postura erguida**

Otro de los aspectos importantes a considerar dentro del contexto de la postura corporal es la definición de “postura erguida”, en Doberssan y Rodríguez (2004) afirman que:

La postura fisiológicamente equilibrada presupone tanto una óptima distribución del peso alrededor del eje de gravedad como una correcta posición de la pelvis, así como de la cabeza y los hombros, con lo que el gasto de energía será el mínimo posible y se puede prescindir de la postura derecha forzosamente intencionada.

El mantenimiento de la actitud erecta o bípeda en el hombre requiere la presencia de numerosos elementos, algunos actuando pasiva y otros activamente. La actitud erecta requiere por definición una relación determinada de los distintos segmentos corporales, tronco y extremidades, entre sí y por otra parte, una relación determinada del cuerpo en su totalidad con respecto al espacio y al plano de sustentación (el suelo).

La actitud erecta depende en última instancia de una posición adecuada de las articulaciones del pie, rodilla, cadera, columna vertebral y occipitovertebrales.

### Centro de gravedad

El concepto de centro de gravedad del cuerpo es básico y necesario para analizar cualquier posición de reposo o movimiento. En Doberssan y Rodríguez (2004) lo definen de la siguiente manera:

Se trata de un punto situado en el centro exacto de la masa del cuerpo, su localización sufre pequeñas variaciones de acuerdo a la constitución corporal, además en un mismo sujeto se desplaza hacia arriba, hacia abajo y hacia los lados, según los cambios de posición de los segmentos orgánicos durante la actividad. Cualquier objeto se comporta como si toda su masa estuviese centrada en ese punto. En realidad el cuerpo humano está constituido, por varios segmentos móviles, cada uno de los cuales goza de su propio centro. Sin embargo, al evaluar la alineación de la postura erecta y considerando todo el cuerpo como conjunto, el centro de gravedad se ubica en el 55% de la estatura del sujeto, a partir del suelo, es decir ligeramente por delante de la segunda vértebra sacra.

A lo recién mencionado, sobre el centro de gravedad, el centro de gravedad del cuerpo se puede definir exactamente en terrenos físicos, pero a pesar de ello resulta algo abstracto. La cuestión es que no tiene absolutamente que ver con un punto fijo, si no que este centro se sitúa según la postura del cuerpo en cada momento.

### Mecanismos que intervienen en el mantenimiento y recuperación de la postura: “Reacciones posturales”

En la postura corporal intervienen diversos mecanismos para conseguir un equilibrio postural, a estas acciones se les denomina “reacciones posturales”, Doberssan y Rodríguez (2004) las definen de la siguiente manera:

El mantenimiento o recuperación de la postura normal se produce por medio de reacciones reflejas en las cuales participan receptores, vías nerviosas, centros nerviosos, reflejos miotáticos, actividad muscular tónica y fásica. Estas reacciones son: reacciones de sostén tónico-estáticas; reacciones de adaptación postural; reacciones de enderezamiento y reacciones de equilibrio o tónico- cinéticas.

Las reacciones de sostén tónico-estáticas se producen para mantener la postura normal. Incluyen reacciones reflejas locales (originadas por el mismo miembro) y segmentarias (reacciones cruzadas). Mantienen el cuerpo erguido en contra de la fuerza de gravedad. Al movilizar pasiva o activamente una articulación (de los dedos de los pies, tobillos, rodillas, caderas, intervertebrales u occipitovertebrales), los músculos se alargan estimulando los receptores que dan origen a reacciones que tienden a volver estas articulaciones a su posición adecuada.

Hay otras respuestas motoras que se originan ante la estimulación de receptores exteroceptivos como el estímulo de la planta del pie al estar en contacto con el suelo. Esta relación produce la reacción de apoyo positiva. La flexión dorsal del pie da origen al estiramiento de los músculos flexores de la planta del pie y tobillo. Así se estimulan

los receptores propioceptivos de los músculos estriados, lo que origina una contracción refleja de músculos extensores, flexores, abductores y aductores de toda la pierna, fijando las articulaciones y permitiendo la posición de pie.

También existe la reacción de apoyo negativo. Al levantar el pie del suelo, se relajan los músculos liberando las articulaciones para que el miembro pueda adoptar las posiciones más adecuadas para realizar cualquier movimiento.

Un ejemplo de reacción segmentaria es el reflejo de extensión cruzada en el que los estímulos provenientes de un miembro alteran el estado del miembro opuesto. Contribuye a mantener la postura, junto con la reacción de apoyo positivo.

Las reacciones de adaptación postural entran en juego cuando hay necesidad de modificar la postura frente a una situación determinada. Estas reacciones se producen por acción de los músculos del cuello sobre los del tronco y las extremidades, y por acción de los receptores estáticos del laberinto sobre los músculos del cuello y extremidades. Estas reacciones no modifican la postura sino que producen las reacciones necesarias para adaptarla a un fin determinado.

Las reacciones de enderezamiento entran en juego para recuperar la postura fundamental cuando ha sido alterada por diferentes causas. Tiene importancia prioritaria la posición de la cabeza en el espacio. La alteración de la misma estimula los receptores estáticos laberínticos y la variación de la cabeza con respecto al cuerpo. Estimula los músculos cervicales.

### 3.4 CÁLCULO DEL GRADO DE CORRELACIÓN ENTRE LAS VARIABLES FISIOLÓGICAS

Para poder conocer el nivel de atención de una persona es necesario contar con un factor de medición que indique el grado de correlación entre las 2 variables involucradas: ondas cerebrales y postura corporal. Es elegido el coeficiente de Pearson por su aplicación estadística para poder analizar la relación entre 2 variables, en GEO tutoriales (2015) se define de la siguiente manera:

El coeficiente de correlación de Pearson o “ $\rho$ ” es una prueba estadística que permite analizar la relación entre dos variables medidas en un nivel por intervalos o de razón, donde “ $\rho$ ” mide el grado de asociación lineal entre dos variables X e Y. La prueba en sí no considera a una como independiente y a otra como dependiente, ya que no se trata de una prueba que evalúa causalidad. El coeficiente “ $\rho$ ” de Pearson se estima de acuerdo a la ecuación 1:

$$\rho_{xy} = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{(\sqrt{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2})(\sqrt{n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2})} \quad \text{Ecuación 1}$$

Donde:

$y_i$  es el vector de características dependientes (Ondas cerebrales).

$x_i$  es el vector de características explicativas o independientes (Postura corporal).

$n$  es el número total de muestras.

$\rho_{xy}$  es el coeficiente de correlación de Pearson entre la variable “x” y la variable “y”.

El coeficiente  $\rho$  puede variar de -1 a 1, donde el signo indica la dirección de la correlación y el valor numérico, la magnitud de la correlación. En este contexto se resumen algunos criterios de interpretación:

- -1,00 = Correlación negativa perfecta
- -0,90 = Correlación negativa muy fuerte
- -0,75 = Correlación negativa considerable
- -0,50 = Correlación negativa media
- -0,10 = Correlación negativa débil
- 0,00 = No existe correlación lineal alguna entre las variables
- 0,10 = Correlación positiva débil
- 0,50 = Correlación positiva media
- 0,75 = Correlación positiva considerable
- 0,90 = Correlación positiva muy fuerte
- 1,00 = Correlación positiva perfecta

En la figura 3.1 se presentan algunos ejemplos de diagramas de dispersión con diferentes valores del coeficiente de correlación de Pearson (poblacional).

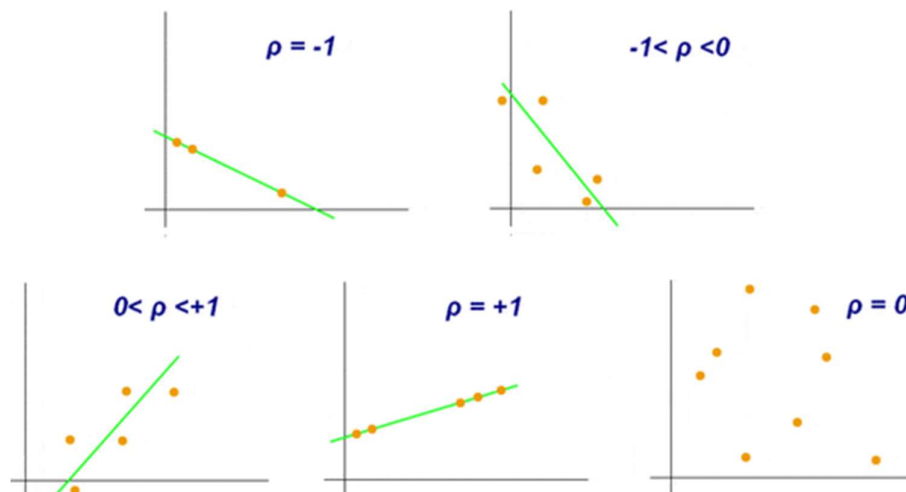


Figura 3.1. Ejemplos de diagramas de dispersión con diferentes valores del coeficiente de correlación de Pearson.

GEO tutoriales (2014). *Cómo se relaciona el Coeficiente de Correlación de Pearson ( $r$ ) y el Coeficiente de Determinación  $r$  Cuadrado ( $r^2$ )*. [Figura]. Recuperado de <https://bit.ly/30iuu5l>

Cuando el coeficiente  $\rho$  de Pearson se eleva al cuadrado, el resultado indica el porcentaje de la variación de una variable debido a la variación de la otra y viceversa. Es decir, el coeficiente de determinación,  $\rho$  al cuadrado o  $\rho^2$ , es la proporción de la variación en Y explicada por X. Puede adoptar cualquier valor entre 0 y 1, inclusive.

### 3.5 DISPOSITIVOS COMERCIALES PARA MEDIR NIVEL DE ATENCIÓN

Existen diversos dispositivos comerciales, actualmente, cuya función específica es determinar el nivel de atención de las personas, a través de una interfaz gráfica en la mayoría de los casos obteniendo la medición de una variable fisiológica. La variable fisiológica más utilizada para medir el nivel de atención en personas son las ondas cerebrales, estas son obtenidas a través de diademas con sensores algunos ejemplos son mencionados a continuación.

#### **MindWave**

Existen diversos dispositivos en forma de diadema que detectan las ondas cerebrales, para este trabajo se selecciona el dispositivo MindWave por su fácil manejo para realizar diversas pruebas, Torres et al. (2016) describe las características de este dispositivo de la siguiente forma:

El dispositivo MindWave, desarrollado por el fabricante Neurosky ([www.neurosky.com](http://www.neurosky.com)), permite la obtención de señales EEG a través de un interface tipo diadema que se coloca en la cabeza y se alimenta mediante una pila de 1,5 V tipo AAA. Utiliza un interface inalámbrico para comunicarse con el computador y adquiere las señales a través de bio-sensores pasivos conectados a un electrodo que hace contacto con la frente. Además, cuenta con un terminal de referencia se conecta con el lóbulo de la oreja. Esta característica se utiliza para determinar el origen de una señal. En los interfaces cerebro-computador, la localización de los electrodos permite obtener diferentes representaciones del EEG. El dispositivo MindWave dispone únicamente de un solo terminal colocado en la frente del sujeto, en lo que se conoce formalmente como zona pre-frontal. La Figura 2.2 muestra la forma en la que se utiliza el dispositivo.



Figura 3.2. Colocación correcta de la diadema Mindwave de Neurosky.

### Emotiv Eporc

Otro dispositivo comercial utilizado para la lectura de ondas cerebrales es el Emotiv Eporc cuya exploración electroencefalográfica (EEG) basa su funcionamiento en un conjunto de sensores ubicados estratégicamente en distintas áreas de la cabeza; esto con el fin de interpretar las frecuencias producidas para detectar los pensamientos, los sentimientos y las expresiones del usuario.

Las características de este dispositivo son descritas en varios trabajos Rojas et al. (2012), Perakakis y Potamianos (2013) & Pinto y Ferreira (2015) de la siguiente manera:

El dispositivo detecta las señales primarias emitidas en el cerebro, estos tipos de onda interpretados por el sistema EEG se han clasificado en las siguientes bandas de frecuencia: GAMMA superior a 30 (Hz) BETA (13-30 Hz), ALPHA (8-12 Hz), THETA (4-8 Hz) y DELTA (menor a 4 Hz).

El auricular se encarga de recibir, cifrar y enviar las señales a través del puerto de comunicación para su pos-procesamiento, valiéndose de un protocolo de abstracción lógica denominada Emo-Engine. Para acceder a los registros de las señales en el equipo se recurre a las herramientas SDK proporcionadas por Emotiv-Systems. Estas herramientas brindan altas prestaciones y son empleadas en el desarrollo de las aplicaciones. Dentro de estas herramientas se destaca el Emo-Key, que puede usarse para simular las señales de entrada que podrían presentarse en el auricular. Estas señales son tomadas por el Emo-Composer, el cual es un emulador encargado de enviar la información al Emo-Engine. Con ellas se puede simular pruebas de comportamiento del usuario al momento de usar la aplicación.

El Emotiv Epoc posee 3 Suites para la detección de las señales de entrada: Expressiv, que descifra las expresiones faciales; Affectiv, cuya descripción es el estado emocional del usuario, y Cognitiv, cuya interpretación se basa sobre el uso consciente de los pensamientos.

La Figura 2.3 muestra la forma en la que se utiliza el dispositivo.



Figura 3.3. Colocación correcta de la diadema Emotiv Epoc.

### ***3.6 INSTRUMENTOS DE VALIDACIÓN***

Para evaluar la validez de la intervención, se deben utilizar cuestionarios y escalas validadas. Estas técnicas de medición deben estar disponibles en el idioma de los participantes y deben medir los aspectos clave de la rehabilitación cognitiva. Por ejemplo, algunas se describen en Pascual et al. (2014) “para evaluar las mejoras de la atención en estudios longitudinales, se podrían utilizar las siguientes escalas y cuestionarios: Integrated Visual and Auditory Continuous Performance Test (IVA), Test of Variable Attention (TOVA), entre otros”.

### ***3.7 SISTEMAS ELECTRÓNICOS PARA LA RETROALIMENTACIÓN***

Actualmente se han desarrollado diversos tipos de sistemas utilizados para generar una retroalimentación al usuario, Zuckerman et al. (2016) los denomina TAC de la siguiente forma: “Los estudios relacionados con el aula mostraron que los factores ambientales, como la tecnología de asistencia cognitiva (TAC) y los sistemas de localización externa, pueden ayudar a las personas con discapacidades cognitivas”.

En Zuckerman et al. (2016) se muestran diversas aplicaciones de los sistemas de retroalimentación:

Un ejemplo es la batería del sistema de entrenamiento de atención. Este sistema de costo de respuesta generado electrónicamente se coloca en el escritorio de un estudiante y se maneja con un control remoto que se le da al maestro. Está diseñado para enviar comentarios con el fin de aumentar los niveles de atención relacionados con las tareas. Se encontró que este sistema era más efectivo en comparación con un programa preexistente de administración del aula que utilizaba el refuerzo de fichas, otro ejemplo es el Watchminder, un reloj de pulsera vibratorio. Este dispositivo de auto-monitorización tiene como objetivo aumentar el comportamiento en la tarea de los niños de escuela primaria. Los resultados de este estudio probaron ser efectivos para dos de cada tres participantes.

Horii et al. (2017) afirman que: “Los robots socialmente expresivos usan gestos y otras formas de comunicación no verbal para expresar estados internos y pueden usarse para proporcionar una expresión afectiva de información digital”. Mientras que en Zuckerman et al. (2016) definen rasgos la interacción humana computadora:

Las personas tienden a percibir los robots como actores sociales y les atribuyen rasgos similares a los humanos, incluidos los estados mentales. Esto puede contribuir al hecho de que las instrucciones provenientes de robots físicos son más confiables que las de los agentes en pantalla y que los robots pueden ser más persuasivos que los agentes en pantalla cuando se trata de decisiones en el mundo físico.

### **Objetos de aprendizaje**

Otros elementos importantes para la retroalimentación en el aprendizaje son los objetos de aprendizaje (LOs), Alvarez et al. (2017) los define así:

Los objetos de aprendizaje son recursos de información importantes que respaldan los métodos de aprendizaje tradicionales. Para evaluar el impacto, la efectividad y la utilidad de los objetos de aprendizaje, es necesaria una herramienta de evaluación teórica, confiable y válida. Una herramienta de evaluación propuesta en la literatura consiste en una métrica de entropía cruzada para comparar el diseño de LO que utiliza la información proporcionada por las fijaciones visuales medidas a partir de un pequeño grupo de enfoque.

### **Retroalimentación por sonidos binaurales**

Existen diferentes técnicas de retroalimentación aplicadas a las nuevas metodologías de enseñanza, Campazzo et al. (2014) afirman que:

La necesidad de actualización permanente de las prácticas educativas, la transferencia de conocimientos y la evolución tecnológica dinámica a las que nos enfrentamos con las

tecnologías de la información y comunicación en concordancia con las nuevas metodologías de enseñanza-aprendizaje, son aspectos fundamentales que aseguran el impacto de las acciones formativas futuras.

Una técnica de retroalimentación auditiva es a través de sonidos binaurales, Domínguez (2015) explica sus características de la siguiente manera:





El cerebro humano tiene cuatro tipos diferentes de ondas que todas están asociadas a estados mentales diferentes. Si la diferencia entre las dos ondas de sonido es inferior a 40 Hz se estimula el cerebro para sincronizar a uno de estos cinco estados cerebrales.

Por ejemplo: Si usted tiene dos ondas de audio, una a 340 Hz y otra a 344 Hz, la diferencia entre las ondas es de 4 Hz. Cuando el cerebro se sincroniza la información entre las dos ondas produce un estado de ondas Delta que oscila con una frecuencia de 4Hz. Usted se quedará durmiendo a los pocos minutos. Cuando se escuchan los sonidos binaurales se percibe como un batido en cada uno de los oídos. El efecto de batido en los sonidos binaurales, es el resultado de las dos ondas de sonido ligeramente diferente al ser oídas por separado por el oído izquierdo y derecho (con unos auriculares). De esta forma se fomenta la neurofisiología para generar un determinado patrón unificado de las ondas cerebrales.

Los sonidos binaurales pueden influir en el cerebro humano induciéndole a generar ondas cerebrales capaces de producir relajación, sueño, estados alterados de conciencia, sueños lúcidos, creatividad, eliminación del dolor y otros beneficios para la salud física o psíquica.

La sincronización de los hemisferios cerebrales ha evidenciado un impacto positivo en toda una variedad de estados emocionales, espirituales y mentales. Cada onda cerebral tiene una zona específica de repercusión como se muestra en la figura 2.4:

Tabla 3.1. Zonas de repercusión de las ondas cerebrales.

Tipo de Onda	Beta	Alpha	Theta	Delta
Rango de Frecuencia	12 – 40Hz	8 – 12Hz	4 – 8Hz	0 – 4Hz
Tipo de Onda				
Estado Cognitivo Relacionado	Activo, pensamiento ansioso y concentración activa	Relajación, estimulación del sistema inmune, hipnosis	Sueño ligero, meditación profunda, visualización creativa	Sueño profundo sin sueños, retención de memoria, curación

Al elegir los patrones específicos de ritmo binaural puede modificar su experiencia y sus sentimientos como mejor le parezca, e incluso reproducir los ciclos naturales en el cerebro humano (como el sueño o la concentración). Los Sonidos binaurales son perfectos para aumentar la experiencia en el día a día, mejora el estado de alerta y la concentración en un extremo, o el aumento de la relajación y el sueño por el otro.

No solamente hacemos sonidos usando los 4 estados de percepción mostrados en la tabla de arriba, también nuestros sonidos incluyen frecuencias que están muy por encima de los 40Hz.

Para tratar de aliviar el dolor, la ansiedad. Así como otros problemas muy frecuentes en nuestros días, nosotros usamos frecuencias que llegan a veces hasta los 10.000 Hz. (En estos casos ya no estamos hablando de frecuencias binaurales).

Son muy frecuentes los sonidos en los que se usan las frecuencias de 727Hz, 880, 900, 1830, 2350, 5000 Hz... Y todo un rango de frecuencias dependiendo del problema a resolver.

Existen desafíos importantes sobre la técnica de neuro-feedback McLaren y Antle (2017) afirma que:

Los niños son más propensos a sufrir desafíos de atención que cualquier otro problema de salud mental. Los estudios sugieren que los tratamientos de neuro-retroalimentación pueden ser útiles para ayudar a estos niños a aprender a autorregularse. La aplicación de tratamientos de neuro-retroalimentación en el mundo real, la configuración de la escuela plantea un desafío, sin embargo, ya que estos entornos suelen ser ruidosos y llenos de distracciones. La adición de audio ambiental a los sistemas de neuro-feedback puede ayudar a reducir estas interrupciones. Además, la investigación sugiere que ciertos tratamientos auditivos, como los latidos binaurales y el ruido blanco, pueden mejorar el enfoque de los niños y ayudar a recordar la memoria.

### 3.8 *SENSORES NO INVASIVOS*

Existe una gran variedad de sensores actualmente. Cada vez los sensores son más compactos para evitar en lo posible ser invasivos para el usuario, Bandodkar y Wang (2014) describe diferentes tipos de sensores portátiles de la siguiente manera:

Los sensores portátiles han cosechado considerable interés reciente debido a su tremenda promesa para una gran cantidad de aplicaciones. Sin embargo, la ausencia de sensores químicos no invasivos confiables ha obstaculizado en gran medida el progreso en el área de la detección en el cuerpo. Los sensores electroquímicos ofrecen una gran promesa como sensores químicos portátiles que son adecuados para diversas aplicaciones debido a su alto rendimiento, miniaturización inherente y bajo costo. Se ha desarrollado una amplia gama de sensores y bio-sensores electroquímicos portátiles para la monitorización no invasiva en tiempo real de electrolitos y metabolitos en el sudor, las lágrimas o la saliva como indicadores del estado de salud del usuario.

Otro tipo de sensores para medir glucosa en sangre se muestran en Eadi y Steele (2017), donde afirman que:

Además los enfoques para medir los niveles de glucosa en sangre usando técnicas no invasivas también conocidas como monitoreo no invasivo de glucosa y técnicas mínimamente invasivas de monitoreo de glucosa pueden ayudar a respaldar una medición más fácil y frecuente de los niveles de glucosa en sangre y también a respaldar la monitorización continua de glucosa.

Por otra parte, Blank y Sinclair (2011) afirman que:

El monitoreo a largo plazo y no invasivo de la temperatura central sería valioso tanto para la comprensión de las respuestas de regulación infrahumanas a diferentes fármacos y condiciones como para el potencial de desarrollar herramientas para la detección temprana de enfermedades. Aunque los posibles beneficios de un sistema de control de temperatura central no invasivo son enormes, los desafíos asociados con la construcción de un dispositivo robusto y preciso solo han logrado éxitos limitados.

“Existe un nuevo tipo de tecnología de detección para el reconocimiento de gestos con las manos y los dedos que utiliza la luz en el espectro invisible para detectar cambios en la posición y la forma de los tejidos corporales, como los tendones y los músculos” (Avila et al., 2015).

### ***3.9 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO***

En este capítulo se presentaron los fundamentos de la investigación desde los inicios de la Interacción Humano-Computadora, hasta el desarrollo de sensores no invasivos para estimular una respuesta natural de los usuarios de los dispositivos de interacción.

Una parte fundamental de este capítulo es destinada a describir las características y contexto de las 2 variables fisiológicas involucradas en este trabajo: ondas cerebrales y postura corporal.

# CAPÍTULO

## 4 DISEÑO DEL SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS

El desarrollo de las pruebas experimentales se divide por etapas de forma progresiva:

En la **1º Etapa** se muestra el desarrollo de un sistema para medir el nivel de atención utilizando el dispositivo MindWave y su primer aplicación en un experimento a estudiantes de ingeniería para determinar si el dispositivo “mouse” es un agente distractor.

En la **2º Etapa** se muestra el desarrollo y análisis comparativo de sistemas de adquisición de datos utilizando tres dispositivos comerciales distintos: MindWave, Emotiv Epoc y Muse.

En la **3º Etapa** se describe el desarrollo de la adquisición de los valores de los ángulos que describen la postura corporal del usuario.

En la **4º Etapa** se ilustra el desarrollo de un experimento aplicado a niños con diagnóstico de TDAH, aplicando un test cuyo objetivo es estimular la atención y al mismo tiempo realizando la toma de muestras de las dos variables consideradas: ondas cerebrales y postura corporal.

En la **5º Etapa** se plantea el procedimiento matemático para realizar el análisis sobre las muestras recogidas del experimento llevado a cabo en la etapa 4.

En la **6º Etapa** se desarrolla el análisis matemático extrayendo 11 características estadísticas de las muestras de las ondas cerebrales y la postura corporal. En este análisis se realizan 14 combinaciones y se prueba el desempeño de 3 modelos matemáticos en cada una de ellas.

### 4.1 SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS UTILIZANDO EL DISPOSITIVO MINDWAVE

El desarrollo del sistema de adquisición de datos inicialmente solo considera las ondas cerebrales como única variable de medición, posteriormente se incluye la segunda variable que es la postura corporal, este sistema utiliza el principio de control conocido como: Lazo cerrado. Esta técnica se basa en una retroalimentación aproximada de tiempo real.

La figura 4.1 ilustra el diagrama de los elementos del sistema de reconocimiento de nivel de atención utilizando la técnica de control en lazo cerrado.

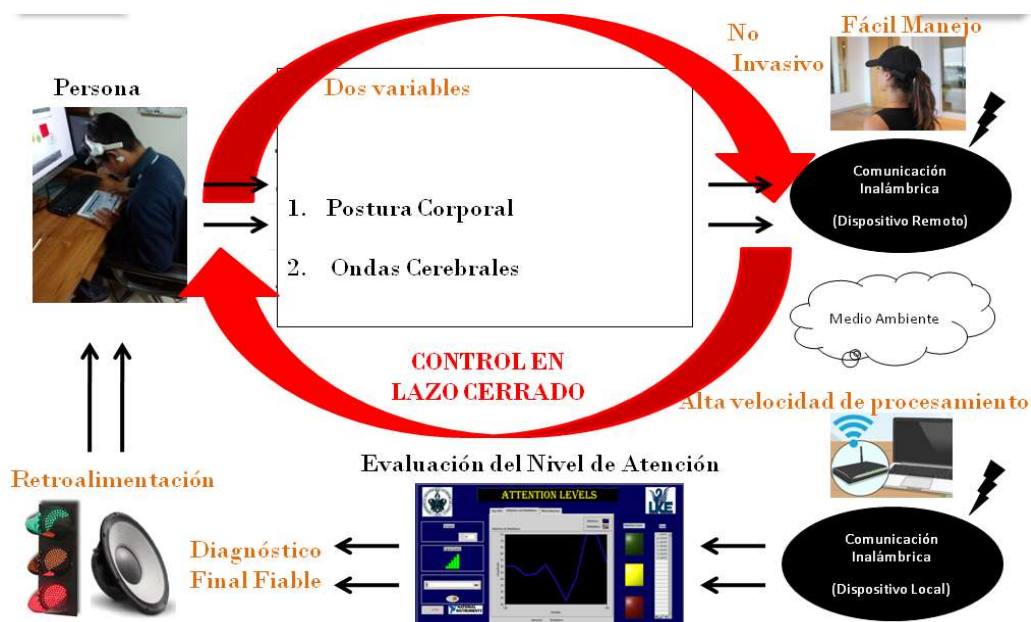


Figura 4.1. Sistema de identificación de nivel de atención en personas.

Se realizaron pruebas experimentales utilizando el dispositivo comercial MindWave de la compañía Neurosky, para detectar el nivel de atención en estudiantes de primer semestre de la licenciatura de computación de la BUAP. Se utilizó una muestra de 22 estudiantes cuyas edades se encuentran entre los 17 a 22 años. Se seleccionó esta muestra debido a que todos son estudiantes de ingeniería computacional y presentan características comunes.

La prueba consistió en un test para identificar colores, el cual fue obtenido de los demos de la compañía Brain HQ (<https://www.brainhq.com/why-brainhq/about-the-brainhq-exercises/attention>), cuya interfaz se ilustra en la figura 4.2. Este test fue elegido debido a que es una prueba diseñada con el objetivo de inducir la atención del usuario.

Para obtener los datos de las señales cerebrales se implemento una interfaz grafica, utilizando el software LABVIEW cuyas ventajas radican en su forma de programación gráfica y la posibilidad de mostrar una interfaz de usuario, en cuanto a su mayor desventaja es la imposibilidad de generar gráficos interactivos. En la figura 4.3 se ilustra la interfaz grafica donde puede observar el comportamiento de las señales cerebrales, un semáforo como retroalimentación, un vector donde se almacenan los datos muestreados y la variación del nivel de atención del usuario.

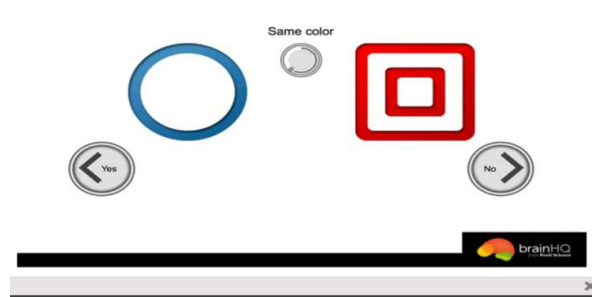


Figura 4.2. Interfaz del test “same color” de la compañía Brain HQ.



Figura 4.3. Interfaz grafica implementada en LABVIEW.

La prueba se realizó en dos modalidades: con tablet y con computadora de escritorio. El desarrollo práctico se muestra en la figura 4.3.



Figura 4.4. Desarrollo practico de la prueba experimental.

## 4.2 COMPARATIVA DE SISTEMAS DE ADQUISICIÓN DE DATOS UTILIZANDO DIADEMAS: MINDWAVE, EMOTIV Y MUSE

Existen diferentes tipos de BCI, que tienen características particulares en su diseño. En la Tabla 4.1 se describen algunas características técnicas importantes de 8 dispositivos BCI diferentes, características tales como número y tipo de sensores, precio o la opción de un kit de desarrollo de software (SDK).

Tabla 4.1. *Tabla comparativa de las interfaces Humano-Computadora comerciales.*

Dispositivo	Precio (Dolares)	Electrodos	Estados Mentales	SDK	Lanzado	Fabricante	Interfaz
iFocusBand	\$500	1	8	SI	2014	iFocus Band	Bluetooth
MindWave	\$99.9	1	2	SI	2011	NeuroSky	Bluetooth
Mindflex	\$50	1	1	NO	2009	Mattel	
Emotiv EPOC	\$399	14	3	SI	2009	EmotivSystems	Bluetooth
StarWarsForceTrainer	\$45	1	1	NO	2009	Uncle Milton	
MindSet	\$199	1	2	SI	2007	Neurosky	Bluetooth
Muse	\$299	4	5	SI	2014	InteraXon	
OpenBCIGanglionBoard	\$99	4	3	SI	2015	Open BCI	Bluetooth

En las pruebas iniciales se utilizó únicamente el sensor cerebral MindWave de la compañía Neurosky, como continuación del trabajo se requiere validar el uso de otros dispositivos comerciales para poder comparar su desempeño.

Por este motivo se implementaron 3 monitores de atención utilizando las tres diademas comerciales con mayor número de menciones en la literatura: Neurosky, Muse y Emotiv Eloc. En un principio se explora el SDK de cada fabricante y posteriormente se implementa un sistema de transmisión y recepción de información para obtener los datos leídos por los sensores, enviándolos a una interfaz propia para ser procesados de forma libre.

En primer lugar se analizó la diadema MindWave del fabricante Neurosky. Dentro del SDK de este fabricante se encuentra la aplicación “Blink” la cual consiste en medir la fuerza del parpadeo del ojo del usuario mediante sus ondas cerebrales y su aplicación se ilustra en la figura 4.5.

Posteriormente se analizó la diadema Muse del fabricante Interaxon. Dentro del SDK de este fabricante se encuentra las aplicaciones: “Muse IO (Input/Output)” cuyo funcionamiento consiste en generar un puerto virtual para la transferencia y recepción de los datos adquiridos por el sensor cerebral Muse (figura 4.6) y “MuseLAB” la cual es una pantalla donde se visualizan las señales de las ondas cerebrales deseadas por el usuario y su aplicación se ilustra en la figura 4.7.

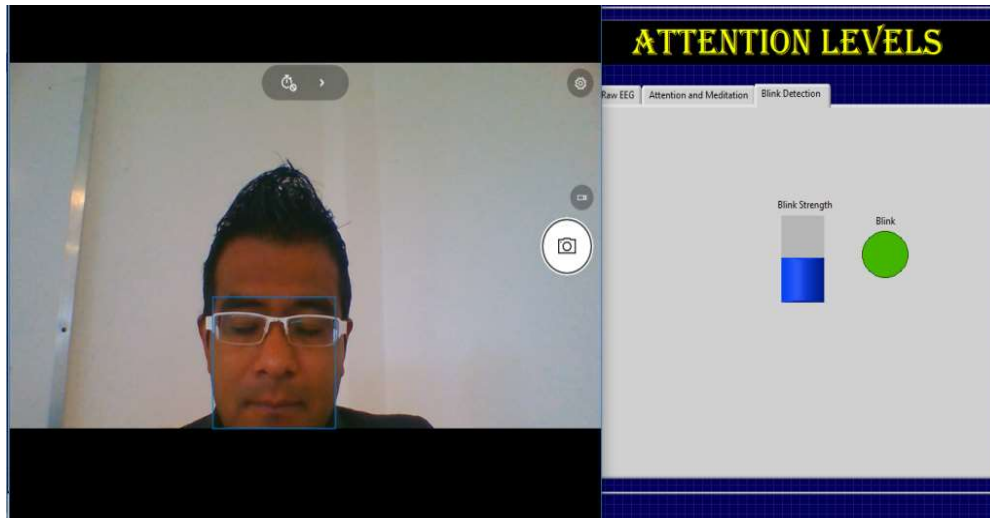


Figura 4.5. SDK de reconocimiento de parpadeo.

```

===== Muse Status =====
Muse Hardware:      21.0.0
Muse Firmware:     7.8.0
Muse Firmware type: Consumer
Muse Bootloader:   7.2.10
Build No:          56
BT Mac Address:    0006667C4E10
BT Firmware:       Ver 5.45 IAP 10
Serial:            1210-WNDA-4E10
Preset:            14
Filters Enabled:   true
- Notch Frequency: 60Hz
Accelerometer Enabled: true
EEG Sample Frequency: 3520Hz
EEG Output Frequency: 220Hz
EEG Samples Bitwidth: 10
EEG Channel Count: 4
EEG Channel Layout: TP9 FP1 FP2 TP10
Downsampling:     16
Output Mode:      SEROUT_COMPRESS
=====

bits/second: 4678      receiving at: 220.00Hz      dropped samples: 0
OSC error 10061: No osc.tcp:///[host]:[port] end-point to connect to!
TCP connection failure. Please start a listening process.
    
```

Figura 4.6. SDK Muse IO (Input/Output).

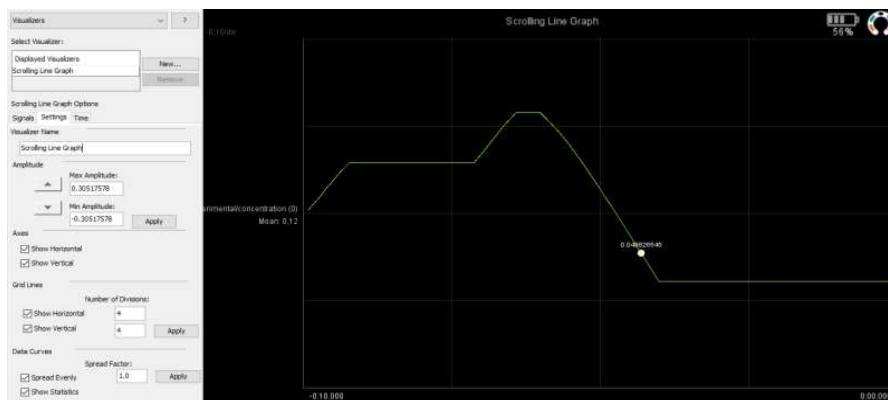


Figura 4.7. SDK MuseLAB (Visualizador de señales).

Finalmente se analizó la diadema Emotiv Epoc del fabricante Emotiv Systems. Dentro del SDK de este fabricante se encuentra las aplicaciones: “Emotiv Xavier Control Panel” cuyo funcionamiento consiste en monitorear la colocación de los sensores del sensor cerebral Emotiv Epoc en el cuero cabelludo del usuario (figura 4.8) y “Emobot” la cual es una representación en forma de avatar utilizada para el reconocimiento de gestos faciales y su aplicación se ilustra en la figura 4.9.

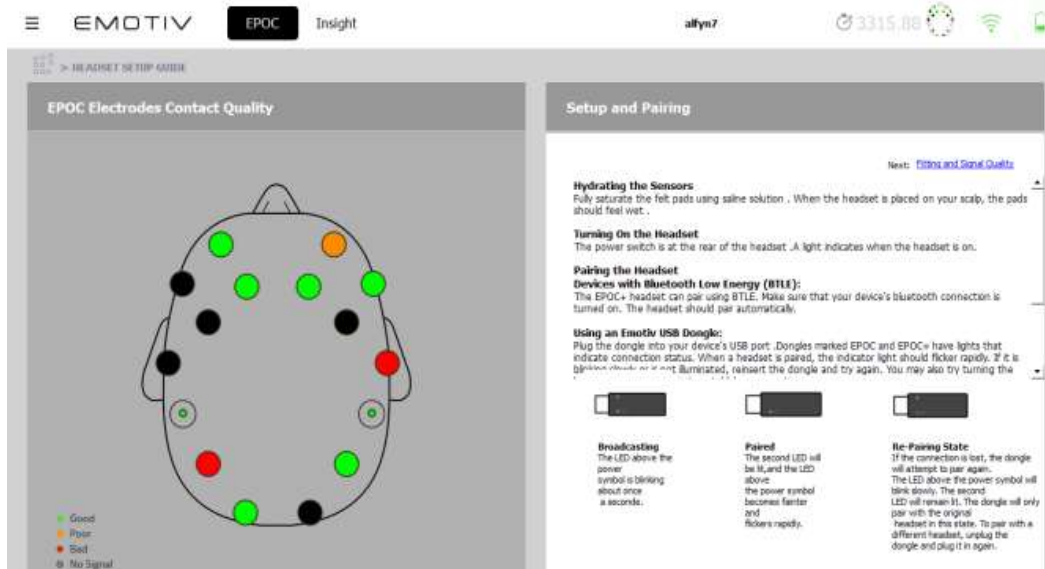


Figura 4.8. SDK Xavier Control Panel (Monitor sensorial).

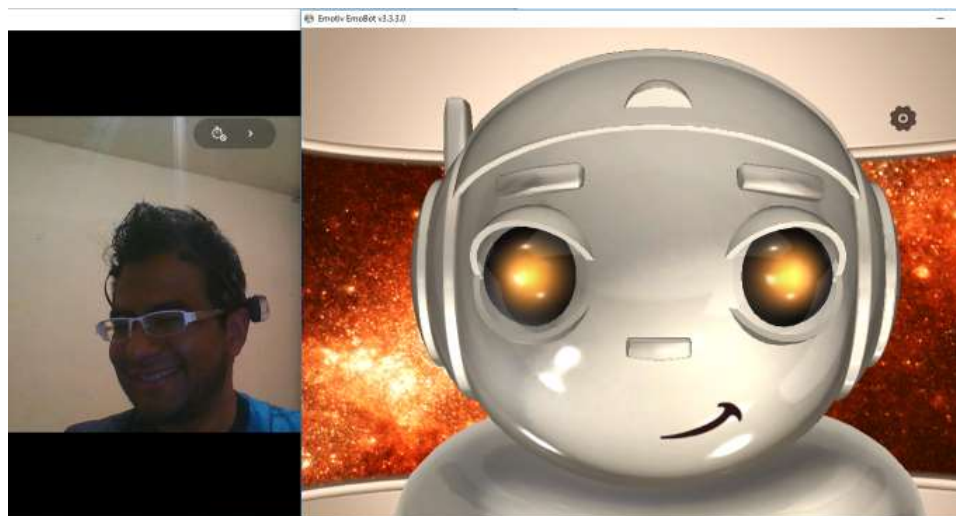


Figura 4.9. SDK EmotivEmobot (Reconocedor de gestos faciales).

### 4.3 INCORPORACIÓN DE LA VARIABLE POSTURA CORPORAL AL SISTEMA PARA MEDIR LA ATENCIÓN

Uno de los objetivos primordiales de este trabajo de investigación fue implementar un sistema que mida la atención utilizando más de una variable. Con el propósito de alcanzar este objetivo, se incorpora al sistema la adquisición de datos de la segunda variable fisiológica: Postura corporal.

La información de la postura corporal del usuario es sensada a través de un giroscopio y un acelerómetro utilizando el dispositivo MPU-6050 mostrado en la figura 4.10. Este dispositivo cuenta con 3 sensores: 1 giroscopio, 1 acelerómetro y 1 sensor de temperatura, además de contar con 6 grados de libertad. Este dispositivo es conocido como IMU (Inertial Measure Unit) Unidad de Medida Inercial y su función es medir la fuerza con el acelerómetro y la velocidad con el giroscopio respectivamente.

Las especificaciones técnicas del dispositivo MPU-6050 se encuentran descritas en el Apéndice A y su esquema de conexión se muestra en el Apéndice B. Los datos obtenidos del MPU-6050.



Figura 4.10. Giroscopio y acelerómetro MPU-6050.

#### Escalado de lecturas del MPU6050

En la hoja de especificaciones del fabricante Naylamp Mechatronics (2016) se escalan las lecturas a valores con las unidades de aceleración y velocidad angular, los rangos con los que está configurado el MPU6050, dichos rangos pueden ser 2g/4g/8g/16g para el acelerómetro y 250/500/1000/2000(°/s) para el giroscopio. Por defecto los rangos definidos son (2g y 250°/s). En la tabla 4.2 se muestran los rangos de las escalas de datos para el MPU-6050.

Tabla 4.2. Escalas de datos del MPU-6050.

VARIABLE	VALOR MÍNIMO	VALOR CENTRAL	VALOR MÁXIMO
Lectura MPU- 6050	-32768	0	+32767
Aceleración	-2g	0g	+2g
Velocidad Angular	-250°/s	0°/s	+250°/s

Donde:

La fuerza **g** es una medida de aceleración, tratada en la lengua general como una fuerza, aunque en rigor no sean las mismas magnitudes físicas. Está basada en la aceleración que produciría la gravedad de la Tierra en un objeto cualquiera. Una aceleración de 1 g es generalmente considerado como igual a la gravedad estándar, que es de  $9,80665 \left(\frac{m}{s^2}\right)$ .

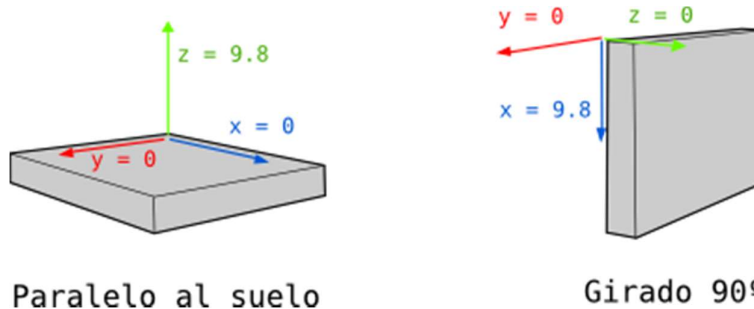
### Acelerómetro

Se realizó la adquisición de los ángulos por medio del acelerómetro, Robologs (2014) afirma que:

“La aceleración obtenida del acelerómetro puede expresarse en 3 ejes: X, Y y Z. La IMU detecta la aceleración de la gravedad terrestre, la cual es aproximada a  $9.8 \text{ m/s}^2$ , aplicando las ecuaciones trigonométricas 2 y 3 se obtiene el ángulo de inclinación con respecto al eje X y Y respectivamente”, como se ilustra en la figura 4.11.

$$\text{Ángulo (X)} = \text{atan}\left(\frac{x}{\sqrt{y^2+z^2}}\right) \quad \text{Ecuación 2}$$

$$\text{Ángulo (Y)} = \text{atan}\left(\frac{y}{\sqrt{x^2+z^2}}\right) \quad \text{Ecuación 3}$$



Paralelo al suelo

Girado 90°

Figura 4.11. Posicionamiento de los ejes en el acelerómetro.

Robologs (2014). *Tutorial de Arduino y MPU-6050*. [Figura]. Recuperado de <https://bit.ly/3mvSPP9>

### Giroscopio

Se realizó la adquisición de los ángulos por medio del giroscopio, Robologs (2014) afirma que:

“El giroscopio mide la velocidad angular, en principio se obtiene la lectura del ángulo inicial del giroscopio y en cada periodo de muestreo se realiza la lectura para conocer el valor del nuevo ángulo”. Conociendo el valor del ángulo actual y del ángulo anterior se aplica la ecuación 4 para calcular el Ángulo X y la ecuación 5 para calcular el Ángulo Y. Donde  $\Delta t$  es el tiempo que ha pasado desde la última vez que se ha calculado el ángulo.

$$\text{Ángulo (X)} = (\text{Ángulo (Xanterior)} + \text{Ángulo (Xactual)}) * \Delta t \quad \text{Ecuación 4}$$

$$\text{Ángulo (Y)} = (\text{Ángulo (Yanterior)} + \text{Ángulo (Yactual)}) * \Delta t \quad \text{Ecuación 5}$$

### Filtro complementario

Se realizó la implementación de un filtro complementario, utilizando los datos leídos por el giroscopio y por el acelerómetro, Robologs (2014) afirma que:

En un mundo ideal la lectura del acelerómetro y giroscopio sería exacta pero en el mundo real existe el ruido que es provocado por las interferencias que afectan a los dispositivos electrónicos. El acelerómetro es capaz de medir cualquier ángulo, sin embargo sus lecturas son ruidosas y tienen un cierto margen de error como se muestra en la figura 4.12, donde la línea azul es las medidas del ángulo esperadas y la línea roja representa las medidas del ángulo reales. En el caso del giroscopio a diferencia del acelerómetro proporciona medidas con alta precisión, pero en cada lectura se va acumulando un pequeño error llamado “drift” debido a la suma digital que se realiza en cada periodo de muestreo, lo cual ocasiona una lectura poco fiable.

Existen diferentes formas de combinar los datos del acelerómetro y del giroscopio para poder obtener lecturas confiables.

El objetivo principal es eliminar el ruido del acelerómetro y el drift del giroscopio, para esto existen diversos algoritmos llamados filtros. Uno de los filtros más eficientes es el filtro Kálmán el cual es capaz de calcular el error de cada medida a partir de las medidas anteriores, eliminarlo y dar el valor real del ángulo. Sin embargo tiene una desventaja y radica en su coste de procesamiento elevado.

Por lo tanto el filtro aplicado en este trabajo es el filtro complementario ya que es fácil de implementar, tiene un bajo coste computacional y otorga una alta precisión en la lectura.

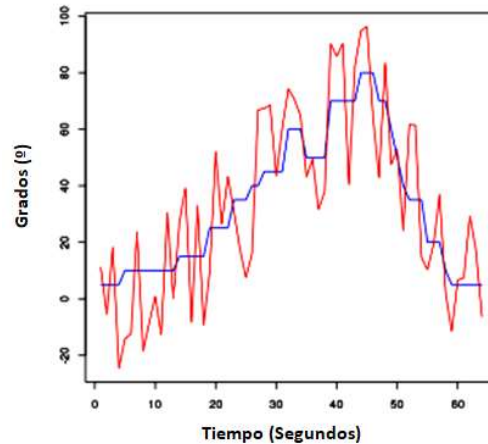


Figura 4.12. Lectura real (línea roja) y lectura esperada (línea azul) del acelerómetro. Robologs (2014). *Tutorial de Arduino y MPU-6050*. [Figura]. Recuperado de <https://bit.ly/3mvSPP9>

El Filtro Complementario es en realidad una unión de dos filtros diferentes: un filtro pasa-altas para el giroscopio y un filtro pasa-bajas para el Acelerómetro. El primero deja pasar únicamente los valores por encima de un cierto límite, al contrario que el filtro pasa-bajas, que sólo permite a los que están por debajo. La ecuación 6 describe el filtro complementario

$$\text{Ángulo} = (\text{Ángulo\_actual} + \text{Ángulo\_anterior} * \Delta t) + 0.02 * \text{Ángulo\_acel} \quad \text{Ecuación 6}$$

Donde **Ángulo\_actual** es el ángulo actual del giroscopio, **Ángulo\_anterior** es el ángulo del giroscopio calculado en el periodo de muestreo previo al actual, **Ángulo\_acel** es el ángulo actual del acelerómetro y  $\Delta t$  es el tiempo que ha pasado desde la última vez que se ha calculado el filtro. Esta ecuación se aplica para calcular el ángulo X y el ángulo Y.

#### ***4.4 ADQUISICIÓN DE MUESTRAS DE LA POSTURA CORPORAL Y LAS ONDAS CEREBRALES EN NIÑOS CON DIAGNÓSTICO DE TDAH***

Las pruebas experimentales se realizaron utilizando el dispositivo comercial MindWave de la compañía Neurosky, para detectar el nivel de atención en estudiantes mexicanos de nivel primaria.

Se evaluó una muestra de 22 estudiantes con diagnóstico de TDAH y 11 estudiantes sin TDAH cuyas edades oscilan entre los 6 y los 12 años. El test consistió en una prueba para identificar los colores, que se obtuvo de los demos de la compañía Brain HQ (<https://www.brainhq.com/why-brainhq/about-thebrainhq-ejercicios/atencion>).

Para obtener los datos de las señales cerebrales y la postura corporal, se modificó la interfaz gráfica previa, utilizando el software LABVIEW. La figura 4.13 ilustra la interfaz gráfica complementada donde se puede observar el comportamiento de las señales cerebrales, la postura del cuerpo, la temperatura, un semáforo como retroalimentación, un vector donde los datos muestreados y la variación de la atención del usuario son almacenados.

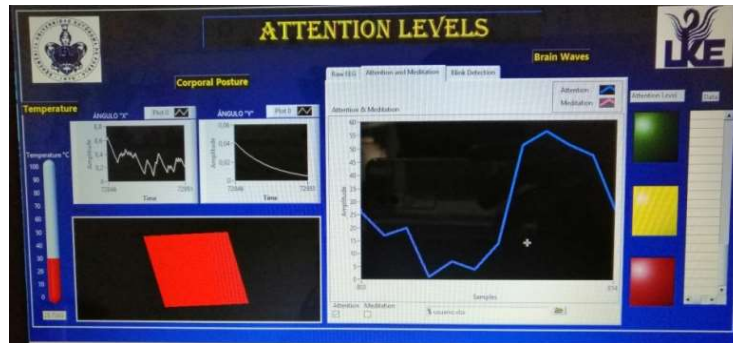


Figura 4.13. Interfaz gráfica complementada en LABVIEW.

En la figura 4.14 se muestra el sistema electrónico utilizado para adquirir las señales. La prueba se realizó en la modalidad tablet para ambos casos (estudiantes con diagnóstico de TDAH y estudiantes sin TDAH). El desarrollo práctico se muestra en la figura 4.15.



Figura 4.14. Sistema utilizado para la adquisición de las señales.

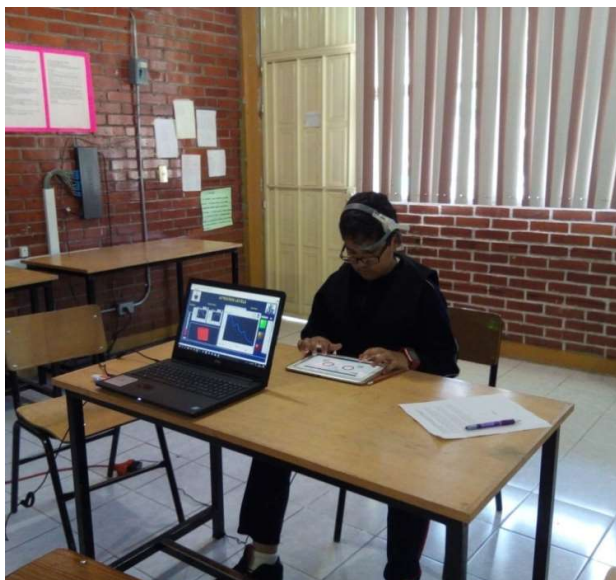


Figura 4.15. Desarrollo de la aplicación del test de atención.

#### ***4.5 ANÁLISIS MATEMÁTICO PARA DETERMINAR EL GRADO DE CORRELACIÓN ENTRE LA POSTURA CORPORAL Y EL NIVEL DE ATENCIÓN***

La postura corporal fue seleccionada como variable fisiológica para correlacionarla con el nivel de atención debido a que Doberssan y Rodríguez (2004) afirman que: el mantenimiento o recuperación de la postura normal se produce por medio de reacciones reflejas en las cuales participan receptores, vías nerviosas, centros nerviosos, reflejos miotáticos, actividad muscular tónica y fásica. Lo que genera que el usuario concentre su atención en los movimientos de compensación para mantener una postura equilibrada.

En resumen la postura corporal se relaciona directamente con el nivel de atención debido a la compensación estructural que debe realizar el usuario cuando su postura no es natural y cuando no está fisiológicamente equilibrada.

Una estrategia para centrar la atención en una tarea en específico es mantener una actitud natural en la postura y permitir que el cuerpo reaccione por los estímulos constantes de la gravedad sin que intervengan los movimientos compensatorios donde se dispersa la atención de la tarea que ejecutamos en dicho instante.

La altura de colocación de la banda sensorial se relaciona directamente con el centro de gravedad del cuerpo ya que es el punto central para analizar cualquier posición de reposo y movimiento. El centro de gravedad es un punto situado en el centro exacto de la masa del cuerpo, su localización sufre pequeñas variaciones de acuerdo a la constitución corporal, sin embargo, al evaluar la alineación de la postura erecta y considerando todo el cuerpo como conjunto, el centro de gravedad se ubica en el 55%

de la estatura del sujeto, a partir del suelo, es decir ligeramente por delante de la segunda vértebra sacra como se muestra en la figura 4.16.

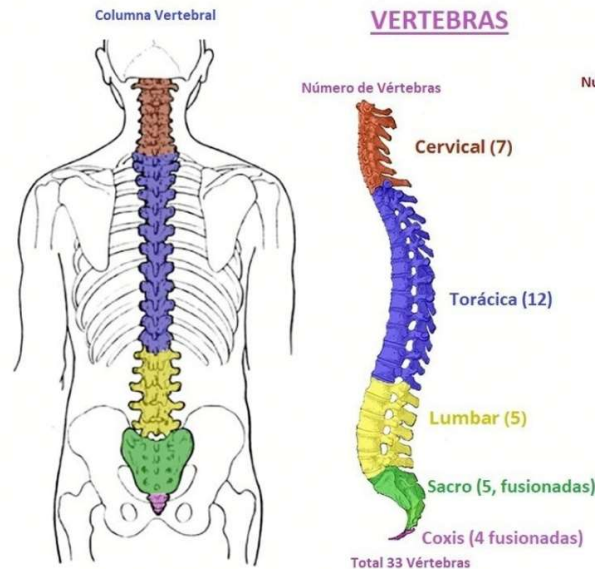


Figura 4.16. Ajuste de la altura de la banda sensorial relacionado con el centro de gravedad.

### Margen de error en los datos recolectados

Al realizar el experimento se recolectaron 4 vectores de datos correspondientes a: 1) ángulo “x”, 2) ángulo “y”, 3) porcentaje de atención y 4) temperatura.

Al obtener las muestras de cada vector se pueden considerar 3 tipos de errores en la lectura de datos: Error en la medición por ajuste del dispositivo, error por datos dispersos y error por tolerancia de los sensores (Mathworks, 2019; Garcia et al., 2019a).

**Error de la medición por ajuste del dispositivo.** Este error se presenta cuando se inicia la lectura de los datos, el error comúnmente es visible debido a que los valores obtenidos son abruptos (pueden ser igual a 0, o un valor muy elevado) como lo muestra la figura 4.17.

**Error por datos dispersos.** Este error se presenta en un determinado instante de tiempo, son mediciones que están relacionadas con ruido en la lectura de las señales y por factores propios del contexto, se caracteriza por estar fuera de 2 desviaciones estándar de los datos a partir de la media como se muestra en la gráfica de la figura 4.18.

**Error por tolerancia de los sensores.** Este error se presenta debido al grado de precisión de los sensores, cada dispositivo presenta en su hoja de especificaciones (como se muestra en la tabla 4.3) un margen de error el cual hay que considerar cuando se esté generando el procesamiento de los datos.

	A	B	C	D
1	Angulo x	Angulo y	Atención	Temperatura
2	32767	32767	0	36,53
3	32767	32767	0	36,53
4	32767	32767	0	36,53
5	32767	32767	0	36,53
6	32767	32767	0	36,53
7	32767	32767	0	36,53
8	32767	32767	43	36,53
9	32767	32767	40	36,53
10	32767	32767	44	36,53
11	32767	32767	63	36,53
12	32767	32767	66	36,53
13	32767	32767	66	36,53
14	32767	32767	61	36,53
15	32767	32767	53	36,53
16	32767	32767	63	36,53
17	32767	32767	60	36,53
18	32767	32767	51	36,53
19	32767	32767	48	36,53
20	32767	32767	44	36,53
21	32767	32767	56	36,53
22	32767	32767	51	36,53
23	32767	32767	47	36,53
24	32767	32767	51	36,53
25	32767	32767	54	36,53

Figura 4.17. Error de la medición por ajuste del dispositivo.

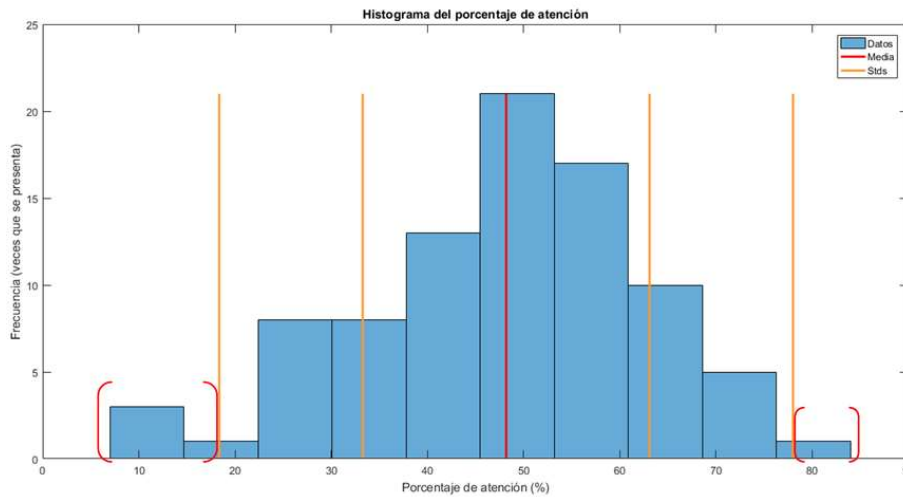


Figura 4.18. Error por datos dispersos.

Tabla 4.3. Error por tolerancia de los sensores.

EJES	Tolerancia (Gauss)
X	±1.6
Y	±1.6
Z	±1.08

Análisis matemático

El análisis de datos realizado tiene los siguientes componentes estándar:

**Preprocesamiento:** consideración de valores atípicos y valores faltantes, así como suavizado de datos para identificar posibles modelos.

**Resumen o Extracción de Características:** cálculo de estadísticas básicas para describir la ubicación, escala y forma generales de los datos.

**Visualización:** representación gráfica de datos para identificar patrones y tendencias.

**Modelado:** descripción más detallada de las tendencias presentes en los datos, útil para predecir valores nuevos (Celaya et al., 2018).

El análisis de datos se mueve entre estos componentes teniendo en cuenta dos objetivos básicos:

1. Describir los patrones de los datos con modelos simples que den origen a predicciones fiables.
2. Comprender las relaciones entre variables que conducen al modelo (Mathworks, 2019; Garcia et al., 2019a).

A continuación de ilustra el desarrollo del preprocesamiento y la extracción de características:

Almacenamiento y representación de los datos

Inicialmente se obtienen las muestras de las variables fisiológicas, utilizando la diadema MindWave para las ondas cerebrales y la banda sensorial para la postura corporal. Los datos obtenidos son colocados en 4 vectores tipo columna correspondientes a: Ángulo alrededor del eje X, ángulo alrededor del eje Y, porcentaje de atención y temperatura, (De los cuales se descarta por ahora del análisis el vector de temperatura) como se muestra en la figura 4.19.

Los datos de la muestras obtenidas en el tiempo se grafican en la figura 4.20A el porcentaje de atención y en la figura 4.20B los ángulos obtenidos alrededor del eje X y los ángulos obtenidos alrededor del eje Y en cada periodo de muestreo.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
1	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención	Ángulo de Atención
2	Daniel Muñoz																	
3	40	3.624795	0.452027	74	1.595244	3.19047	37	0.022293	15.7007	63	-12.4361	-20.2319	41	2.407003	63.48318	30	7.980229	6.490668
4	38	-13.1811	22.58222	100	1.428751	3.085391	27	6.855286	16.09348	68	-12.0705	-20.2029	64	2.298658	63.67865	23	11.9455	12.07513
5	47	2.790322	12.78791	100	1.477318	3.082776	44	8.754337	16.22328	68	-12.3321	-20.2814	74	1.127026	63.73944	20	10.30001	10.64377
6	70	5.278955	6.61976	100	1.497467	3.195256	38	6.95021	16.34624	63	-12.8785	-20.3038	64	6.467893	25.03755	17	13.0221	6.368895
7	100	6.663402	10.49384	100	1.551303	3.083439	30	6.564076	16.36165	74	-12.2841	-19.7448	94	-4.61384	19.61989	11	13.27296	6.309053
8	67	7.460559	3.760337	100	1.644444	3.088945	29	6.455564	16.37678	93	-12.5125	-19.8409	94	22.34634	-12.2719	50	12.74163	3.531625
9	44	6.533941	3.37816	100	1.644758	3.10079	17	6.333953	16.34422	88	-12.7586	-20.2355	100	21.00991	-2.92354	47	15.28009	9.93462
10	64	6.783279	3.580169	100	1.747146	3.15587	24	6.843307	16.37911	74	-12.6849	-20.7895	77	28.21225	-23.1373	61	13.3503	10.52388
11	68	6.209859	3.332933	95	1.721222	3.256393	37	9.058362	16.09191	57	-11.9974	-21.2557	38	24.37032	-23.1254	68	10.91963	12.46558
12	60	6.350021	6.523496	61	2.135536	3.21851	20	5.796386	16.06562	43	-10.9682	2.837897	30	26.69105	-22.5862	41	10.62743	12.1242
13	24	6.529709	6.351986	61	1.955337	3.330195	10	9.822309	15.9595	66	-10.1311	5.720002	27	27.47013	-25.0596	1	10.38958	16.87749
14	60	6.092521	1.617872	100	5.369832	6.222017	1	10.772026	19.8955	63	-12.526	2.915777	60	24.45796	-21.6868	23	10.18531	13.22041
15	70	6.544683	10.47859	63	4.528977	6.487059	1	11.1137	20.06002	34	-12.5568	5.845175	56	27.77488	-23.6369	51	10.04567	11.3848
16	75	10.36213	10.53443	63	4.625206	3.905917	1	11.64494	20.17757	77	-12.6387	5.395974	23	23.55647	-30.234	75	9.368997	10.07557
17	64	3.697769	6.395033	60	6.423313	7.469742	1	10.74395	20.23844	63	-11.3265	5.436977	56	26.7676	-23.2763	87	9.89376	11.5241
18	68	10.55224	3.842227	47	6.309493	6.91913	4	10.3276	23.76468	43	-12.6441	1.026273	66	28.3602	-27.3038	91	9.93302	10.08001
19	63	10.63607	10.34683	75	6.036523	7.444601	23	9.597236	22.8200	38	-10.0725	1.069193	21	23.07382	-23.1463	75	9.729867	10.02598
20	44	10.66097	10.43469	100	6.098006	6.280393	29	9.686939	22.42469	44	-11.0031	3.015289	64	26.69232	-13.0177	77	7.00741	10.0342
21	60	6.630753	10.40269	66	5.243366	6.085419	27	9.788954	22.20936	53	-11.6315	3.504473	81	23.69396	-23.0411	60	9.74579	10.8689
22	67	3.938931	10.18195	67	5.254801	6.01857	13	9.753866	22.21624	38	-11.3386	3.152094	53	23.86523	-23.1467	70	3.588912	10.3065
23	56	10.17941	10.07613	61	5.523271	5.858882	3	10.06393	22.38561	24	-11.1893	3.26528	38	25.80233	-22.4548	69	6.496406	10.65955
24	60	3.763846	3.947783	43	6.227953	4.794287	14	10.3221	22.24745	29	-11.3226	3.025641	24	27.27873	-24.0762	67	9.368932	10.66396
25	60	3.649786	3.968676	67	5.503033	4.23047	17	10.67611	22.28689	40	-11.4355	2.632823	27	27.7799	-26.0898	67	3.25764	10.60968
26	60	3.748285	10.00265	44	4.886317	5.226161	1	10.011	22.14395	47	-11.2782	2.238297	67	26.48663	-17.1488	43	3.2173	10.61297
27	66	10.79575	10.07684	60	4.918663	4.067432	13	10.61632	22.1708	27	-11.3845	2.853396	67	26.59424	-26.5872	41	3.35958	10.59601
28	67	3.716584	3.765703	77	4.421413	4.647744	29	10.27987	22.24959	29	-14.3352	2.353778	34	26.8501	-14.4479	47	3.18932	10.75342
29	21	10.17051	3.842785	66	4.348964	4.480238	35	10.30882	22.18075	35	-11.6569	2.162104	41	24.84573	-26.2993	34	3.99028	10.61831
30	48	3.910761	10.05486	38	4.335338	4.59057	37	10.22551	22.18447	21	-11.4881	3.053142	63	24.36577	-26.3328	44	3.07761	10.77769
31	74	3.445274	3.869789	13	4.389839	4.783249	28	10.75755	22.178	14	-14.4553	1.662198	47	25.70254	-26.3805	64	3.65367	10.4456
32	41	9.43855	3.863643	34	4.357886	4.61954	35	10.45221	22.10834	40	-14.5176	1.871585	13	25.74877	-27.0402	70	6.01954	10.58959
33	44	3.949496	3.54191	43	4.208193	4.783449	30	10.37121	22.09487	56	-14.4223	1.783143	14	25.01225	-26.4411	61	3.0919	10.35668
34	88	6.433741	3.24129	66	4.049668	4.8234	35	10.3006	22.0523	47	-14.5049	1.823224	26	24.68567	-26.3327	53	3.00738	10.68221
35	48	6.548237	3.19734	61	3.950766	4.19438	30	10.44473	22.00989	60	-14.4508	1.820499	21	25.3129	-23.1228	35	6.305691	10.68886
36	40	9.432255	3.86959	48	3.717278	4.263055	38	10.32308	22.04446	47	-14.5765	1.763693	35	25.1724	-23.7828	41	6.65739	10.60959

Figura 4.19. Almacenamiento de los datos en 3 vectores tipo columna por cada usuario.

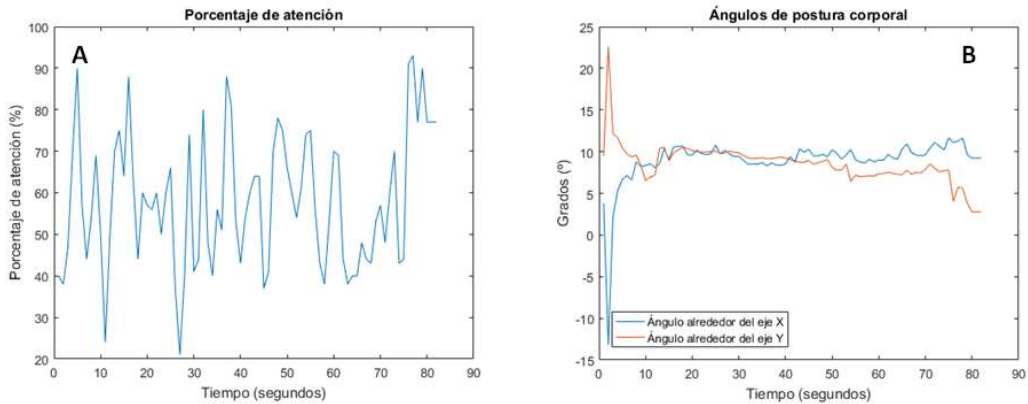


Figura 4.20. A) Gráfica del porcentaje de atención. B) Gráfica de los ángulos de la postura corporal.

**Preprocesamiento de los datos**

En esta etapa del análisis de datos se realizan las siguientes acciones:

- Utilizando la ecuación 7, se obtiene un único vector de la postura corporal, este vector es el resultante “R” que forman los ángulos alrededor de los ejes “X” y “Y” en cada tiempo de muestreo.

$$R = \sqrt{X^2 + Y^2} \tag{Ecuación 7}$$

- Los datos faltantes ocasionados por error de lectura se sustituyen por valores NaN, los cuales no tienen un valor en específico pero permiten conservar la estructura de los vectores de datos.
- Se calculan los datos atípicos, utilizando como intervalo de confianza  $(-2\sigma, +2\sigma)$ , calculado a partir de la media como se muestra en el histograma de la figura 4.21A para el porcentaje de atención y en la figura 4.21B para el resultante de la postura corporal.

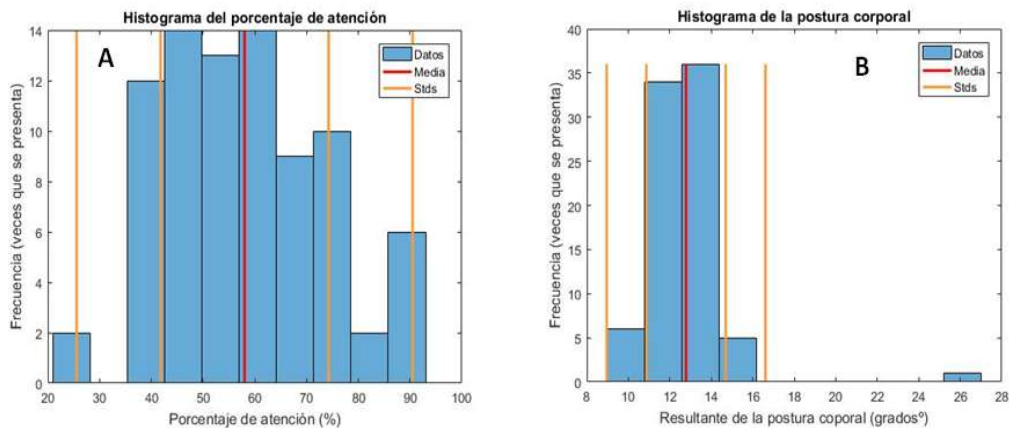


Figura 4.21. A) Histograma del porcentaje de atención. B) Histograma del resultante de la postura corporal.

- Se realiza la eliminación de valores atípicos (Outliers), los cuales se sustituyen por valores NaN para ambos vectores, el resultado se muestra en la figura 4.22 para el vector de porcentaje de atención y en la figura 4.23 para el vector del resultante de la postura corporal.

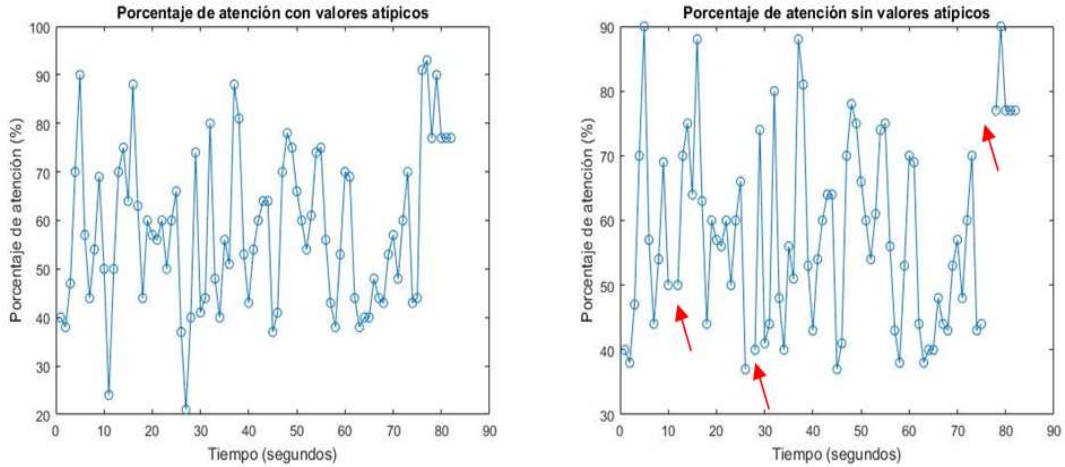


Figura 4.22. Sustitución de valores atípicos por datos tipos NaN en el vector de porcentaje de atención.

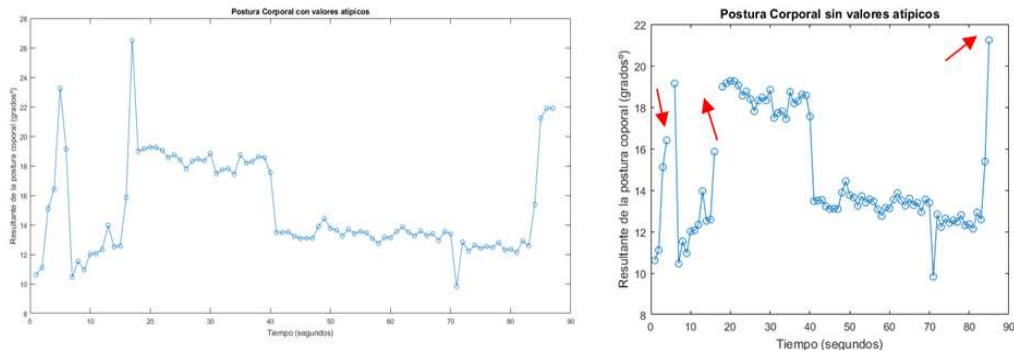


Figura 4.23. Sustitución de valores atípicos por datos tipos NaN en el vector de postura corporal.

- Se aplica a los datos la técnica de suavizado simple de promedio móvil entre 2 muestras, en la figura 4.24A se grafica el suavizado para el porcentaje de atención y en la figura 4.24B se grafica el suavizado para el resultante de la postura corporal.

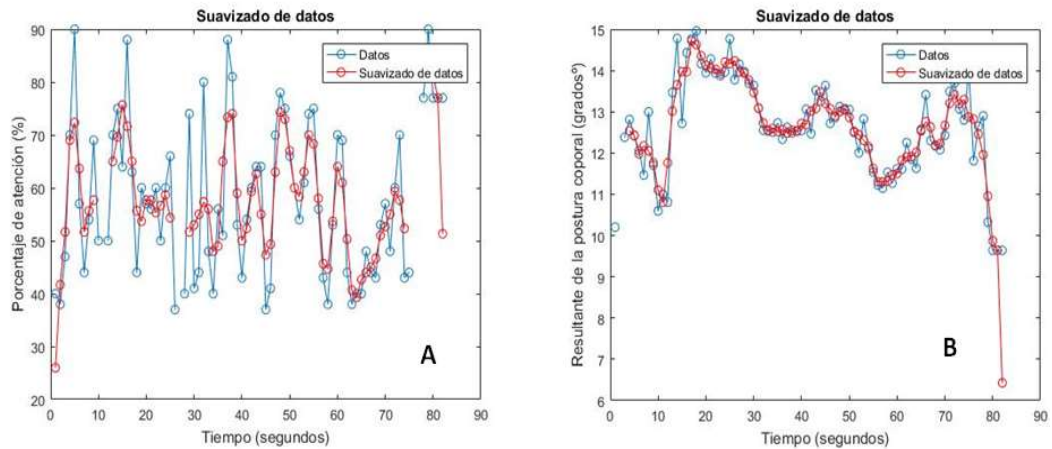


Figura 4.24. A) Suavizado de datos del porcentaje de atención. B) Suavizado de datos de la postura corporal.

**Extracción de características**

En esta etapa del análisis de datos se realizan las siguientes acciones:

- Se realiza un ventaneo de 3 muestras en el vector resultante de la postura corporal y en el vector del porcentaje de atención como se muestra en la figura 4.25.

1	Daniel Muñ
2	% de Atención
3	40
4	38
5	47
6	70
7	90
8	57
9	44
10	54
11	69
12	50
13	24
14	50
15	70
16	75
17	64
18	88
19	63

Figura 4.25. Ventaneo de 3 muestras aplicado a los vectores de porcentaje de atención y postura corporal.

- Se obtienen los vectores de cada una de las siguientes características: media de las ondas cerebrales (media OC), media de la postura corporal (media PC), varianza de la postura corporal (varianza PC), oblicuidad de la postura corporal (oblicuidad PC), curtuosis de la postura corporal (curtuosis PC), desviación

estándar de la postura corporal (desviación PC), máximo de la postura corporal (máximo PC), mínimo de la postura corporal (mínimo PC), mínimo de la postura corporal (mínimo PC), y rango de la postura corporal (rango PC). La tabla con las características obtenidas se muestra en la figura 4.26.

Tiempo (seg)	Subject 1	Subject 2	Subject 3	Subject 4	Subject 5	Subject 6	Subject 7	Subject 8	Subject 9	Subject 10	Subject 11	Subject 12	Subject 13	Vector Media OC
1	46,666667	95,666667	36,166667	0	0	22,166667	67,333333	0	0	0	76	0	52,666667	30,51282051
2	60,333333	100	36,833333	0	0	18	61,333333	0	0	0	80,5	26,666667	59,5	34,08974359
3	70,666667	100	34,833333	0	0	21	62,833333	0	0	0	80	19,166667	65,666667	34,93589744
4	68	100	28,833333	0	0	31	68,5	0	48,5	0	77,166667	9,5	0	33,19230769
5	57,666667	100	24,333333	0	0	44,333333	0	0	54	0	67,333333	2,5	0	26,93589744
6	53,666667	94,333333	24,666667	0	0	0	0	0	51,333333	0	52	1	0	21,30769231
7	56,666667	82,166667	26,5	0	0	0	0	0	47,5	0	39,5	1	0	19,48717949
8	0	72,5	24,666667	56,666667	40	0	0	47,333333	47,833333	0	34	3,5	0	25,11538462
9	0	75	16,333333	56,333333	35,333333	0	0	56	48,666667	0	34,833333	10,166667	0	25,58974359
10	0	84,333333	7,16666667	52,5	43,333333	23,333333	0	66,833333	48,666667	24,833333	43	15,833333	0	31,52564103
11	0	85	2,5	39,5	47	37,333333	0	79,333333	49,333333	29,5	54	14,833333	0	33,71794872
12	67,333333	75,333333	1	28	45,666667	0	0	86,666667	51,666667	41,5	58,166667	8,666667	78,166667	41,70512821
13	72,666667	62,666667	1,5	29,5	46,666667	0	0	89,666667	52,166667	49,833333	50,666667	5,5	83,5	41,87179487
14	73,666667	58,666667	5,666667	36,5	48	0	0	92	47,333333	51	42,333333	7,5	74,666667	41,33333333
15	68,333333	64	14	38,833333	47,333333	0	0	92,166667	43,166667	51,666667	40,166667	10	64,833333	41,11538462
16	60,333333	70,5	22,5	40,666667	49,5	0	0	90,166667	46,166667	48,833333	0	9	64,333333	38,61538462
17	54,666667	72,333333	24,666667	43,666667	57,333333	76,5	0	87,5	55,833333	39,333333	0	5,5	0	39,79487179
18	55,666667	67,833333	18,666667	41,666667	60	74,333333	0	86,333333	64,833333	32,333333	0	4	0	38,8974359
19	57,666667	60,833333	12,166667	34,333333	47,833333	70,833333	47,833333	81,833333	65,5	31,333333	0	5	0	39,62820513
20	56,5	57	10,666667	30,666667	34	66,5	0	71,166667	58,833333	31,833333	38,833333	7,166667	0	35,62820513
21	56	54,166667	11	34,833333	34,5	60	0	60,833333	52,5	36,333333	55	8,5	60,666667	40,33333333
22	57,666667	54,166667	10,5	38,333333	46,5	51,333333	0	56,166667	50,666667	49,833333	69,333333	7,666667	0	37,85897436
23	56,5	58,666667	12,333333	34,666667	54,833333	45,333333	0	58	53,166667	68	70,833333	5,5	0	39,83333333
24	0	64	20	29,333333	51,666667	42,166667	67,666667	64,333333	57,5	74,833333	59,5	2,666667	0	41,05128205

Figura 4.26. Extracción de características en vectores de datos.

En el diagrama de bloques de la figura 4.27 se muestra el procedimiento matemático realizado en el análisis de datos.

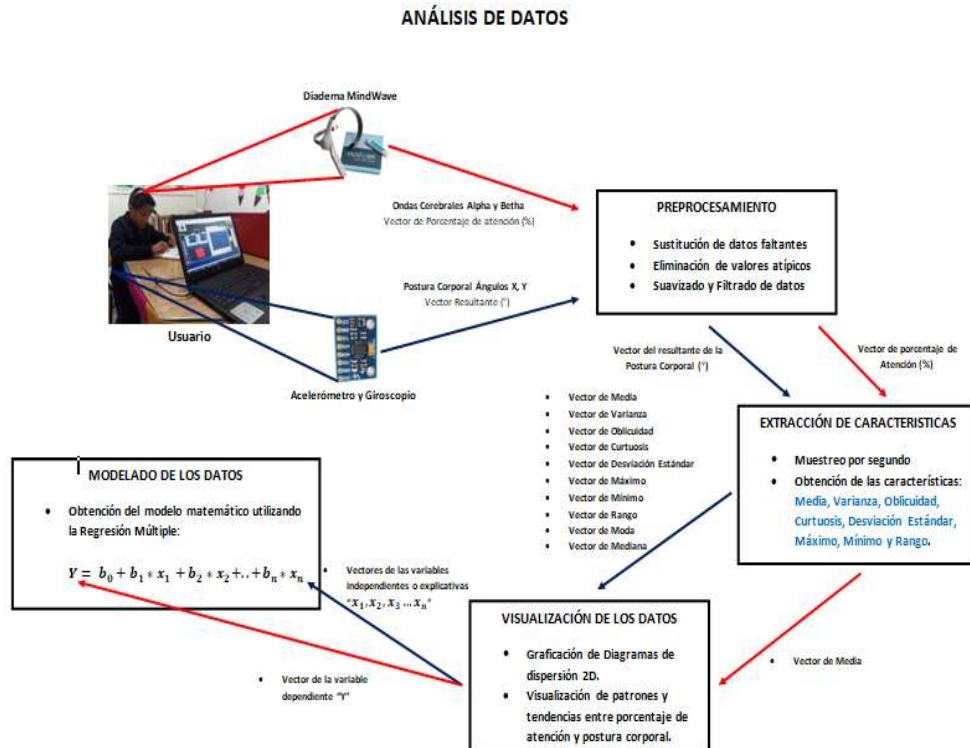


Figura 4.27. Análisis para obtener el modelo matemático por regresión lineal múltiple.

#### 4.6 ANÁLISIS COMPARATIVO ENTRE EL DESEMPEÑO DE MODELOS DE REGRESIÓN LINEAL Y NO LINEAL BASADO EN LA CORRELACIÓN POSTURA-ATENCIÓN

Las ondas cerebrales como principal variable relacionada, nos proporcionó información cuantificable del nivel de atención, para poder involucrar una segunda variable indirecta (en este caso la postura corporal) es necesario conocer la correlación que existe con el comportamiento de los valores cuantificables obtenidos de las ondas cerebrales.

Por tal motivo se utilizan recursos estadísticos en búsqueda de la máxima correlación posible. Debido a esto se emplean 3 modelos matemáticos (Modelo de regresión Lineal Múltiple, Modelo de regresión de ajuste o también llamado “Modelo FIT Lineal” y “Modelo FIT no Lineal”) y 10 características extraídas (Media, Varianza, Oblicuidad, Curtuosis, Desviación estándar, Máximo, Mínimo, Rango, Moda y Mediana)

En esta sección se describe el análisis comparativo del desempeño de los 3 modelos matemáticos, utilizando las 10 características extraídas aplicadas a 14 combinaciones.

De esta manera se procede a analizar el desempeño de cada uno de ellos basado en el nivel de correlación logrado en cada una de las combinaciones de características.

A continuación se muestran las respuestas de cada uno de los modelos matemáticos respecto a la correlación lograda con el porcentaje de atención.

La primera combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Varianza y Oblicuidad. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.28(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.28(b) para el caso de los niños sin TDAH.

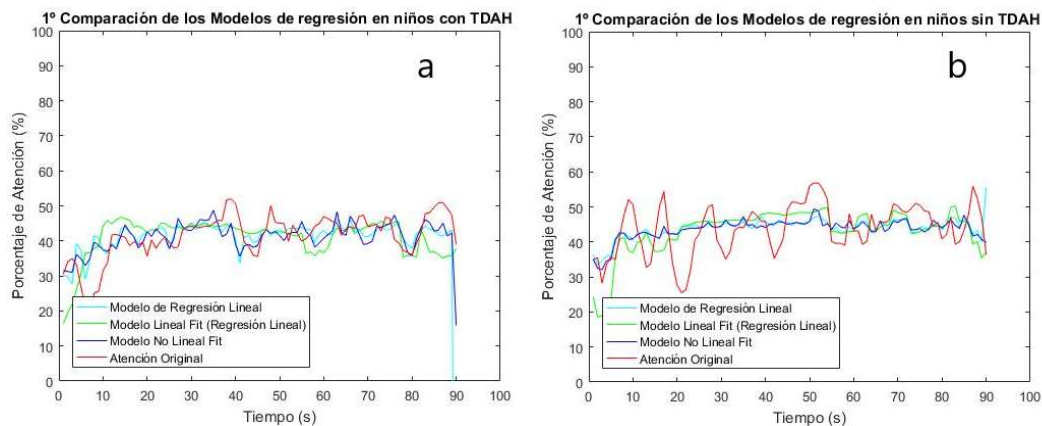


Figura 4.28. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la primera combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste, con una correlación del 58.39%. Mientras que el mejor desempeño

obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste, con una correlación del 41.10%.

La segunda combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Curtuosis, Máximo y Mínimo. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.29(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.29(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 53.14%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 38.78%.

La tercera combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Varianza, Oblicuidad y Curtuosis. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.30(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.30(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste, con una correlación del 60.74%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo de regresión lineal” con una correlación del 45.18%.

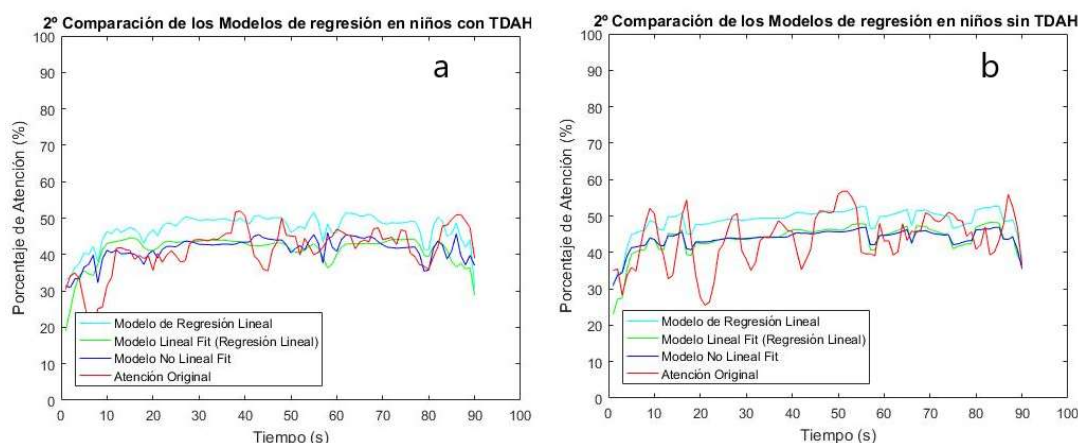


Figura 4.29. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la segunda combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

La cuarta combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Varianza, Oblicuidad, Curtuosis y Desviación Estándar. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.31(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.31(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 66.04%.

Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste con una correlación del 48.27%.

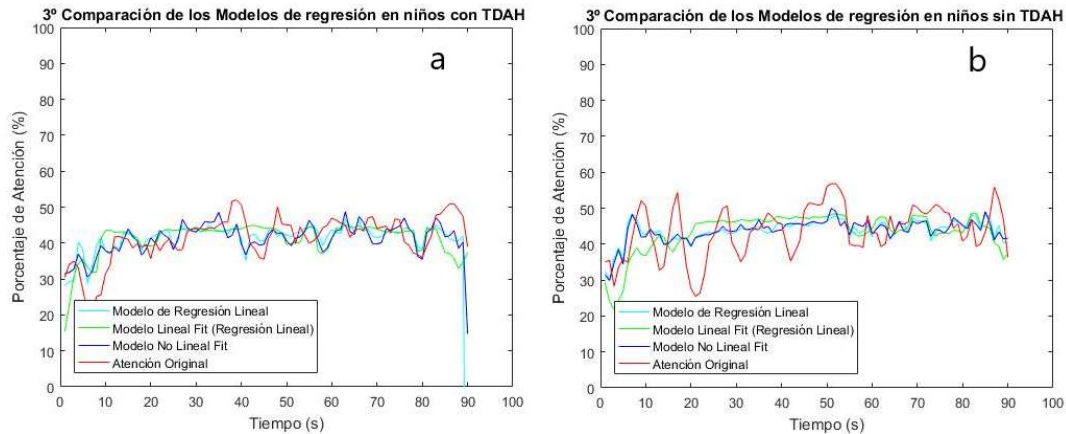


Figura 4.30. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la tercera combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

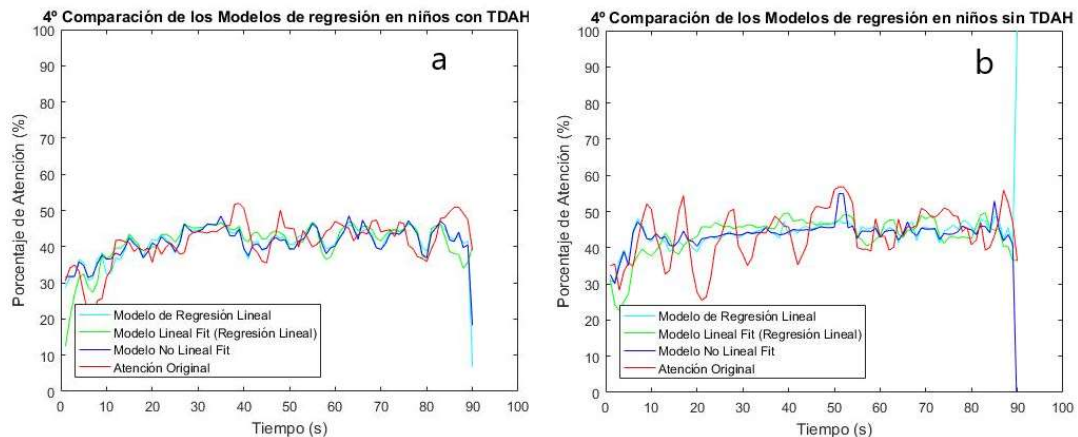


Figura 4.31. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la cuarta combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

La quinta combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Varianza, Oblicuidad, Curtuosidad, Desviación Estándar y Máximo. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.32(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.32(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 66.79%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste con una correlación del 48.78%.

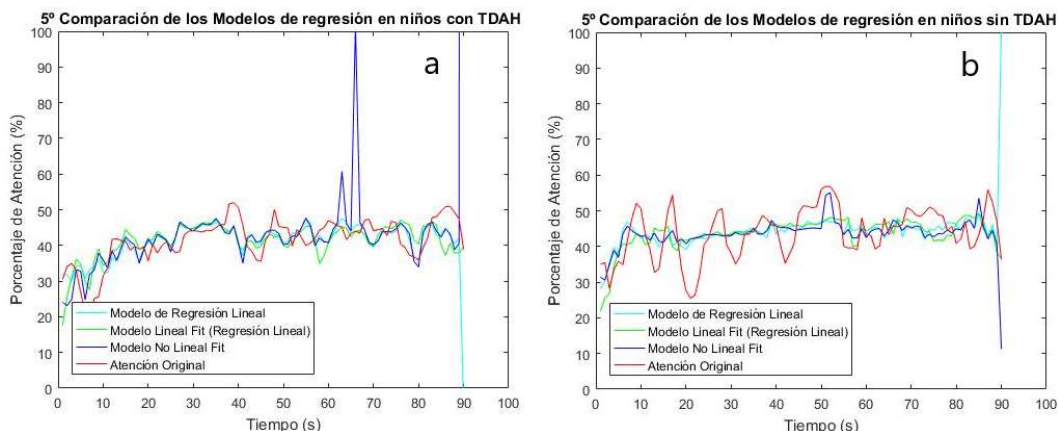


Figura 4.32. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la quinta combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

La sexta combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Varianza, Oblicuidad, Curtuosidad, Desviación Estandar, Máximo y Mínimo. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.33(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.33(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 67.08%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste con una correlación del 49.19%.

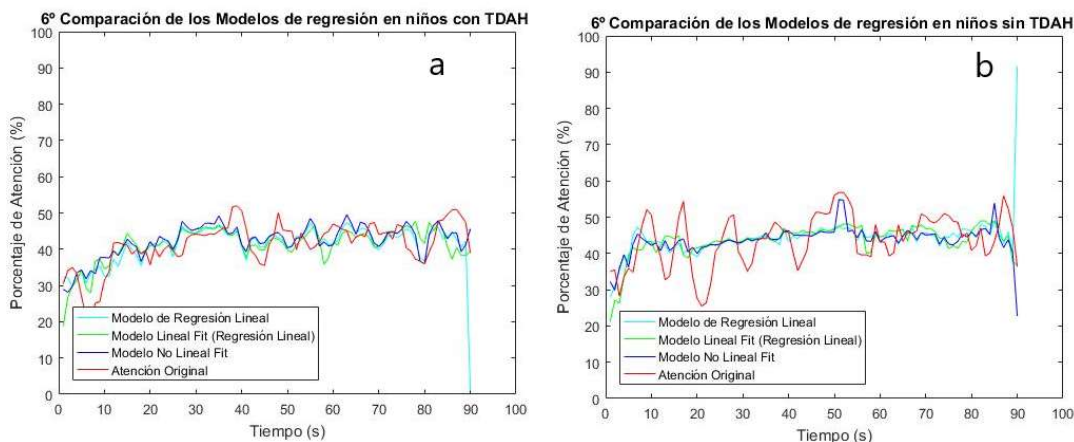


Figura 4.33. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la sexta combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

La séptima combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Varianza, Oblicuidad, Curtuosidad, Desviación Estandar, Máximo y Rango. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.34(a) para el caso de los niños con

TDAH y en la figura 4.34(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 67.15%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste con una correlación del 48.27%.

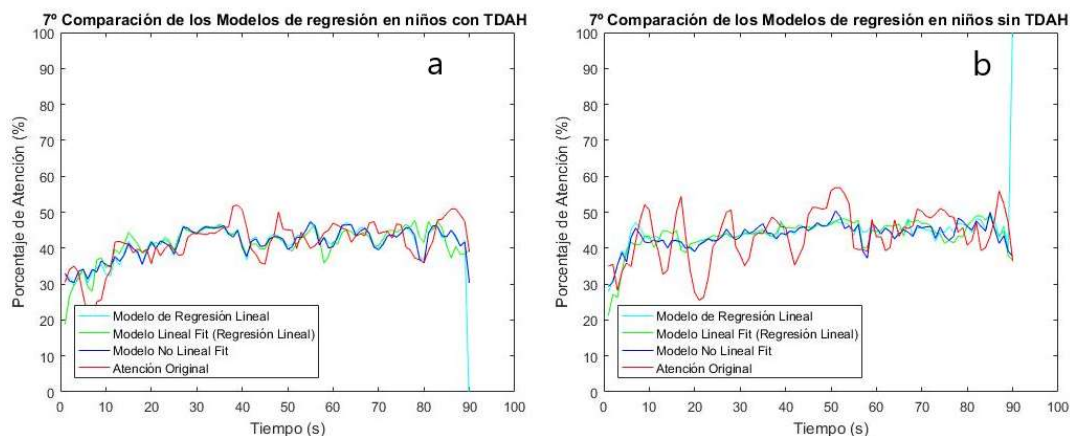


Figura 4.34. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la séptima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

La octava combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Varianza, Oblicuidad, Curtuosis, Desviación Estándar, Máximo y Mediana. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.35(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.35(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 67.41%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste con una correlación del 49.09%.

La novena combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Varianza, Oblicuidad, Curtuosis, Desviación Estándar, Máximo y Moda. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.36(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.36(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 67.10%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste con una correlación del 49.19%.

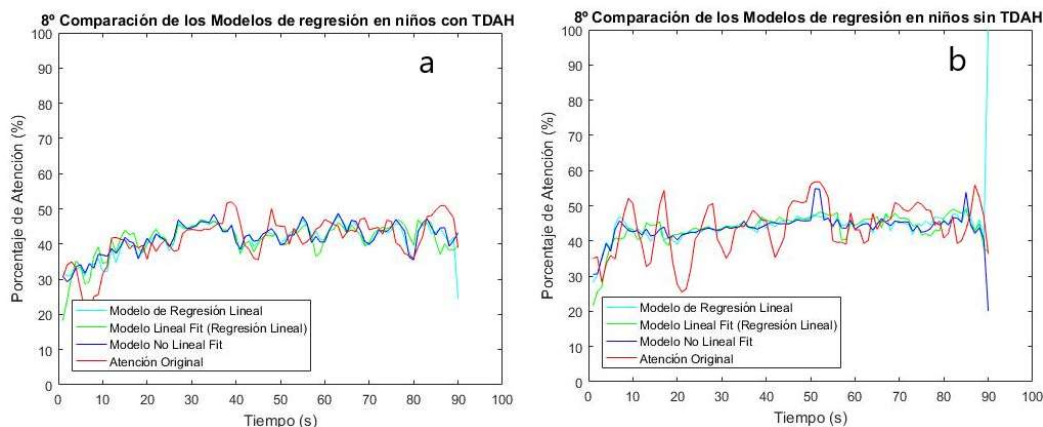


Figura 4.35. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la octava combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

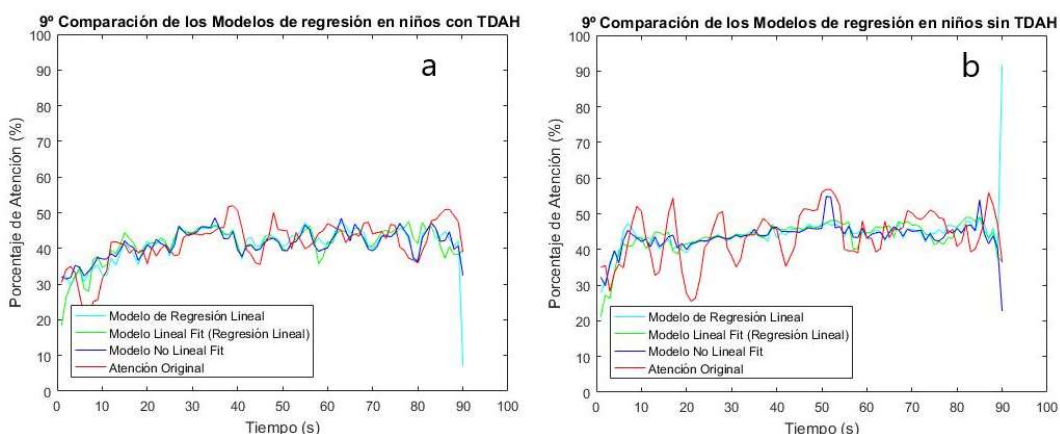


Figura 4.36. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la novena combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

La décima combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Varianza, Oblicuidad, Curtosis, Desviación Estándar, Máximo, Mínimo y Rango. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.37(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.37(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 67.14%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste con una correlación del 50.79%.

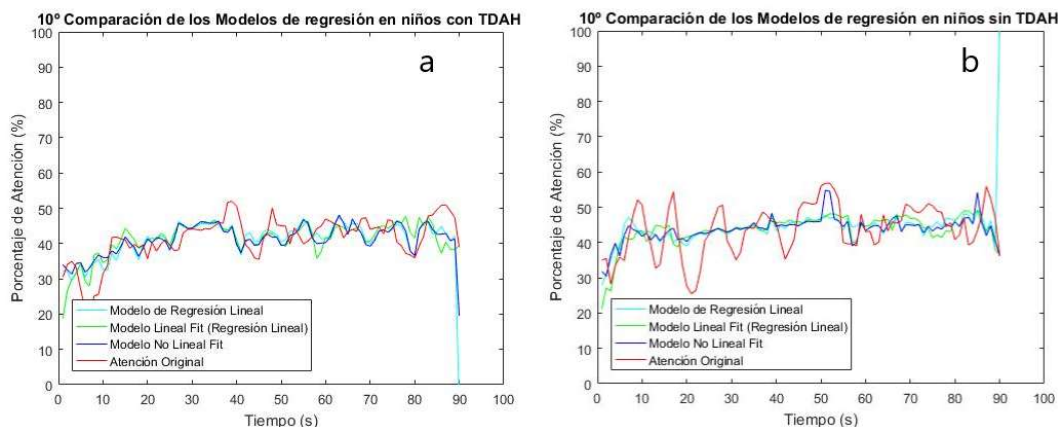


Figura 4.37. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la décima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

La undécima combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Varianza, Oblicuidad, Curtuosis, Desviación Estándar, Máximo, Mínimo, Rango, Moda y Mediana. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.38(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.38(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste, con una correlación del 68.28%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste con una correlación del 51.08%.

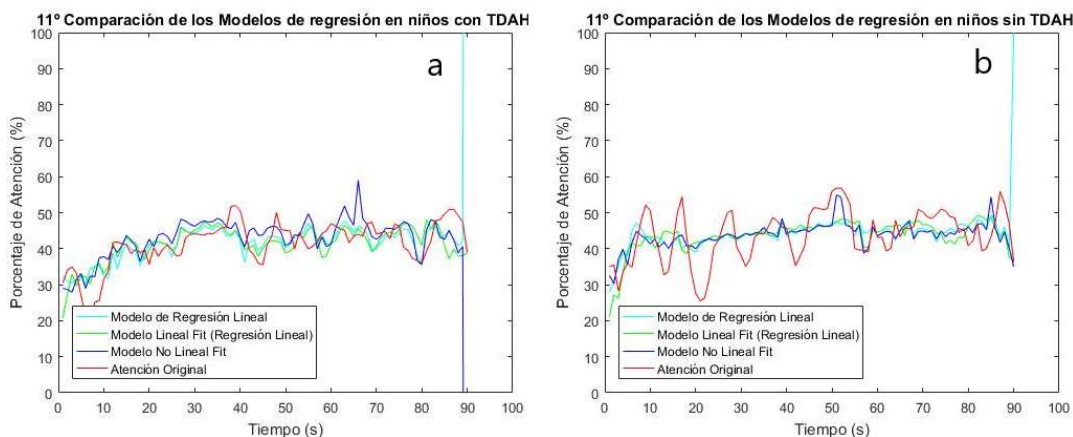


Figura 4.38. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la undécima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

La duodécima combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Curtuosis, Desviación Estándar, Máximo, Mínimo, Rango, Moda y Mediana. El

desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.39(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.39(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 70.96%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste con una correlación del 45.60%.

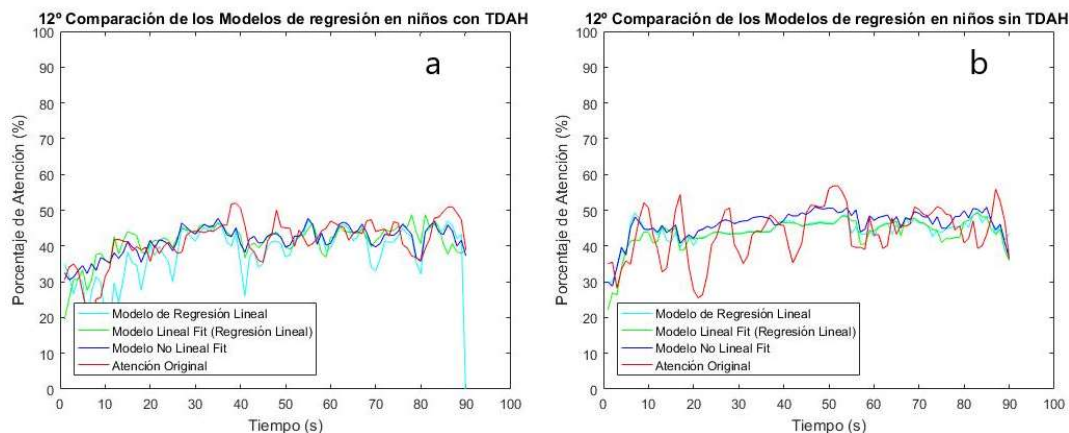


Figura 4.39. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la duodécima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

La trigésima combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Curtuosis, Máximo, Mínimo, Rango, Moda y Mediana. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.40(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.40(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 73.15%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo de regresión lineal”, con una correlación del 46.09%.

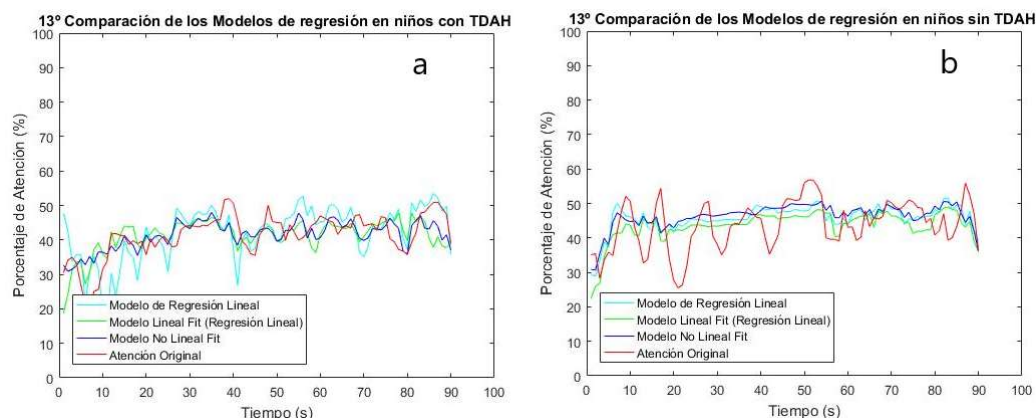


Figura 4.40. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la trigésima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

La cuadragésima combinación aplicada a los 3 modelos matemáticos se realizó utilizando las siguientes características extraídas de la postura corporal: Media, Oblicuidad, Curtuosidad, Máximo, Mínimo, Moda y Mediana. El desempeño de los 3 modelos matemáticos se muestra en la figura 4.41(a) para el caso de los niños con TDAH y en la figura 4.41(b) para el caso de los niños sin TDAH. El mejor desempeño obtenido en el caso de los niños con TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste, con una correlación del 68.92%. Mientras que el mejor desempeño obtenido en el caso de los niños sin TDAH es del “modelo no lineal FIT” de ajuste, con una correlación del 53.66%.

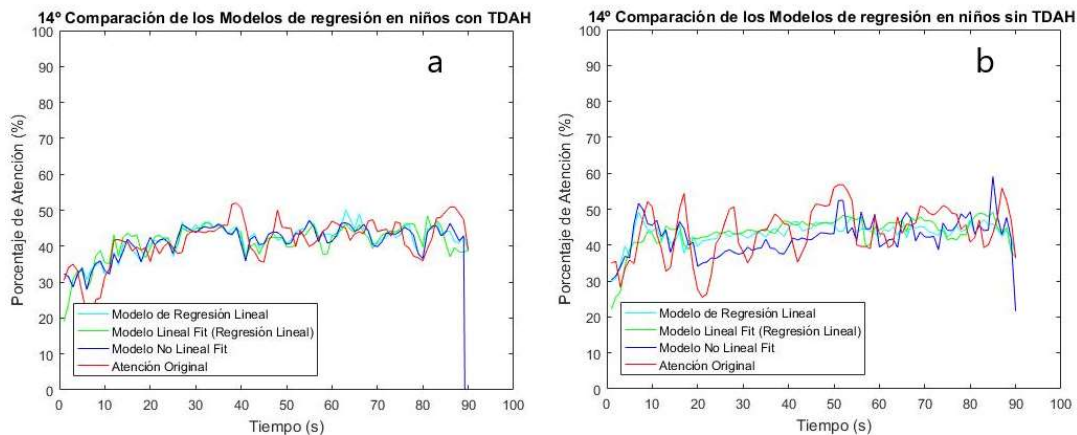


Figura 4.41. Desempeño de los 3 modelos matemáticos en la cuadragésima combinación de características extraídas: (a) En niños con TDAH, (b) En niños sin TDAH.

#### 4.7 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

En el análisis realizado sobre las 14 combinaciones refleja que la combinación 13 que incluye 7 características: Media, Curtuosidad, Máximo, Mínimo, Rango, Moda y Mediana fue la que obtuvo la mayor correlación aplicando el Modelo de Regresión Lineal Tradicional, obteniendo un factor de 0.7315 en niños con TDAH.

El aumento del número de características no implicó el aumento en la correlación obtenida.

El modelo matemático que reflejó la menor correlación de los 3 modelos aplicados fue el Modelo de ajuste Lineal FIT con un factor de correlación máxima de 0.6760, utilizando las 10 características extraídas en este trabajo.

# CAPÍTULO

## 5 RESULTADOS

La descripción de los resultados se divide por etapas de forma progresiva:

En la **1º Etapa** se muestran los resultados de la implementación de un sistema para medir el nivel de atención utilizando el dispositivo MindWave, también se ilustran los resultados de su primer aplicación en un experimento a estudiantes de ingeniería para determinar si el dispositivo “mouse” es un agente distractor.

En la **2º Etapa** se muestran los resultados obtenidos del desarrollo y análisis comparativo de sistemas de adquisición de datos utilizando tres dispositivos comerciales distintos: MindWave, Emotiv Epoc y Muse.

En la **3º Etapa** se describen los resultados obtenidos del desarrollo de la adquisición de los valores de los ángulos que describen la postura corporal del usuario.

En la **4º Etapa** se ilustran los resultados obtenidos del experimento aplicado a niños con diagnóstico de TDAH, aplicando un test cuyo objetivo es estimular la atención y al mismo tiempo realizando la toma de muestras de las dos variables consideradas: ondas cerebrales y postura corporal.

En la **5º Etapa** se muestran los resultados del análisis de datos para determinar la correlación entre el nivel de atención y la postura corporal basados en las muestras recogidas del experimento llevado a cabo en la etapa 4.

En la **6º Etapa** se detallan los resultados del análisis comparativo entre el desempeño de modelos de regresión lineal y no lineal basado en la correlación postura-atención

### ***5.1 RESULTADOS DEL SISTEMA DE MEDICIÓN DE ATENCIÓN UTILIZANDO EL DISPOSITIVO MINDWAVE***

En el desarrollo del experimento se tomaron 60 muestras por cada prueba y se obtuvo el nivel de atención de cada estudiante tanto en la tablet como en la computadora. En la tabla 5.1 se muestran los resultados individuales.

Tabla 5.1. *Tabla de resultados individuales.*

NOMBRE	EDAD	RESULTADO EN TABLET	RESULTADO EN COMPUTADORA	NIVEL DE ATENCIÓN EN TABLET	NIVEL DE ATENCIÓN EN COMPUTADORA
Estudiante 1	18	2 estrellas	2 estrellas	51.6818182	61.3035714
Estudiante 2	18	2 estrellas	2 estrellas	55	45.8653846
Estudiante 3	22	3 estrellas	2 estrellas	41.9827586	55.046875
Estudiante 4	18	2 estrellas	2 estrellas	67.4	60.6949153
Estudiante 5	19	2 estrellas	2 estrellas	37.4067797	40.3538462
Estudiante 6	19	3 estrellas	2 estrellas	54.4444444	54.8070175
Estudiante 7	21	3 estrellas	3 estrellas	55.7321429	49.2972973
Estudiante 8	21	3 estrellas	2 estrellas	75.1730769	64.745098
Estudiante 9	18	2 estrellas	2 estrellas	45.1296296	53.8490566
Estudiante 10	18	3 estrellas	2 estrellas	45.9272727	65.6346154
Estudiante 11	19	3 estrellas	2 estrellas	35	46.7407407
Estudiante 12	19	2 estrellas	2 estrellas	67.0344828	57.5344828
Estudiante 13	19	2 estrellas	2 estrellas	61.4137931	60.1489362
Estudiante 14	18	2 estrellas	2 estrellas	64.8571429	57.2372881
Estudiante 15	18	2 estrellas	2 estrellas	73.509434	41.8793103
Estudiante 16	17	2 estrellas	2 estrellas	66.8793103	77.8518519
Estudiante 17	19	2 estrellas	2 estrellas	40.6346154	51.2857143
Estudiante 18	18	2 estrellas	2 estrellas	57.2653061	60.3584906
Estudiante 19	18	3 estrellas	2 estrellas	71.5652174	54.9107143
Estudiante 20	21	2 estrellas	2 estrellas	75.5	63.9791667
Estudiante 21	18	3 estrellas	2 estrellas	56.3035714	41.7818182
Estudiante 22	18	2 estrellas	2 estrellas	70.7678571	75.9047619

Con los datos obtenidos se realiza un análisis reflejado en las gráficas de las figuras 5.1, 5.2, y 5.3 las cuales muestran el porcentaje de atención por dispositivo, el porcentaje de atención individual y el porcentaje de atención por aciertos respectivamente.

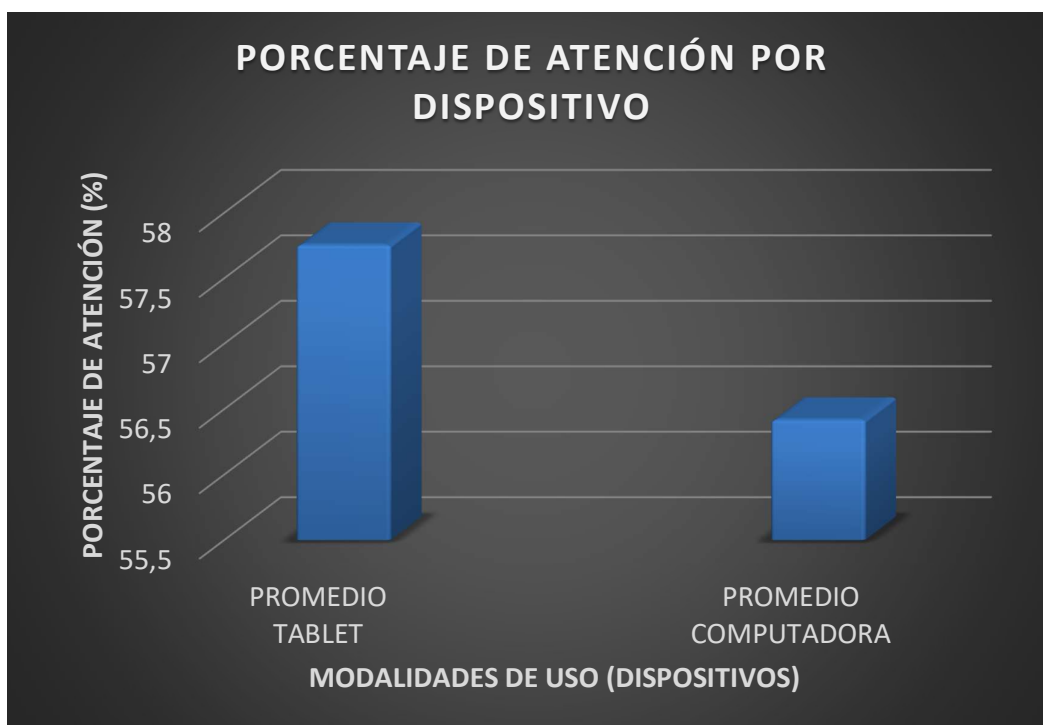


Figura 5.1. Porcentaje de atención por dispositivo.

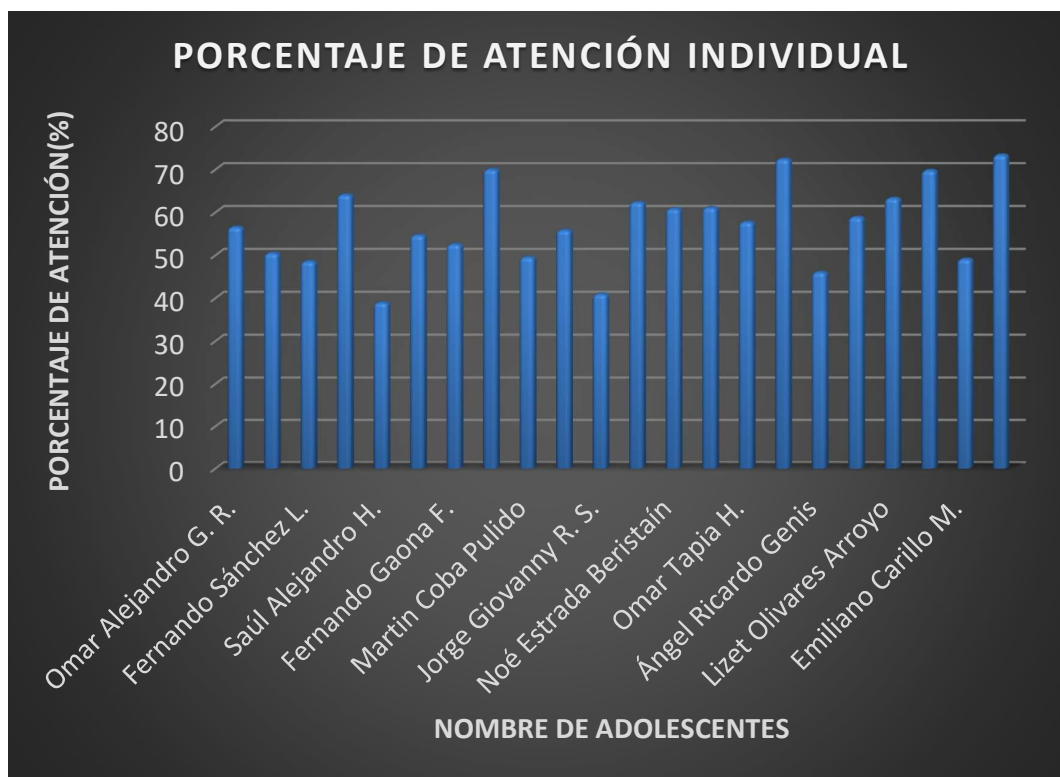


Figura 5.2. Porcentaje de atención individual.

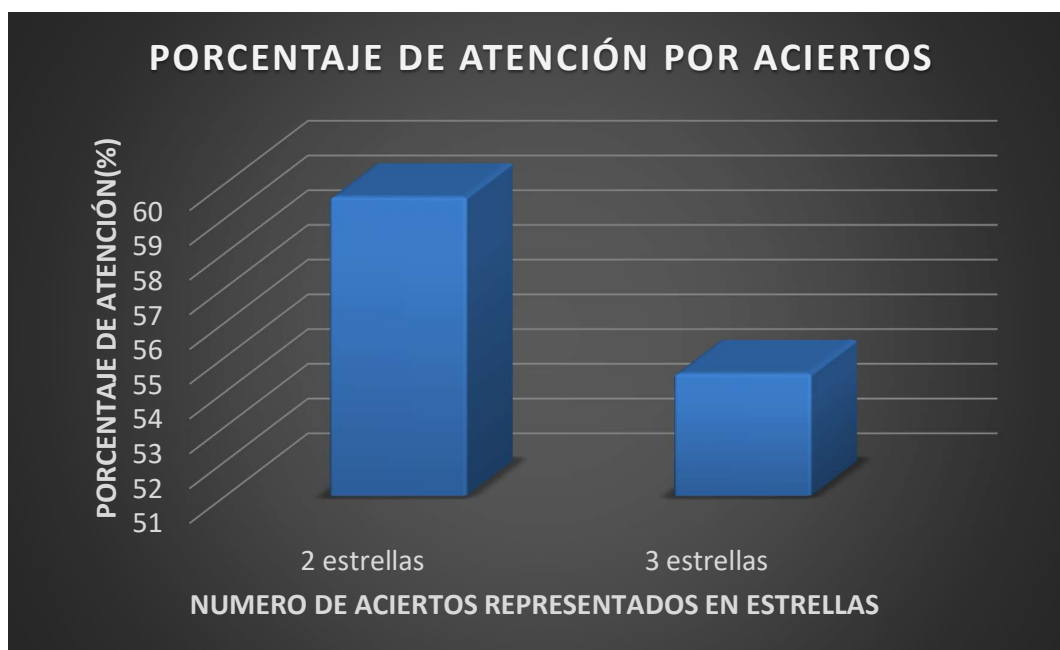


Figura 5.3. Porcentaje de atención por aciertos.

## 5.2 RESULTADOS DEL DESARROLLO DE LOS SISTEMAS DE MEDICIÓN DE ATENCIÓN: MINDWAVE, MUSE Y EMOTIV EPOC

El SDK desarrollado por el fabricante NeuroSky, proporciona el acceso directo hacia los datos leídos por el sensor cerebral MindWave, esta característica permite realizar una mejor interacción con el dispositivo y es utilizada para desarrollar una interfaz multiusuario de adquisición de datos, que se muestra en la figura 5.4, la cual cuenta con 2 paneles para visualizar el nivel de atención de cada usuario, 2 semáforos virtuales y 2 tablas donde se despliegan los datos numéricos del nivel de atención de cada usuario en un tiempo aproximado al real.

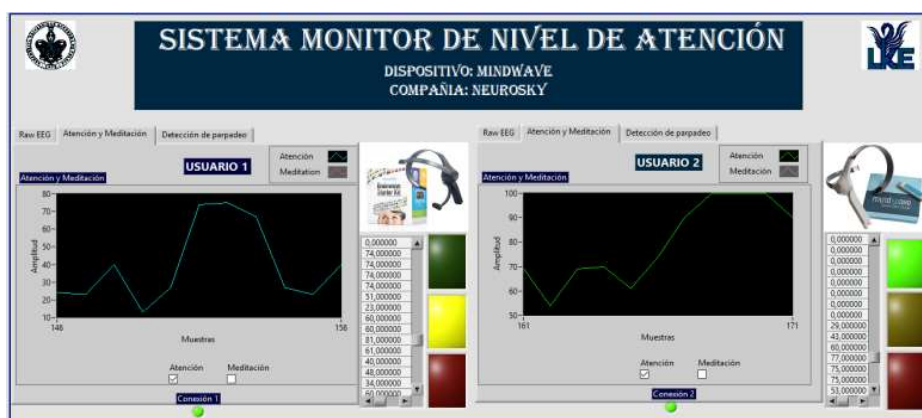


Figura 5.4. Monitor de nivel de atención MindWave implementado en Labview.

El SDK desarrollado por el fabricante Interaxon, proporciona el acceso directo hacia los datos leídos por el sensor cerebral Muse, esta característica permite realizar una mejor interacción con el dispositivo y es utilizada para desarrollar una interfaz mono-usuario de adquisición de datos, que se muestra en la figura 5.5, la cual cuenta con 1 panel para visualizar el nivel de atención del usuario, 1 semáforos virtual y 1 tabla donde se despliegan los datos numéricos del nivel de atención del usuario en un tiempo aproximado al real.

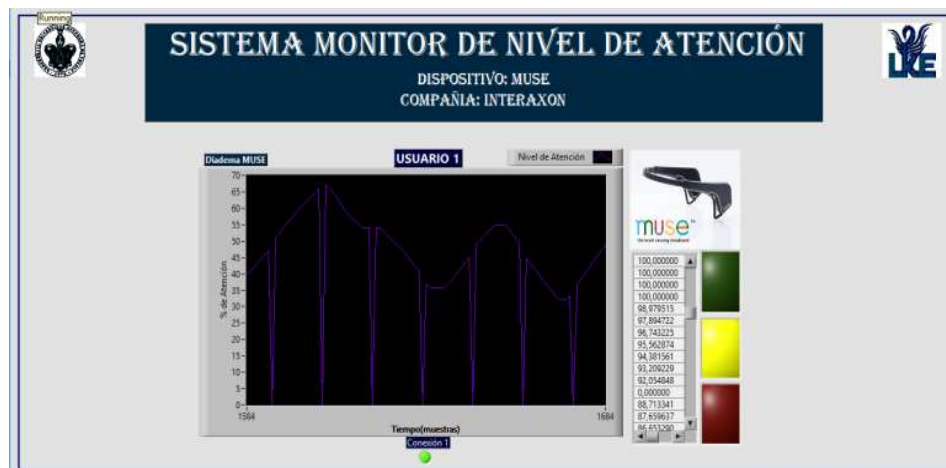


Figura 5.5. Monitor de nivel de atención Muse implementado en Labview.

El SDK desarrollado por el fabricante Emotiv Systems, proporciona el acceso directo hacia los datos leídos por el sensor cerebral Emotiv Epoc, esta característica permite realizar una mejor interacción con el dispositivo y es utilizada para desarrollar una interfaz mono-usuario de adquisición de datos, que se muestra en la figura 5.6, la cual cuenta con 1 panel para visualizar el nivel de atención del usuario, 1 semáforos virtual y 1 tabla donde se despliegan los datos numéricos del nivel de atención del usuario en un tiempo aproximado al real.



Figura 5.6. Monitor de nivel de atención Muse implementado en Labview.

### 5.3 RESULTADOS DE LA INCORPORACIÓN DE LA SEGUNDA VARIABLE FISIOLÓGICA: POSTURA CORPORAL AL SISTEMA

La lectura de los datos del sensor MPU-6050 se realiza en el software LABVIEW y se utiliza una tarjeta de lectura Arduino uno. El protocolo de comunicación que maneja el dispositivo es I<sup>2</sup>C, por lo que se implementa el algoritmo para poder ingresar a las direcciones de los registros donde se encuentran los datos.

La dirección del sensor comercial MPU-6050 es 00x68 (hexadecimal), una vez que se ha ingresado a los registros de datos se obtiene la lectura de los datos en crudo como lo muestra la figura 5.7 en el caso del acelerómetro y la figura 5.8 en el caso del giroscopio, estos datos no están procesados y representan las muestras obtenidas de los 3 ejes (eje X rojo, eje Y blanco y eje Z verde).

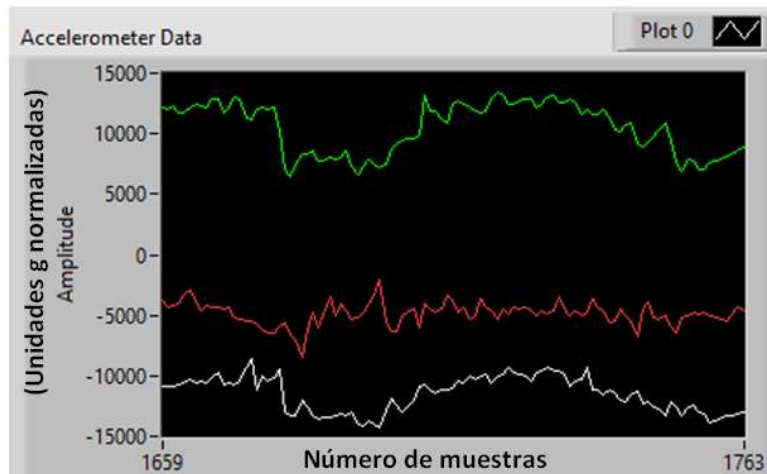


Figura 5.7. Datos en crudo obtenidos del acelerómetro.

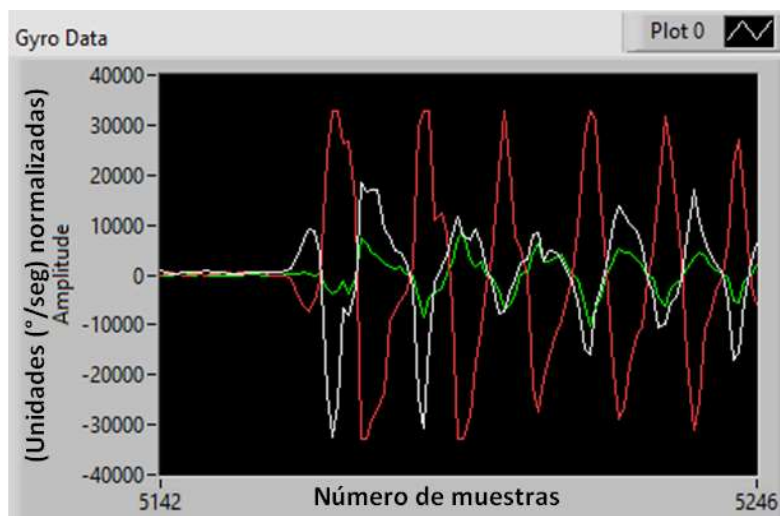


Figura 5.8. Datos en crudo obtenidos del giroscopio.

Los datos en crudo son procesados para obtener los ángulos en cada uno de los 3 ejes: X, Y y Z. Este procesamiento se implementa directamente en LABVIEW utilizando las ecuaciones 1, 2, 3 y 4, y realizando las conversiones de unidades de radianes a grados.

Los datos procesados del acelerómetro se obtienen aplicando conversiones trigonométricas y se muestran en la figura 5.9.

Los datos procesados del giroscopio se obtienen generando una integral digital en cada periodo de muestreo y se muestran en la figura 5.10



Figura 5.9. Datos procesados de los ángulos obtenidos del acelerómetro.

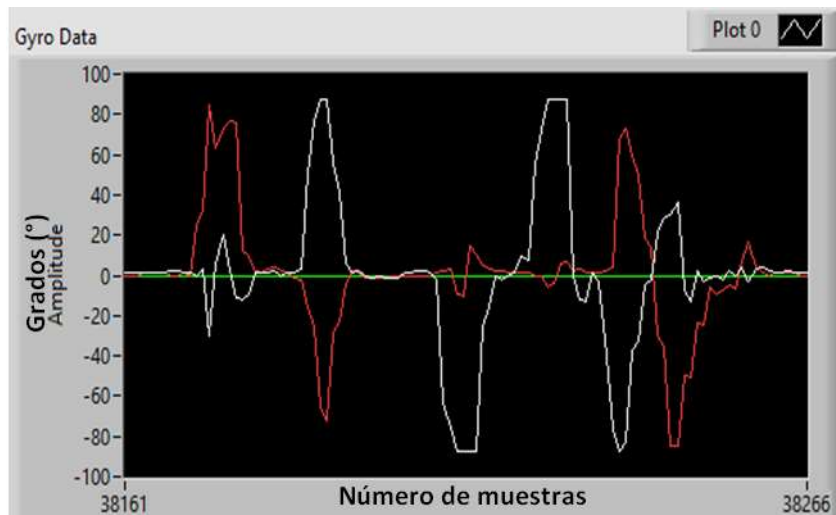


Figura 5.10. Datos procesados de los ángulos obtenidos del giroscopio.

Las lecturas del acelerómetro presentan ruido y tienen un cierto margen de error lo que ocasiona que los datos representen una información errónea y de baja fiabilidad, en el caso del giroscopio a diferencia del acelerómetro proporciona medidas con alta

precisión, pero en cada lectura se va acumulando un pequeño error llamado “drift” debido a la suma digital que se realiza en cada periodo de muestreo.

Un filtro digital es una solución para combinar los datos del acelerómetro y del giroscopio para poder obtener lecturas confiables. Se implementa un filtro complementario el cual está descrito en la ecuación 5 y los datos obtenidos al implementarlo se muestran en la figura 5.11 (lado izquierdo: ángulo X y lado derecho: ángulo Y).

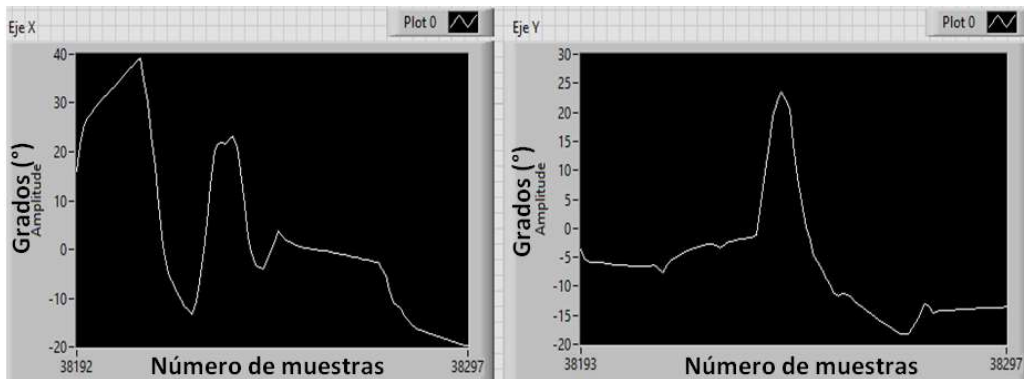


Figura 5.11. Datos obtenidos de los ángulos X y Y al implementar el filtro complementario.

Con los datos obtenidos de la segunda variable fisiológica: postura corporal, se diseña una nueva interfaz gráfica para incorporar los datos la cual se muestra en la figura 5.12, donde se despliegan los siguientes elementos: un termómetro, las gráficas de las señales que representan los ángulos X y Y, un panel 3D que simula el movimiento del usuario utilizando los datos obtenidos por el sensor MPU-6050, una grafica de la señal de atención, un semáforo y el vector de datos de atención.

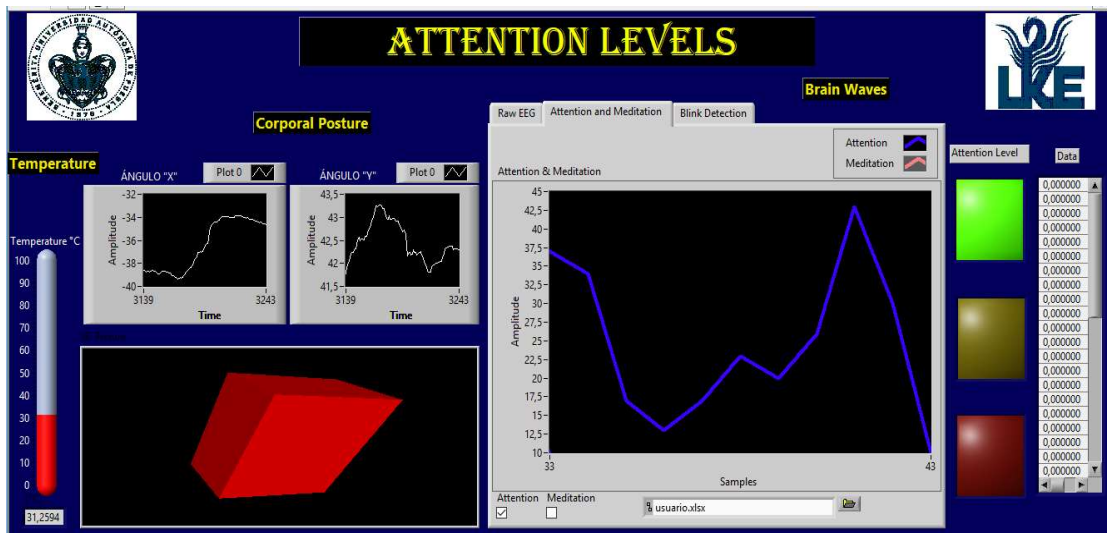


Figura 5.12. Interfaz gráfica que incorpora los datos de la postura corporal.

### 5.4 RESULTADOS DE LA TOMA DE MUESTRAS EN NIÑOS CON TDAH DIAGNOSTICADO

Los resultados del análisis estadístico realizado sobre las muestras obtenidas de las ondas cerebrales pertenecientes a estudiantes con TDAH se muestran en la tabla 5.2, donde se describe el porcentaje de atención y la dispersión calculada a partir del mismo de forma individual.

Tabla 5.2. *Tabla comparativa de dispersión y atención en niños con TDAH.*

Nombre	Nivel de Atención (%)	Dispersión
Niño 1	52.96	16.65
Niño 2	56.88	18.51
Niño 3	49.3	19.82
Niño 4	57.56	16.14
Niño 5	58.8	11.02.
Niño 6	59.86	18.56
Niño 7	37.14	16.02
Niño 8	53.45	16.98
Niño 9	39.63	17.75
Niño 10	42.36	20.27
Niño 11	59.87	15.07
Niño 12	54.35	20.04
Niño 13	59.43	14.98
Niño 14	47.95	15.32
Niño 15	51.26	15.23
Niño 16	56.59	20.10
Niño 17	37.40	18.06
Niño 18	55.51	16.36
Niño 19	15.93	14.56
Niño 20	57.86	17.28
Niño 21	47.44	16.89
Niño 22	51.73	15.32

El promedio del nivel de atención general de los alumnos con TDAH diagnosticado fue de 50.15% y la dispersión general calculada de las muestras dio como resultado 16.86.

Los resultados del análisis estadístico realizado sobre las muestras obtenidas de las ondas cerebrales pertenecientes a estudiantes sin TDAH se muestran en la tabla 5.3, donde se describe el porcentaje de atención y la dispersión calculada a partir del mismo de forma individual.

Tabla 5.3. Tabla comparativa de dispersión y atención en niños sin TDAH.

Nombre	Nivel de Atención (%)	Dispersión
Niño 1	46.19	16.65
Niño 2	65.15	18.51
Niño 3	48.21	19.82
Niño 4	50.98	16.14
Niño 5	62.65	11.02.
Niño 6	48.04	18.56
Niño 7	42.97	16.02
Niño 8	52.35	16.98
Niño 9	63.5	17.75
Niño 10	45.85	20.27
Niño 11	49.95	15.07

El promedio del nivel de atención general de los alumnos sin TDAH diagnosticado fue de 50.15% y la dispersión general calculada de las muestras dio como resultado 16.86. En la figura 5.13 se hace una comparativa entre el comportamiento del nivel de atención de un estudiante con TDAH y un estudiante sin TDAH.

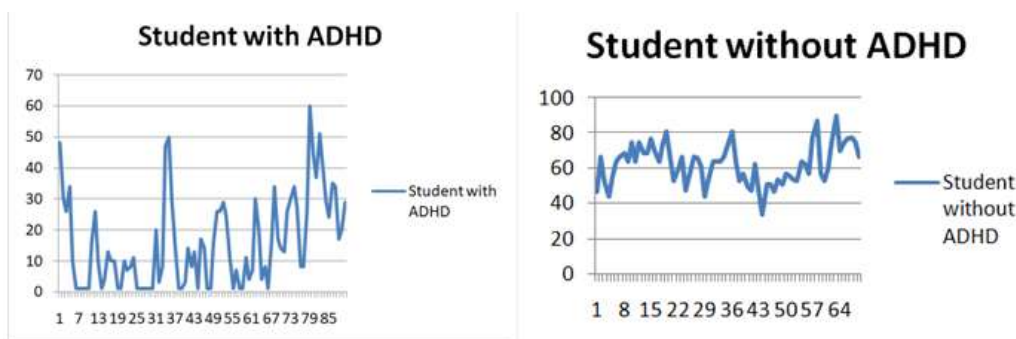


Figura 5.13. Comparativa de Nivel de atención entre un estudiante con TDAH y un estudiante sin TDAH.

En la figura 5.14 se hace una comparativa entre la dispersión de la atención de un estudiante con TDAH y la de un estudiante sin TDAH, obtenida de una distribución normal y graficada en forma de campana de Gauss.

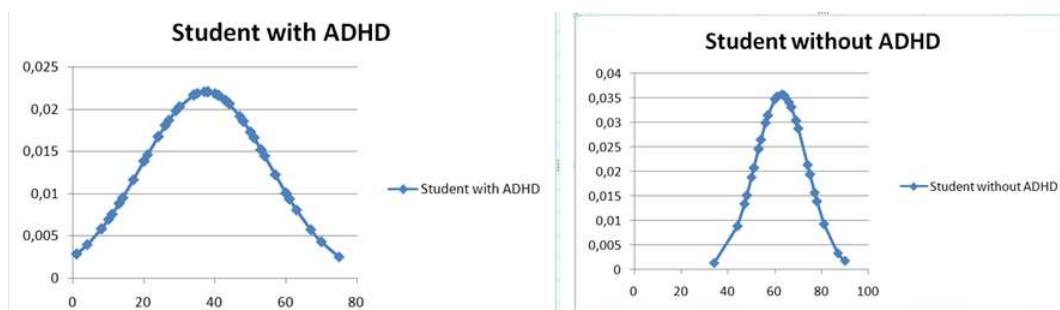


Figura 5.14. Comparativa de Dispersión entre un estudiante con TDAH y un estudiante sin TDAH.

Con los resultados obtenidos del nivel de atención y la dispersión se puede obtener un referente de inicio de un estudiante como posible portador del TDAH. Esta condición se representa en la figura 5.15 y se cumple siempre y cuando un estudiante al realizar la prueba obtenga un promedio de atención menor que 50.1531% y su dispersión de atención sea mayor a 16.8647.

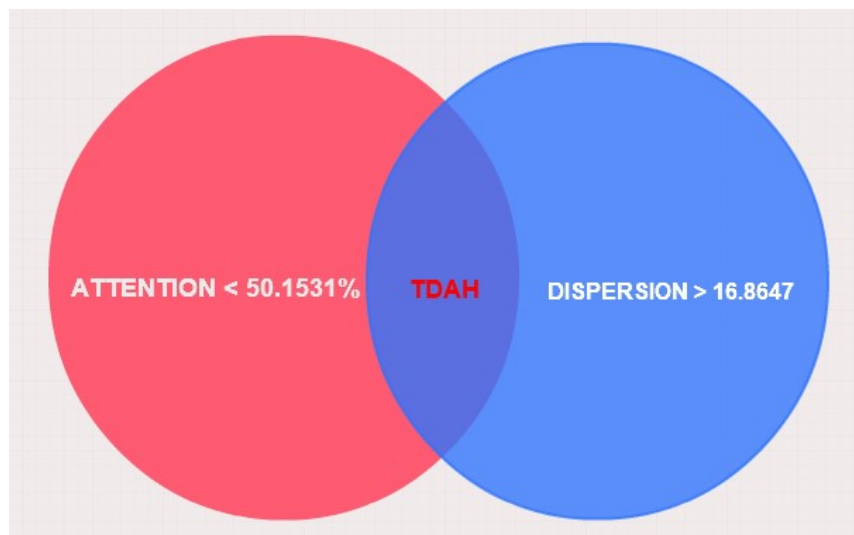


Figura 5.15. Condicionante obtenida para un portador de TDAH.

### **5.5 RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE DATOS PARA DETERMINAR LA CORRELACIÓN ENTRE EL NIVEL DE ATENCIÓN Y LA POSTURA CORPORAL**

Los resultados obtenidos en los anteriores experimentos muestran el nivel de atención de una persona en base a sus ondas cerebrales como variable fisiológica, utilizando estos datos como una variable dependiente se procede a relacionar el nivel de atención de una persona utilizando la postura corporal como segunda variable fisiológica.

El diagrama de la figura 4.27 ilustra el procedimiento seguido para determinar la correlación “Nivel de Atención- Postura Corporal”. El sensor inicialmente se colocó en un chaleco para poder realizar la medición (figura 5.16A), esto implicó un mayor tiempo en la toma de muestras por lo cual se sustituyó por una banda como se muestra en la figura 5.16B.

La orientación del sensor MPU-6050 con respecto al sistema tridimensional (X, Y, Z), se puede observar en la figura 5.17. Los ángulos medidos son únicamente los que forman los movimientos alrededor del eje “X” y los movimientos alrededor del eje “Y”; esto se debe a que son los únicos ángulos donde se consideran las reacciones de sostén tónico estáticas las cuales se producen para mantener una postura normal y erguida en contra de la fuerza de gravedad haciendo que el usuario requiera un equilibrio neuro-motor con relación a su neuro-eje lo que produce un impacto directo en su nivel de atención y concentración (Doberssan & Rodríguez, 2004).



Figura 5.16. A) Sensor de postura colocado en el chaleco. B) Sensor de postura colocado en la banda.

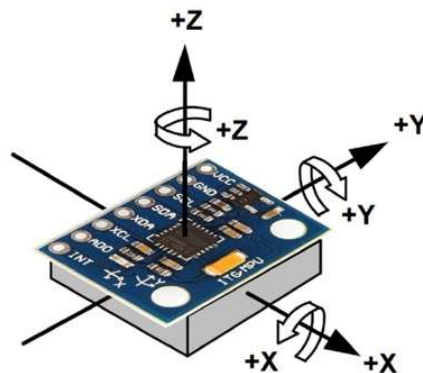


Figura 5.17. Referencia de posición del sensor MPU-6050 en la banda.

En el caso del eje Z la ubicación del usuario es paralela, lo cual deslinda la intervención de la fuerza de gravedad y de cualquier acción para mantener una postura normal.

### Visualización de los datos

En esta etapa del análisis de datos se realizan las siguientes acciones:

- Se grafican los diagramas de dispersión 2D, los cuales son una herramienta fundamental para poder hallar patrones y tendencias de correlación entre el porcentaje de atención y las características extraídas de la postura corporal.

En la figura 5.18A se grafica la intersección de los vectores: Media de las ondas cerebrales TDAH vs Media de la postura corporal TDAH, en la figura 5.18B se grafican los vectores: Media de las ondas cerebrales sin TDAH vs Media de la postura corporal sin TDAH.

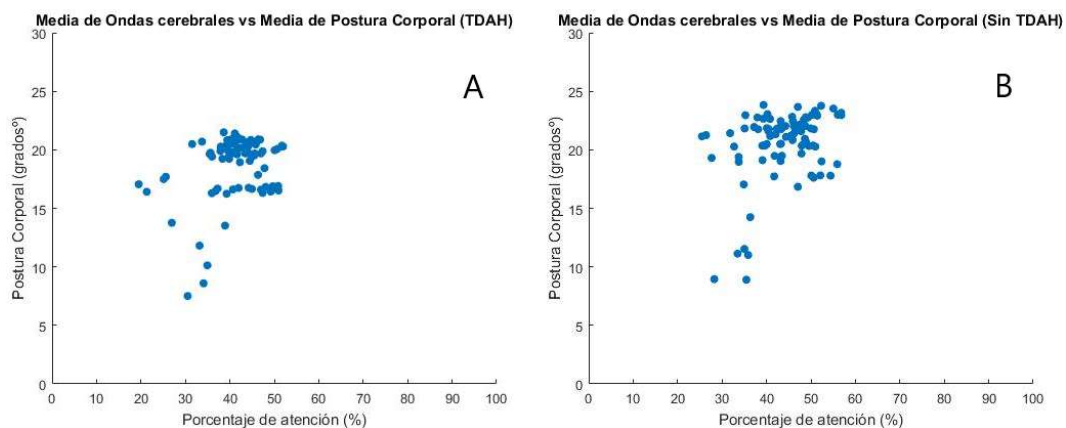


Figura 5.18. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs media PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs media PC).

En la figura 5.19A se grafica la intersección de los vectores: Media de las ondas cerebrales TDAH vs Varianza de la postura corporal TDAH, en la figura 5.19B se grafican los vectores: Media de las ondas cerebrales sin TDAH vs Varianza de la postura corporal sin TDAH.

En la figura 5.20A se grafica la intersección de los vectores: Media de las ondas cerebrales TDAH vs Oblicuidad de la postura corporal TDAH, en la figura 5.20B se grafican los vectores: Media de las ondas cerebrales sin TDAH vs Oblicuidad de la postura corporal sin TDAH.

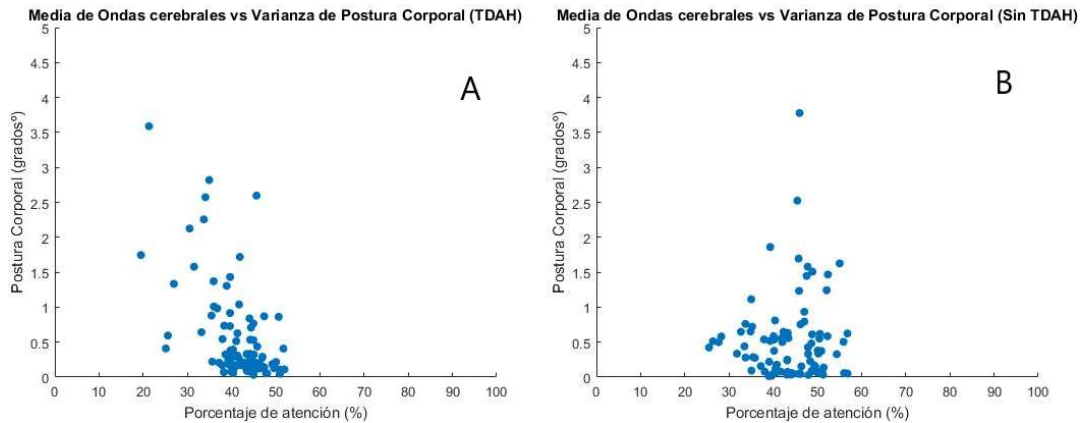


Figura 5.19. Gráficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs varianza PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs varianza PC).

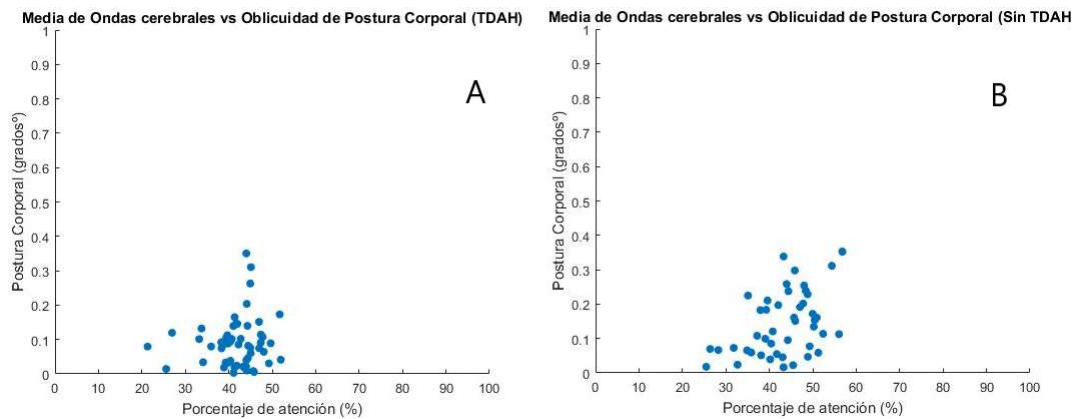


Figura 5.20. Gráficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs oblicuidad PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs oblicuidad PC).

En la figura 5.21A se grafica la intersección de los vectores: Media de las ondas cerebrales TDAH vs Curtuosis de la postura corporal TDAH, en la figura 5.21B se grafican los vectores: Media de las ondas cerebrales sin TDAH vs Curtuosis de la postura corporal sin TDAH.

En la figura 5.22A se grafica la intersección de los vectores: Media de las ondas cerebrales TDAH vs Desviación Estándar de la postura corporal TDAH, en la figura 5.22B se grafican los vectores: Media de las ondas cerebrales sin TDAH vs Desviación Estándar de la postura corporal sin TDAH.

En la figura 5.23A se grafica la intersección de los vectores: Media de las ondas cerebrales TDAH vs Máximo de la postura corporal TDAH, en la figura 5.23B se grafican los vectores: Media de las ondas cerebrales sin TDAH vs Máximo de la postura corporal sin TDAH.

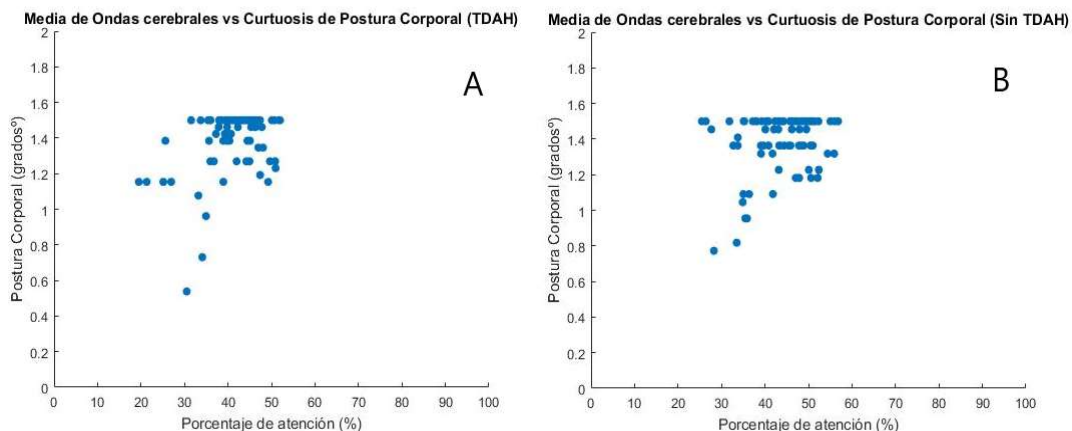


Figura 5.21. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs curtuosis PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs curtuosis PC).

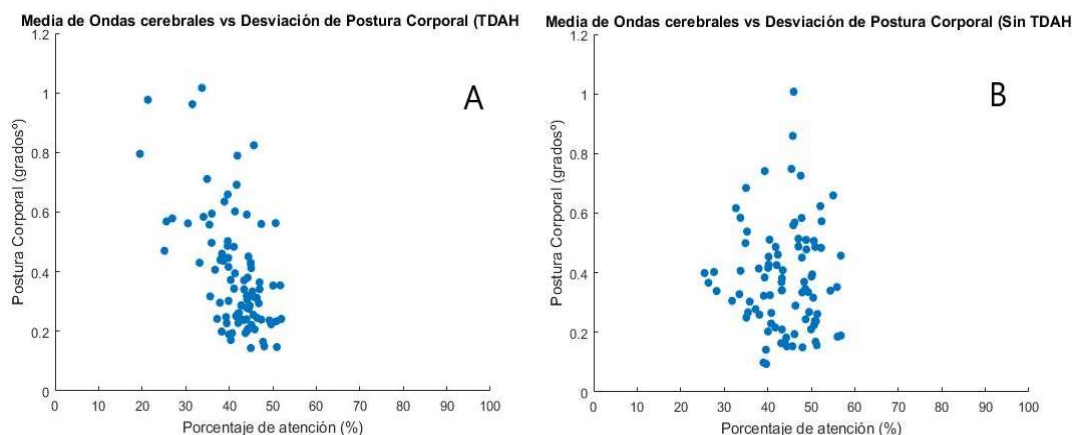


Figura 5.22. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs desviación PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs desviación PC).

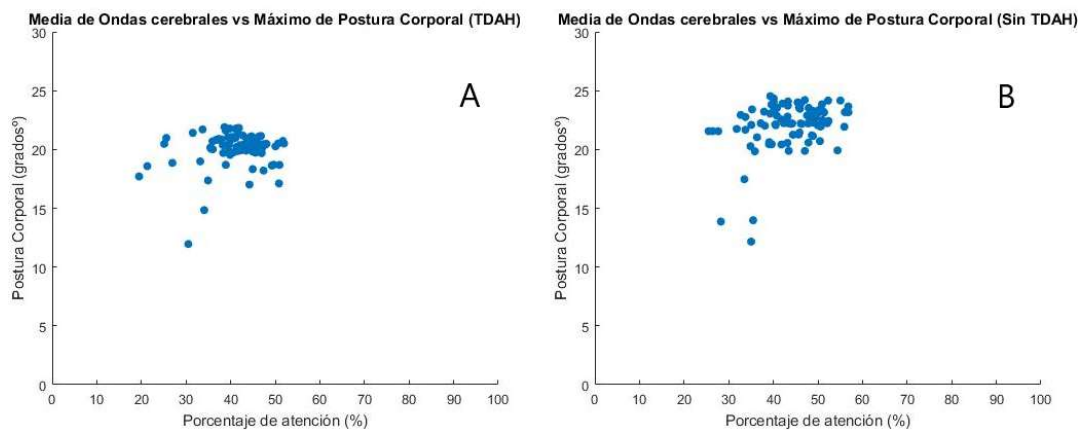


Figura 5.23. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs máximo PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs máximo PC).

En la figura 5.24A se grafica la intersección de los vectores: Media de las ondas cerebrales TDAH vs Mínimo de la postura corporal TDAH, en la figura 5.24B se grafican los vectores: Media de las ondas cerebrales sin TDAH vs Mínimo de la postura corporal sin TDAH.

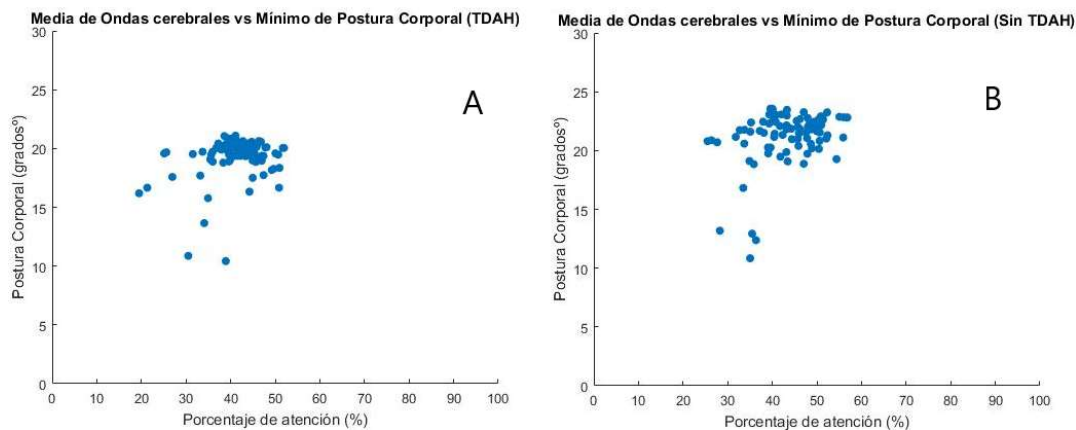


Figura 5.24. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs mínimo PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs mínimo PC).

En la figura 5.25A se grafica la intersección de los vectores: Media de las ondas cerebrales TDAH vs Rango de la postura corporal TDAH, en la figura 5.25B se grafican los vectores: Media de las ondas cerebrales sin TDAH vs Rango de la postura corporal sin TDAH.

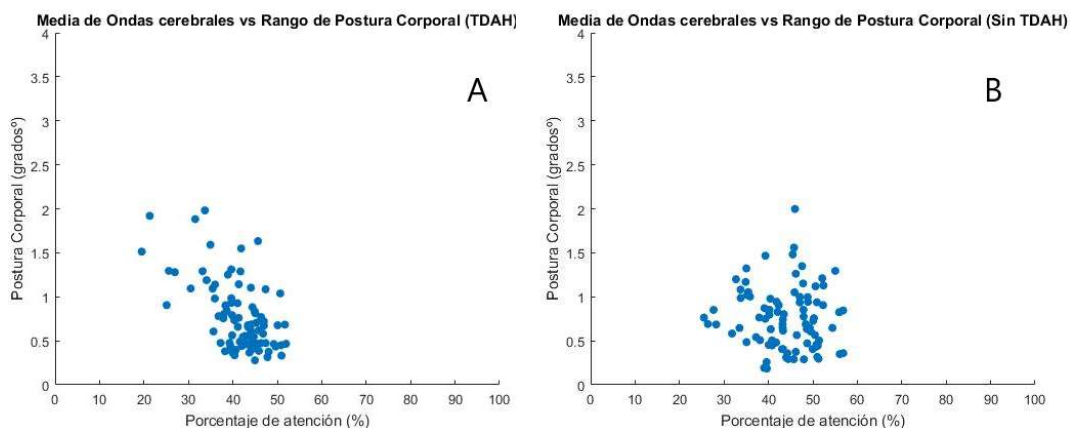


Figura 5.25. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs rango PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs rango PC).

En la figura 5.26A se grafica la intersección de los vectores: Media de las ondas cerebrales TDAH vs Moda de la postura corporal TDAH, en la figura 5.26B se grafican los vectores: Media de las ondas cerebrales sin TDAH vs Moda de la postura corporal sin TDAH.

En la figura 5.27A se grafica la intersección de los vectores: Media de las ondas cerebrales TDAH vs Mediana de la postura corporal TDAH, en la figura 5.27B se grafican los vectores: Media de las ondas cerebrales sin TDAH vs Mediana de la postura corporal sin TDAH.

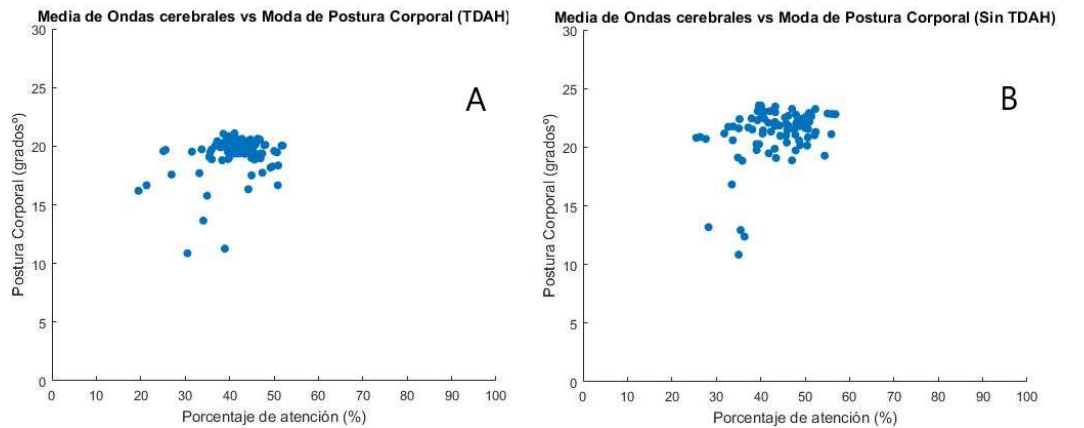


Figura 5.26. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs moda PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs moda PC).

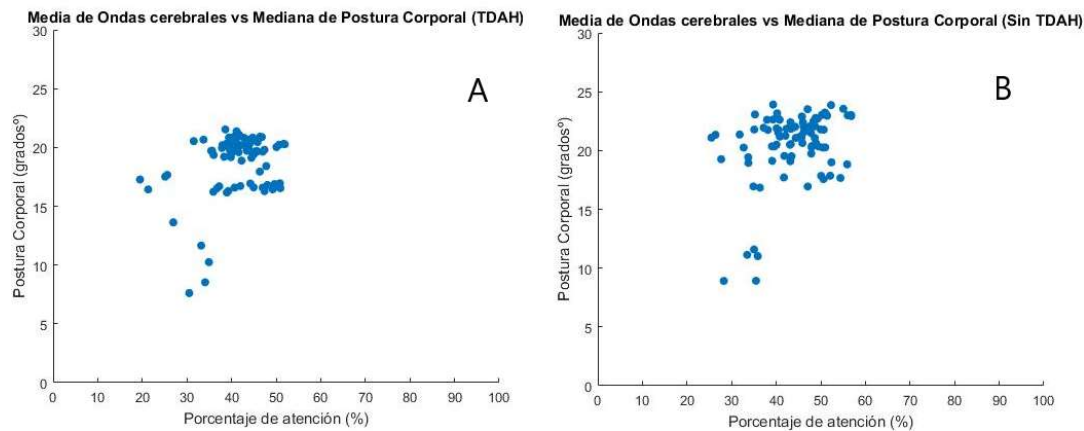


Figura 5.27. Graficas de dispersión 2D A) En niños con TDAH (media OC vs mediana PC). B) En niños sin TDAH (media OC vs mediana PC).

- Se grafican los diagramas del comportamiento en el tiempo de cada una de las características extraídas, tanto en la postura corporal como en las ondas cerebrales. Estos diagramas son una herramienta fundamental para poder entender las tendencias de cada una de las características y también para poder diferenciar el comportamiento de las mismas entre los niños con TDAH y los niños sin TDAH.

En la figura 5.28A se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Media de las ondas cerebrales TDAH y en la figura 5.28B se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Media de las ondas cerebrales sin TDAH.

En la figura 5.29A se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Media de la postura corporal TDAH y en la figura 5.29B se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Media de la postura corporal sin TDAH.

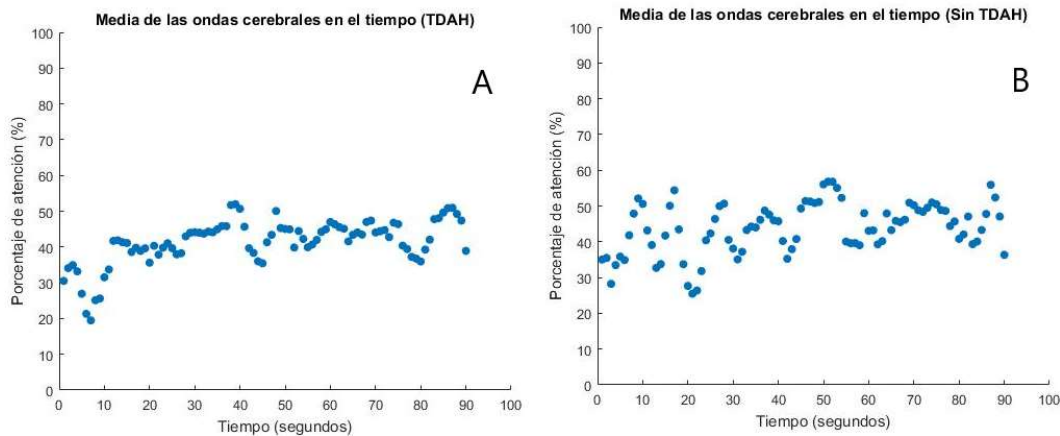


Figura 5.28. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Media de las ondas cerebrales en niños con TDAH. B) Media de las ondas cerebrales en niños sin TDAH.

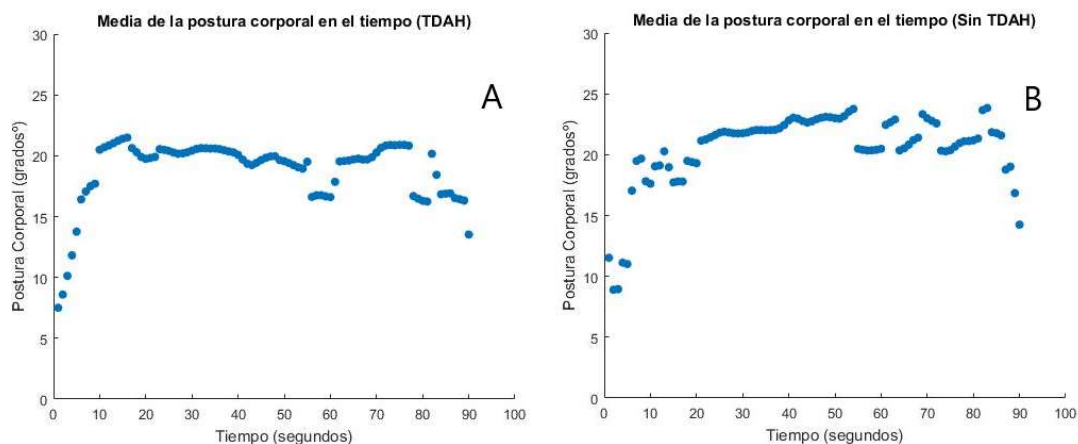


Figura 5.29. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Media de la postura corporal en niños con TDAH. B) Media de la postura corporal en niños sin TDAH.

En la figura 5.30A se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Varianza de la postura corporal TDAH y en la figura 5.30B se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Varianza de la postura corporal sin TDAH.

En la figura 5.31A se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Oblicuidad de la postura corporal TDAH y en la figura 5.31B se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Oblicuidad de la postura corporal sin TDAH.

En la figura 5.32A se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Curtuosis de la postura corporal TDAH y en la figura 5.32B se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Curtuosis de la postura corporal sin TDAH.

En la figura 5.33A se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Desviación Estándar de la postura corporal TDAH y en la figura 5.33B se grafica la el comportamiento en el tiempo de la Desviación Estándar de la postura corporal sin TDAH.

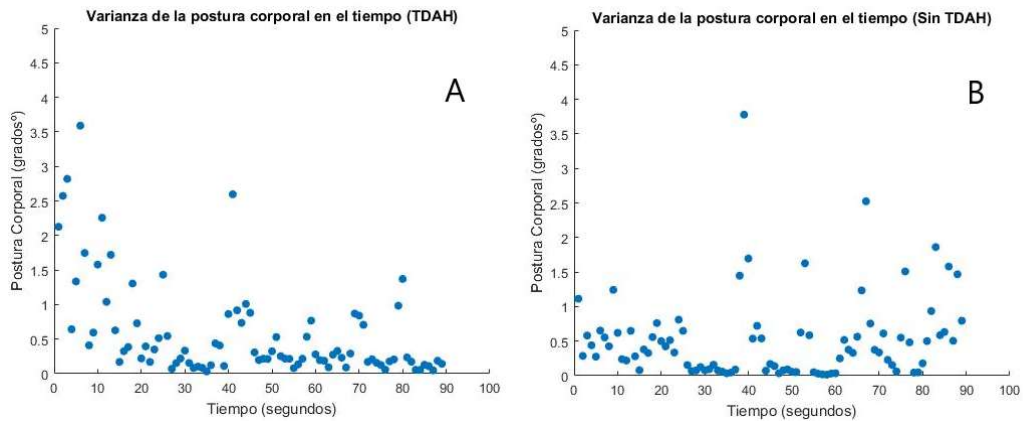


Figura 5.30. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Varianza de la postura corporal en niños con TDAH. B) Varianza de la postura corporal en niños sin TDAH.

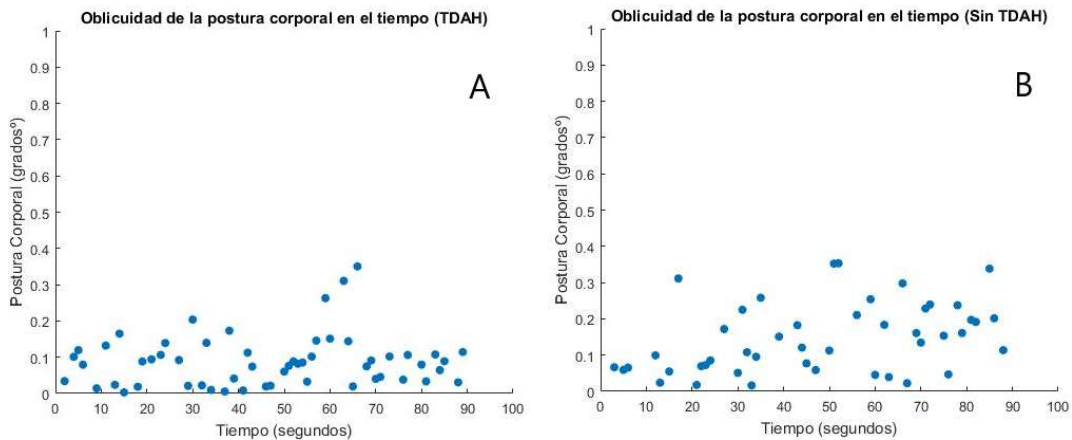


Figura 5.31. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Oblicuidad de la postura corporal en niños con TDAH. B) Oblicuidad de la postura corporal en niños sin TDAH.

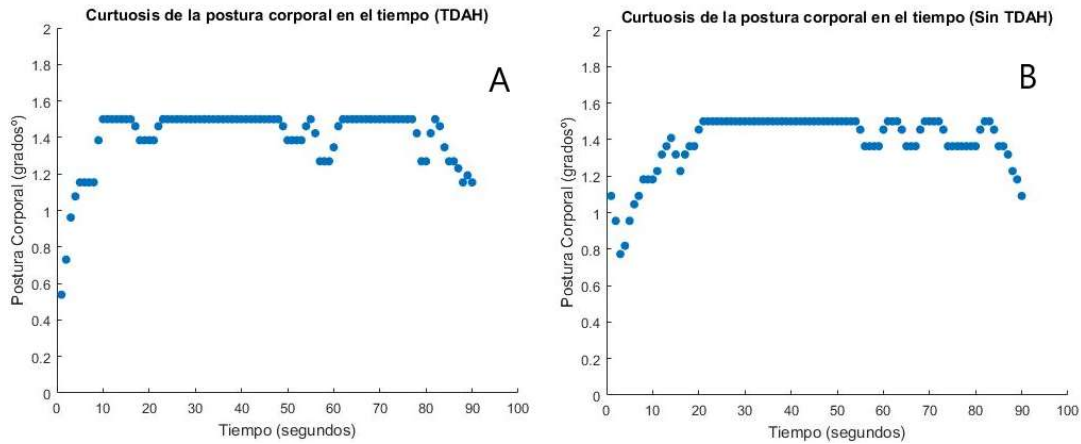


Figura 5.32. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Curtuosis de la postura corporal en niños con TDAH. B) Curtuosis de la postura corporal en niños sin TDAH.

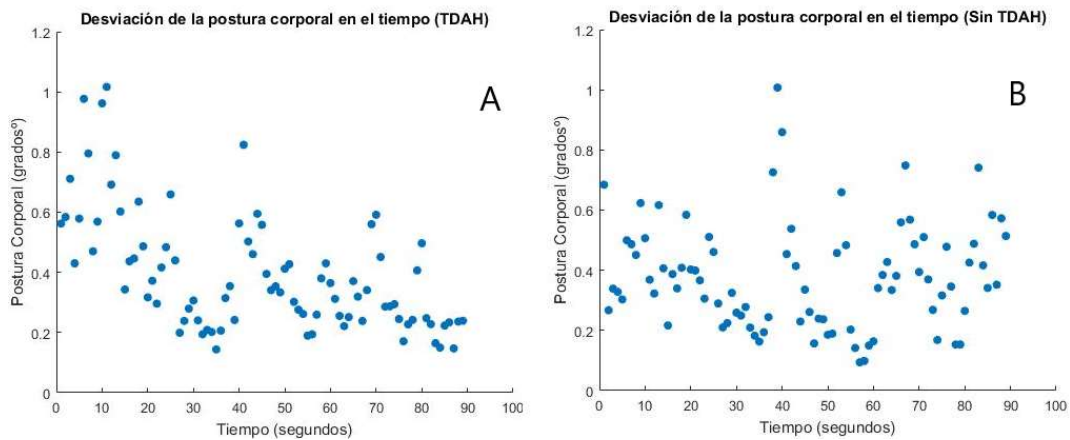


Figura 5.33. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Desviación Estándar de la postura corporal en niños con TDAH. B) Desviación Estándar de la postura corporal en niños sin TDAH.

En la figura 5.34A se grafica la el comportamiento en el tiempo del Máximo de la postura corporal TDAH y en la figura 5.34B se grafica la el comportamiento en el tiempo del Máximo de la postura corporal sin TDAH.

En la figura 5.35A se grafica la el comportamiento en el tiempo del Mínimo de la postura corporal TDAH y en la figura 5.35B se grafica la el comportamiento en el tiempo del Mínimo de la postura corporal sin TDAH.

En la figura 5.36A se grafica la el comportamiento en el tiempo del Rango de la postura corporal TDAH y en la figura 5.36B se grafica la el comportamiento en el tiempo del Rango de la postura corporal sin TDAH.

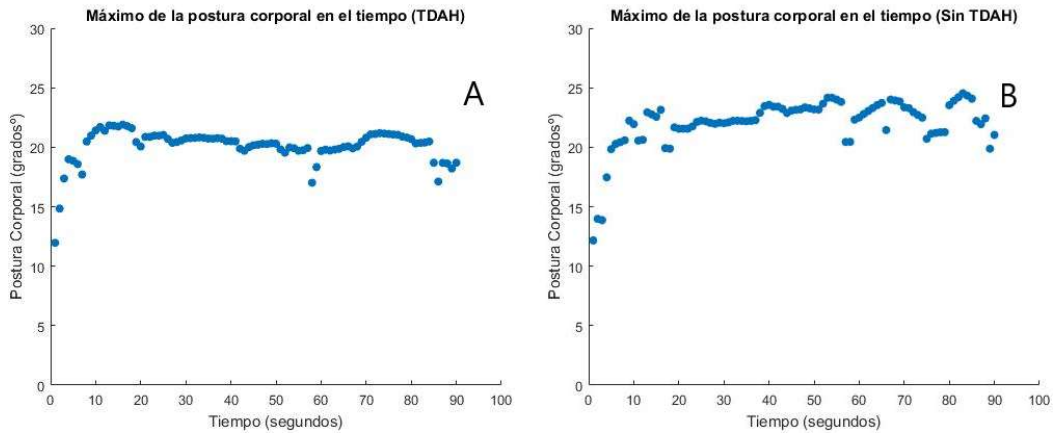


Figura 5.34. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Máximo de la postura corporal en niños con TDAH. B) Máximo de la postura corporal en niños sin TDAH.

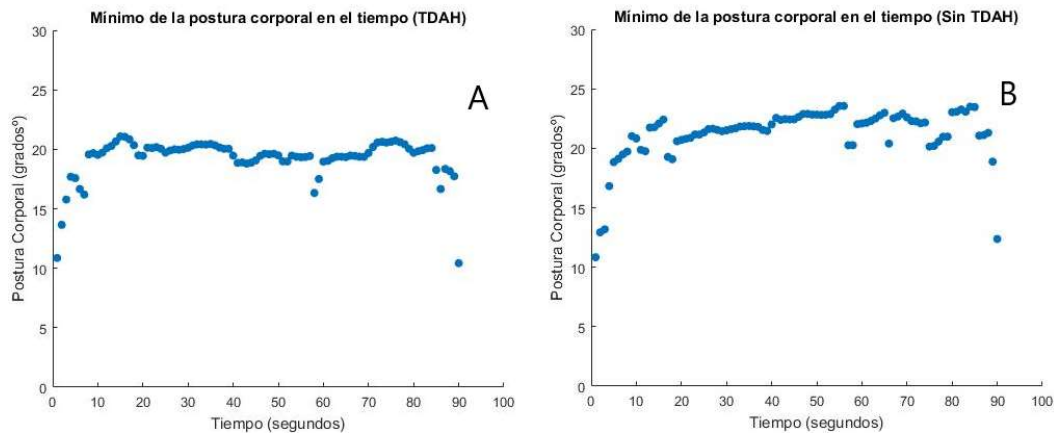


Figura 5.35. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Mínimo de la postura corporal en niños con TDAH. B) Mínimo de la postura corporal en niños sin TDAH.

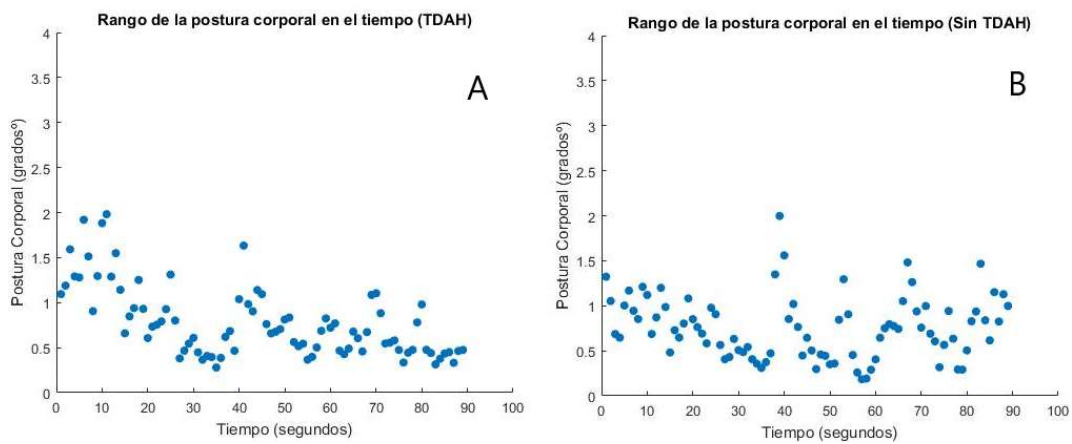


Figura 5.36. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Rango de la postura corporal en niños con TDAH. B) Rango de la postura corporal en niños sin TDAH.

En la figura 5.37A se grafica la el comportamiento en el tiempo del Moda de la postura corporal TDAH y en la figura 5.37B se grafica la el comportamiento en el tiempo del Moda de la postura corporal sin TDAH.

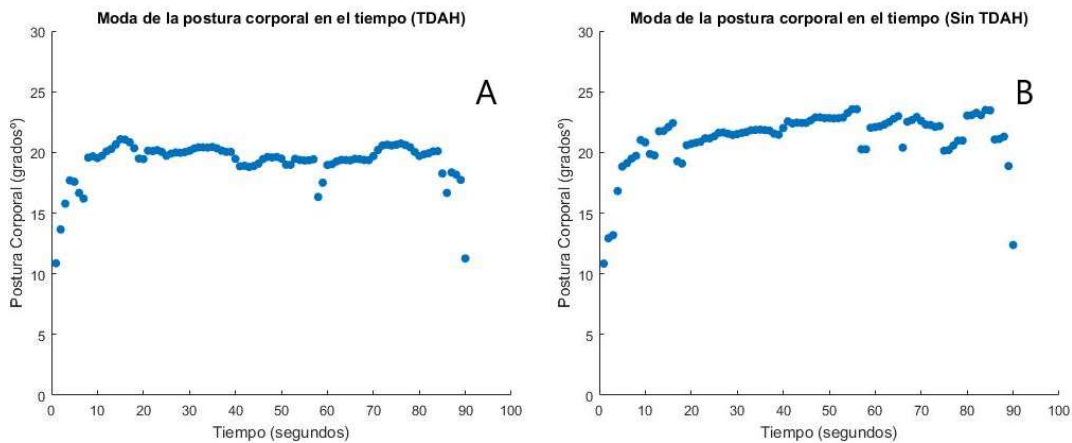


Figura 5.37. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Moda de la postura corporal en niños con TDAH. B) Moda de la postura corporal en niños sin TDAH.

En la figura 5.38A se grafica la el comportamiento en el tiempo del Mediana de la postura corporal TDAH y en la figura 5.38B se grafica la el comportamiento en el tiempo del Mediana de la postura corporal sin TDAH.

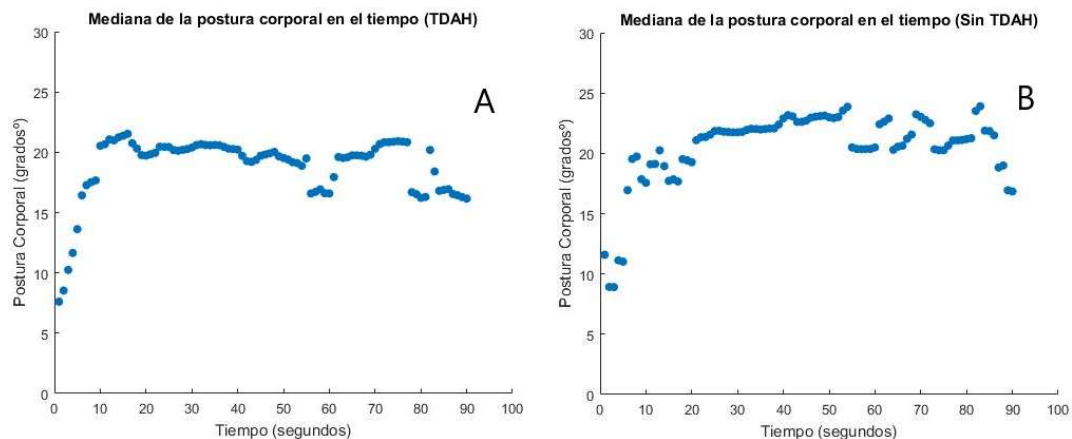


Figura 5.38. Graficas de comportamiento en el tiempo A) Mediana de la postura corporal en niños con TDAH. B) Mediana de la postura corporal en niños sin TDAH.

### Modelado de los datos

En esta etapa del análisis de datos se realizan las siguientes acciones:

- Se obtiene el factor de correlación ( $\rho_{xy}$ ) entre cada característica independiente extraída de la postura corporal (X) y la característica dependiente extraída del

porcentaje de atención (Y), tanto para los niños con TDAH como para los niños sin TDAH (mostrados en la tabla 5.4).

Tabla 5.4. *Coefficientes de correlación por característica extraída en los niños con TDAH.*

Característica Extraída	Coefficiente de correlación ( $\rho_{xy}$ ) en niños con TDAH	Coefficiente de correlación ( $\rho_{xy}$ ) en niños sin TDAH
Media	0.3454	0.3749
Varianza	-0.1278	-0.1024
Oblicuidad	0.1009	0.1973
Curtuosis	0.4056	0.2556
Desviación Estándar	-0.2598	-0.1091
Máximo	0.1797	0.3668
Mínimo	0.2939	0.3801
Rango	-0.3004	-0.1281
Moda	0.2993	0.3801
Mediana	0.3465	0.3701

- Utilizando la técnica de regresión lineal múltiple (Celaya et al., 2018), cuyo modelo matemático se muestra en la ecuación 8 se obtienen 2 modelos matemáticos lineales, utilizando el software de Matlab: el primer modelo (original) se obtiene con la función “regress” considerando el coeficiente  $b_0$ , y el segundo modelo denominado “fit” o “de ajuste” (Mathworks, 2019; Garcia et al., 2019a), se obtiene con la función “fitlm” sin considerar el coeficiente  $b_0$ .
- También se obtiene el desempeño de un modelo matemático No-lineal denominado “fit no lineal” o “de ajuste no lineal” se obtiene con la función “fitnlm” (Mathworks, 2019; Garcia et al., 2019a), este modelo matemático No-lineal es empleado en este análisis y tiene la forma que se muestra en la Ecuación 9.

$$Y = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + .. + b_n * x_n \tag{Ecuación 8}$$

Donde:

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{1,1} & x_{2,1} & \dots & \dots & x_{k,1} \\ 1 & x_{1,2} & \dots & \dots & \dots & x_{k,2} \\ 1 & \vdots & \dots & \dots & \dots & \vdots \\ 1 & x_{1,n-2} & \dots & \dots & \dots & \vdots \\ 1 & x_{1,n-1} & \dots & \dots & \dots & \vdots \\ 1 & x_{1,n} & \dots & \dots & \dots & x_{k,n} \end{bmatrix}$$

Es la matriz de las características independientes.

$$Y = \begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ y_n \end{bmatrix}$$
 Es el vector de la variable dependiente, calculado a partir de la matriz de características X.

$$B = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b \\ b_3 \\ b_4 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ b_n \end{bmatrix}$$
 Es el vector de los coeficientes calculados en la regresión lineal para el modelo.

$$Y = b_1 + b_2 * x_1^{b_3} + b_4 * x_2^{b_5} + \dots + b_n * x_m^{b_{n+1}} \quad \text{Ecuación 9}$$

### **5.6 RESULTADOS DEL ANÁLISIS COMPARATIVO ENTRE EL DESEMPEÑO DE MODELOS DE REGRESIÓN LINEAL Y NO LINEAL BASADO EN LA CORRELACIÓN POSTURA-ATENCIÓN**

Los 2 modelos matemáticos lineales utilizados en el análisis matemático tienen la forma que describe la ecuación 7 el modelo matemático No-lineal empleado en este análisis tiene la forma que se muestra en la ecuación 9.

Se realiza la comparación entre 14 combinaciones de características donde varía la respuesta de cada uno de los 3 modelos matemáticos respecto a la correlación con el comportamiento del porcentaje de atención. Los coeficientes de correlación  $\rho_{xy}$  obtenidos por los modelos matemáticos en cada interacción se muestran en la tabla 5.5.

Tabla 5.5. Coeficientes de Correlación ( $\rho_{xy}$ ) obtenidos por los 3 modelos matemáticos aplicados a cada combinación de características.

#	Características Extraídas	Factor de Correlación ( $\rho_{xy}$ ) en Niños con TDAH			Factor de Correlación ( $\rho_{xy}$ ) en Niños sin TDAH		
		Modelo de regresión lineal	Modelo de ajuste lineal	Modelo de ajuste No-Lineal	Modelo de regresión lineal	Modelo de ajuste lineal	Modelo de ajuste No-Lineal
1	Media Varianza Oblicuidad	<b>0.5600</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.36	<b>0.3507</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.02	<b>0.5839</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.29	<b>0.3917</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.72	<b>0.3885</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.69	<b>0.4110</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.74
2	Curiosis Máximo Mínimo	<b>0.5314</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.48	<b>0.5300</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.45	<b>0.5128</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.56	<b>0.3878</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.73	<b>0.3872</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.7	<b>0.3847</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.82
3	Media Varianza Oblicuidad Curiosis	<b>0.5687</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.35	<b>0.4195</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.88	<b>0.6074</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.2	<b>0.4518</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.55	<b>0.4516</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.52	<b>0.4516</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.59
4	Media Varianza Oblicuidad Curiosis Desviación E.	<b>0.6404</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.02	<b>0.6387</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.01	<b>0.6196</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.27	<b>0.4674</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.53	<b>0.4582</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.53	<b>0.4827</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.48
5	Media Varianza Oblicuidad Curiosis Desviación E. Máximo	<b>0.6679</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 4.90	<b>0.6648</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 4.89	<b>0.6502</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.11	<b>0.4756</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.54	<b>0.4669</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.54	<b>0.4878</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.58
6	Media Varianza Oblicuidad Curiosis Desviación E. Máximo Mínimo	<b>0.6708</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 4.91	<b>0.6685</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 4.9	<b>0.6457</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.19	<b>0.4760</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.58	<b>0.4690</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.57	<b>0.4919</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.73
7	Media Varianza Oblicuidad Curiosis Desviación E. Máximo Rango	<b>0.6715</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 4.91	<b>0.6685</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 4.9	<b>0.6503</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 5.2	<b>0.4766</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.57	<b>0.4690</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.57	<b>0.4827</b> <i>Error</i> cuadrático medio= 6.77

8	Media Varianza Oblicuidad Curtuosis Desviación E. Máximo Mediana	<b>0.6741</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.89	<b>0.6737</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.87	<b>0.6457</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 5.16	<b>0.4756</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.58	<b>0.4679</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.57	<b>0.4909</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.65
9	Media Varianza Oblicuidad Curtuosis Desviación E. Máximo Moda	<b>0.6710</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.91	<b>0.6693</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.89	<b>0.6212</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 5.33	<b>0.4760</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.58	<b>0.4690</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.57	<b>0.4919</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.73
10	Media Varianza Oblicuidad Curtuosis Desviación E. Máximo Mínimo Rango	<b>0.6714</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.91	<b>0.6685</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.9	<b>0.6308</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 5.38	<b>0.4765</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.57	<b>0.4690</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.57	<b>0.5079</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.74
11	Media Varianza Oblicuidad Curtuosis Desviación E. Máximo Mínimo Rango Moda Mediana	<b>0.6778</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.934	<b>0.6760</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.92	<b>0.6828</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 5.12	<b>0.4763</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.62	<b>0.4701</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.61	<b>0.5108</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.73
12	Media Curtuosis Desviación E. Máximo Mínimo Rango Moda Mediana	<b>0.7096</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.67	<b>0.6708</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.89	<b>0.6465</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 5.26	<b>0.4547</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.62	<b>0.4527</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.59	<b>0.4560</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.79
13	Media Curtuosis Máximo Mínimo Rango Moda Mediana	<b>0.7315</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.49	<b>0.6708</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 4.86	<b>0.6379</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 5.27	<b>0.4609</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.56	<b>0.4527</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.55	<b>0.4289</b> <i>Error</i> <i>cuadrático</i> <i>medio=</i> 6.93

14	Media	0.6770	0.6752	0.6892	0.4673	0.4615	0.5366
	Oblicuidad	Error	Error	Error	Error	Error	Error
	Curtuosis	cuadrático	cuadrático	cuadrático	cuadrático	cuadrático	cuadrático
	Máximo	medio=	medio=	medio= 4.8	medio=	medio=	medio=
	Mínimo	4.87	4.86		6.57	6.56	6.48
	Moda						
	Mediana						

Los resultados obtenidos muestran que el mejor desempeño obtenido por parte del “Modelo no lineal FIT” de ajuste para ambos casos (El caso de niños con TDAH y el caso de niños sin TDAH) se obtiene con la combinación 14 de las características: Media, Oblicuidad, Curtuosis, Máximo, Mínimo, Moda y Mediana. En esta combinación de características el modelo no lineal alcanza un coeficiente de correlación máximo de  $\rho_{xy} = 0.6892$  para niños con TDAH y un coeficiente de correlación máximo de  $\rho_{xy} = 0.5366$  para niños sin TDAH, sin restricción alguna.

Respecto a los modelos lineales, el “Modelo de Regresión Lineal” obtiene un desempeño superior comparado al “Modelo lineal FIT” de ajuste en ambos casos (El caso de niños con TDAH y el caso de niños sin TDAH). El “Modelo de Regresión Lineal” obtiene su mejor desempeño con la combinación 13 de las características: Media, Curtuosis, Máximo, Mínimo, Rango, Moda y Mediana para el caso de niños con TDAH. En esta combinación de características el “Modelo de Regresión Lineal” alcanza un coeficiente de correlación máximo de  $\rho_{xy} = 0.7315$  para niños con TDAH y para el caso de niños sin TDAH el “Modelo de Regresión Lineal” obtiene su mejor desempeño con la combinación 7 de las características: Media, Varianza, Oblicuidad, Curtuosis, Desviación Estándar, Máximo y Rango, consiguiendo un coeficiente de correlación máximo de  $\rho_{xy} = 0.4766$ , sin restricción alguna. Finalmente el “Modelo lineal FIT” de ajuste, obtiene su mejor desempeño con la combinación 11 de las características: Media, Varianza, Oblicuidad, Curtuosis, Desviación Estándar, Máximo, Mínimo, Rango, Moda y Mediana consiguiendo un coeficiente de correlación máximo de  $\rho_{xy} = 0.6760$  para el caso de niños con TDAH y un coeficiente de correlación máximo de  $\rho_{xy} = 0.4701$  para el caso de niños sin TDAH.

Se seleccionan los 2 modelos con mayor correlación para cada caso debido a que a mayor correlación existente, mayor será la dependencia del nivel de atención sobre la postura corporal. Los resultados muestran que para el caso de niños con TDAH el mejor desempeño lo muestra el “Modelo de Regresión Lineal” (detallado en la ecuación 10), alcanzando una correlación de 73.15% la cual se ilustra en la figura 5.39A y se encuentra en el intervalo de “Correlación considerable” y para el caso de niños sin TDAH el mejor desempeño lo muestra el “Modelo no lineal FIT” de ajuste (detallado en la ecuación 11) alcanzando una correlación de 53.66% la cual se ilustra en la figura 5.39B y se encuentra en el intervalo de “Correlación media” (GEO tutoriales, 2015).

Finalmente en la tabla 5.6 se representan los resultados finales obtenidos de cada modelo matemático, utilizando como métricas de medición el coeficiente de correlación ( $\rho_{xy}$ ) y el coeficiente de determinación ( $\rho_{xy}^2$ ) para cada caso.

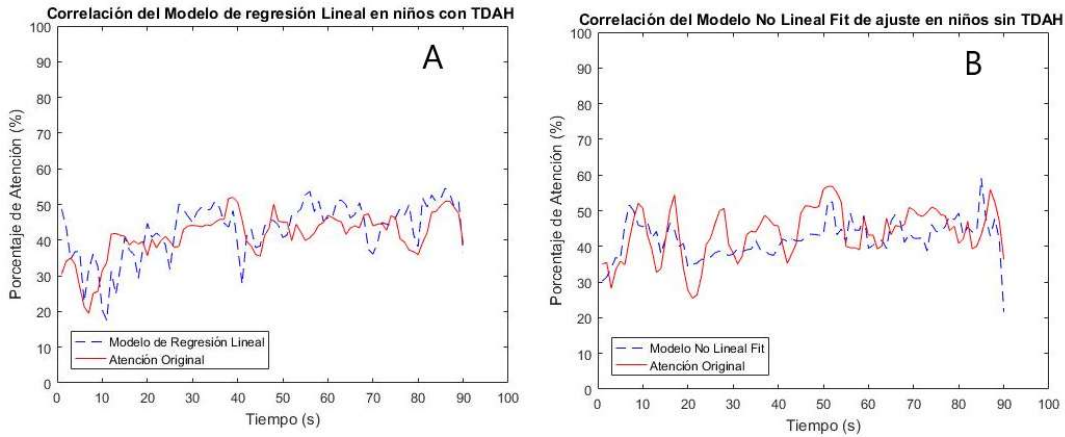


Figura 5.39. A) Gráfica del mejor desempeño obtenido por el “Modelo de Regresión Lineal” en niños con TDAH. B) Gráfica del mejor desempeño obtenido por el “Modelo no lineal FIT” de ajuste en niños sin TDAH.

$$Y = 80.0979 - 3.3428x_1 + 21.6431x_2 - 146.9778x_3 + 0.1x_4 + 126.6361x_5 + 144.9420x_6 + 2.1607x_7 \quad \text{Ecuación 10}$$

Donde:

- $x_1$  = Media de la postura corporal
- $x_2$  = Curtuosidad de la postura corporal
- $x_3$  = Máximo de la postura corporal
- $x_4$  = Mínimo de la postura corporal
- $x_5$  = Rango de la postura corporal
- $x_6$  = Moda de la postura corporal
- $x_7$  = Mediana de la postura corporal

$$Y = -47.3342 + 2.6752x_1^{-1.09} + 973.0925x_2^{4.44} - 2.8656x_3^{5.5793} - 22.3758x_4^{0.4293} + 0.379x_5^{1.3284} + 0.379x_6^{1.3284} + 189.9728x_7^{-0.2993} \quad \text{Ecuación 11}$$

Donde:

- $x_1$  = Media de la postura corporal
- $x_2$  = Oblicuidad de la postura corporal
- $x_3$  = Curtuosidad de la postura corporal

$x_4$  = Máximo de la postura corporal

$x_5$  =Mínimo de la postura corporal

$x_6$  = Moda de la postura corporal

$x_7$  = Mediana de la postura corporal

Tabla 5.6. *Coefficientes de Correlación ( $\rho_{xy}$ ) y de determinación ( $\rho_{xy}^2$ ) obtenidos para cada modelo de regresión lineal múltiple.*

Modelo	Coefficiente de correlación ( $\rho_{xy}$ ) en niños con TDAH	Coefficiente de correlación ( $\rho_{xy}$ ) en niños sin TDAH	Coefficiente de determinación ( $\rho_{xy}^2$ ) en niños con TDAH	Coefficiente de determinación ( $\rho_{xy}^2$ ) en niños sin TDAH
Regresión Lineal Múltiple (Regress)	0.7315	0.4766	0.5350	0.2271
Regresión Lineal Ajuste Fit (Fitlm)	0.6760	0.4701	0.4569	0.2209
Regresión No Lineal Ajuste Fit (Fitnlm)	0.6892	0.5366	0.4749	0.2879

### CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

Los resultados obtenidos en el experimento Computadora/Tablet nos reflejan mayor concentración alcanzada por los usuarios al manipular una tablet que manipulando el mouse de una computadora de escritorio, lo cual indica que el mouse influye como un agente distractor al ejecutar una tarea en específico.

Las diademas analizadas tienen características específicas, el rendimiento de cada una depende de la aplicación que se desee realizar. Minwave es la diadema más versátil, aunque solo tiene un sensor, es la diadema ideal para medir el nivel de atención, Muse es la diadema con el tiempo de muestreo más largo a pesar de tener cuatro sensores y Emotiv Epoc es la diadema más completa, aunque su desventaja es su baja practicidad.

El análisis estadístico realizado sobre las muestras obtenidas arroja como resultado que el nivel de atención en los estudiantes con TDAH es menor comparado con el nivel de atención de los estudiantes sin TDAH. La atención de los estudiantes con TDAH es mas dispersa que la de los estudiantes sin TDAH, debido a que presenta cambios muy abruptos a través del tiempo. El comportamiento de la atención en los estudiantes con TDAH alcanza picos altos y bajos lo cual es una característica típica de la dispersión.

En los diagramas de dispersión 2D se pueden observar patrones propios de cada una de las características extraídas donde a partir de estos se puede realizar una clasificación

donde se obtengan 2 grupos de pertenencia los cuales serian: niños con TDAH y niños sin TDAH.

Se obtienen 2 modelos matemáticos en forma de polinomios utilizando 3 métodos distintos de regresión lineal: método de regresión lineal múltiple y método de ajuste. El método de regresión lineal múltiple resulta tener un mejor desempeño en la predicción del nivel de atención, obteniendo un coeficiente de correlación máximo de 0.7315, mientras que el método de ajuste obtuvo un coeficiente de correlación de 0.6760.

# CAPÍTULO

## 6 DISCUSIONES

Los resultados obtenidos sobre el análisis de datos muestran que las 3 características estadísticas más influyentes sobre la correlación entre la postura corporal y el nivel de atención son la media, curtosis y mediana para el caso de niños con TDAH y las características más influyentes para el caso de niños sin TDAH son la media, mínimo y moda.

El coeficiente de correlación máximo obtenido se encuentra en el intervalo de correlación media a considerable, lo cual denota que la variable de postura corporal puede ser considerada como un parámetro que influye en el nivel de atención de las personas.

El “Modelo no lineal FIT” de ajuste mostró una ventaja en su mayor desempeño utilizando la combinación 14 de solo 7 características extraídas, esto implica un mejor desempeño con un ahorro de coste computacional.

El “Modelo Lineal de Regresión” mostró obtener la mayor correlación comparada con la correlación máxima obtenida por el “Modelo no lineal FIT” y por el “Modelo lineal FIT”, esta característica lo hace candidato para ser el modelo utilizado en la búsqueda de correlación de la postura corporal con el porcentaje de atención alcanzando una correlación máxima de 73.15% en niños con TDAH y de 47.66% en niños sin TDAH.

Algunas limitantes de los resultados obtenidos fueron las siguientes: El sistema solo fue implementado para máximo 2 usuarios, la correlación obtenida aún está por debajo del 75% a pesar de que se encuentre en un rango considerable.

Una de las ventajas más importantes de este trabajo es el planteamiento de la correlación entre la postura corporal y la atención ya que es una base para las futuras investigaciones en este campo del conocimiento

### CONCLUSIONES

Este trabajo puede dividirse en 2 etapas globales, la primera etapa comprende la implementación del software y hardware del sistema y la segunda etapa describe la experimentación realizada, utilizando el sistema como instrumento de medición. Los objetivos planteados al inicio de este trabajo se enfocan directamente en la primera etapa de los cuales podemos concluir los siguientes puntos:

- La técnica utilizada para leer los datos de las variables fisiológicas a través de los sensores presentó varias ventajas en el acoplamiento de las señales. La ventaja en la etapa de adquisición de datos utilizando el dispositivo MindWave fue que se logró tener acceso a los datos procesados por el fabricante. Con esto se consiguió establecer una interfaz que permite el acceso libre a la información de la diadema MindWave. Esta interfaz es un aporte para los trabajos futuros que utilicen el mismo dispositivo para medir el nivel de atención de una persona. Otra ventaja en la lectura de los datos se presenta en la etapa de adquisición de la postura corporal, donde se realizó el proceso de implementación del dispositivo de forma completa. Esto originó que se describieran cada uno de los pasos para poder procesar los datos en crudo provenientes del acelerómetro y del giroscopio del sensor MPU-6050, lo cual representa un aporte metodológico para los trabajos futuros que desarrollen aplicaciones utilizando la información de este sensor.

- La instrumentación electrónica de los sensores resultó en un sistema global eficiente, ya que en un inicio se realizó por separado la lectura de cada una de las variables para lo cual se implementaron 2 sistemas electrónicos independientes uno para la lectura de las ondas cerebrales y otro para la lectura de la postura corporal, posteriormente se decidió unificar ambos sistemas, lo cual requirió ajustar la transmisión y recepción de datos de tal manera que no se presentara desincronización entre el dispositivo local y los dispositivos remotos, lo cual en caso de suceder originaría la pérdida de la comunicación. Esto se logró estableciendo un canal de comunicación distinto para cada sensor utilizando dos puertos virtuales para la transferencia de los datos. La unificación de estos sistemas en un sistema global es un aporte pionero en este campo de estudio ya que en la literatura no se encuentra descrito un desarrollo electrónico similar. Otra de las ventajas que presenta el sistema al utilizar 2 variables para determinar el nivel de atención respecto a los sistemas encontrados en la literatura es que el porcentaje de atención obtenido engloba una mayor cantidad de factores (ondas cerebrales beta y gamma, postura corporal) que influyen en el proceso cognitivo del usuario, lo cual se traduce en una descripción más específica del comportamiento de la atención del usuario.

- El hecho de generar una interfaz gráfica donde se pudiera desplegar la información de las variables al mismo tiempo que el usuario está ejecutando una tarea, complementó

el sistema implementado. Este complemento representa una ventaja sobre los sistemas que utilizan la información únicamente para otorgar un resultado final pero no permiten un monitoreo del comportamiento de las señales del usuario lo cual limita el análisis de la información que se presenta en el tiempo actual de la ejecución de la prueba, genera la omisión de reconocimiento de patrones e imposibilita la ejecución de acciones que pudieran mantener la atención en el usuario.

- La incorporación del sistema de retroalimentación visual en forma de semáforo fue de gran utilidad en las pruebas experimentales, ya que además de mostrar la información de las variables en la interfaz gráfica, visualizando los cambios de luz del semáforo también fue posible considerar el tiempo que el usuario permanecía en un nivel de atención alto, medio o bajo, y otros factores externos que lo provocaran. Este dispositivo tiene la ventaja de poder ser empleado en diferentes contextos de aplicación. El desarrollo del sistema multiusuario representa una iniciativa sobre la orientación del desarrollo de sistemas multiusuario para las aplicaciones relacionadas con la atención de las personas, ya que en la literatura solo se registran sistemas tipo monousuario para esta línea de investigación.

La segunda etapa de este trabajo de investigación comprende el proceso de experimentación y el análisis matemático propuesto para hallar la correlación entre el nivel de atención obtenido de las ondas cerebrales y la postura corporal, de esta etapa se concluyen los siguientes puntos:

- La toma de muestras utilizando este sistema en diferentes contextos resultó ser dinámica, esto se debió a la facilidad de colocación de la diadema y de la banda por parte del usuario. Esto implicó una ventaja en ahorro de tiempo y en confianza por parte del usuario para realizar la prueba. La métrica utilizada para medir el nivel de atención de los usuarios fue descrita en un rango de porcentaje del 0% al 100%, esta métrica tomó como referencia el porcentaje de presencia de las ondas cerebrales gamma y beta, lo cual nos devolvió un resultado cuantitativo. La ventaja de obtener un resultado cuantitativo es que fue posible cuantificarlo por niveles de atención, lo cual sirvió para determinar el cambio del color de la luz del semáforo en cada instante. La limitante al utilizar la métrica del porcentaje es que no existe una relación directa entre porcentaje – estado cognitivo, por lo que podría ser ambiguo establecer en que porcentaje se obtiene un “buen” nivel de atención. En las pruebas experimentales realizadas se observó que el nivel de atención cuantitativo en los usuarios al distraerse con algún factor externo tendía a caer, sin embargo el nivel de atención en los usuarios que parecían estar en estado de concentración se mantenía regularmente sobre el 50%.

- El análisis matemático que se llevó a cabo presenta un primer aporte sobre la postura corporal al estudio de la atención en las personas, debido a que en la literatura

no se encuentra documentado hasta ahora algún trabajo que la relacione. Este aporte promueve la exploración de otros tipos de variables que pudieran estar relacionadas con el nivel de atención en las personas. La limitante encontrada sobre el análisis matemático aplicando este sistema como instrumento de medición en las pruebas experimentales, fue el tamaño de la muestra empleada ya que pueden existir comportamientos o patrones omitidos en los resultados, por tal motivo será fundamental como trabajo a futuro realizar experimentaciones utilizando un mayor número de muestra de la población estudiada y realizar análisis comparativos que permitan deducir o encontrar datos reveladores.

La implementación de este sistema, la aplicación del mismo como instrumento de medición y el análisis matemático para encontrar la correlación entre la postura corporal y el nivel de atención obtenido de las ondas cerebrales; son acciones que reflejan un conjunto de acciones realizadas en este trabajo de investigación. Cada una de estas acciones generó un aporte al campo de estudio del conocimiento. La unificación de todas estas acciones forman un aporte global en diversos campos de estudio relacionados con el nivel de atención en las personas, logrando como resultado final: la implementación de un sistema no invasivo que involucra 2 variables fisiológicas y que genera una señal de retroalimentación visual.

### ***TRABAJO FUTURO***

Los resultados obtenidos en este trabajo son un aporte en los diversos campos de estudio relacionados con el nivel de atención en las personas. Como trabajo a futuro se han planteado diversas áreas de oportunidad en esta investigación que a continuación se describen:

- Incorporar al sistema una tercera variable fisiológica que sea fácil de implementar y se pueda adquirir con sensores de costo accesible, algunas candidatas son: la temperatura, nivel de humedad en la piel y ritmo cardiaco. Esto debido a la facilidad para realizar la adquisición de sus datos y a la basta documentación que existe al respecto en la literatura. Otra mejora significativa sería reproducir el experimento con un mayor número de población, para determinar comportamientos no tomados en cuenta en este trabajo que ayuden a aumentar el nivel de correlación obtenido hasta este momento.

- Generar un sistema que pueda admitir "n" usuarios empleando algún protocolo eficiente de comunicación inalámbrica entre los dispositivos. Con la finalidad de generar sistemas de experimentación más eficientes que permitan recabar la información de una muestra seleccionada en una menor cantidad de tiempo.

•A parte de la retroalimentación visual que se ha desarrollado en este trabajo un desarrollo a futuro sería la implementación de un sistema basada en alguna técnica de retroalimentación directa al usuario como sonidos binaurales con el propósito de mantener o estimular el nivel de atención del usuario en un tiempo específico, con ello se induciría a diversos estados cognitivos, no solo el de la atención si no también algunos otros como: la relajación, el sueño, la meditación entre otros.

•Utilizar los ángulos obtenidos de la postura corporal del usuario para replicar su comportamiento postural utilizando diseños de animación 3D. Esto con la finalidad de poder encontrar patrones de conducta que estén relacionados con el estímulo de la atención y establecer normas posturales que garanticen la inducción a este estado cognitivo.

---

# REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Aballay, L., Aciar, S. & Reategui, E. (2015). Propuesta de un método para detección de emociones en E-Learning. *44 JAIHO - ASAI 2015 16° Simposio Argentino de Inteligencia Artificial*, 1(1), 121-128. <https://bit.ly/2ZpOZ14>
- [2] Alvarez, C.L., Hernández, M.A., & Hernández, H.M. (2017). Automatic Evaluation of Learning Objects based on Cross-Entropy of Eye Fixations Minimization. In J.M. González-Calleros, (Eds.), *Interacción '17: XVIII International Conference on Human Computer Interaction* (pp. 1–4). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3123818.3123872>
- [3] Anuradha, J., Tisha, B., Ramachandran, V., Arulalan, K.V., & Tripath, B.K. (2010). Diagnosis of ADHD using svm algorithm. In R.K. Shyamasundar, & P. Deshpande, (Eds.), *COMPUTE '10: Proceedings of the Third Annual ACM Bangalore Conference* (pp. 1–4). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/1754288.1754317>
- [4] Asiry, O., Shen, H., & Calder, P. (2015). Extending attention span of ADHD children through an eye tracker directed adaptive user interface. In F. Kuo, S. Marshall, H. Shen, M. Stumptner, & M.A. Babar, (Eds.), *ASWEC '15 Vol. II: Proceedings of the ASWEC 2015 24th Australasian Software Engineering Conference* (pp. 149–152). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2811681.2824997>
- [5] Avila, S.O., Rakona, B., & Mistry, P. (2015). Non-invasive optical detection of hand gestures. In S. Nanayakkara, & E. Yi-Luen, (Eds.), *AH '15: Proceedings of the 6th Augmented Human International Conference* (pp. 179–180). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2735711.2735801>
- [6] Aymerich-franch, L. (2012). Los juegos en entornos virtuales como herramientas de aprendizaje: Estudio de la respuesta emocional de los participantes. *SPHERA PÚBLICA Revista de Ciencias Sociales y de la Comunicación*, 12(12), 183-197. <https://bit.ly/2Zrve9q>
- [7] Bandodkar, A.J., & Wang, J. (2014). Non-invasive wearable electrochemical sensors: A review. *Trends in Biotechnology*, 32(7), 363-371. <https://doi.org/10.1016/j.tibtech.2014.04.005>

- 
- [8] Beaton, R., Merkel, R., Prathipati, J., Weckstein, A., & McCricard, S. (2014). Tracking mental engagement: a tool for Young people with ADD and ADHD. In S. Kurniawan, & J. Richards, (Eds.), *ASSETS '14: The 16th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility* (pp. 279–280). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2661334.2661399>
- [9] Blank, M., & Sinclair, M. (2011). Demo: Non-invasive and long-term core temperature measurement. In R. Ganti, (Ed.), *mHealthSys '11: Proceedings of the First ACM Workshop on Mobile Systems, Applications, and Services for Healthcare* (pp. 1–2). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2064942.2064957>
- [10] Campazzo, E.N., Martínez, M., Guzmán, A.E., & Agüero, A.L. (2013). *Desarrollo de interface de detección de emociones para su utilización en redes sociales y entornos virtuales de aprendizaje*. SEDICI. <https://bit.ly/2YNg51N>
- [11] Campazzo, E.N., Martínez, M., Guzmán, A.E., & Agüero, A.L. (2014). *Entornos virtuales de aprendizaje integrado a tecnología móvil y detección de emociones*. SEDICI. <https://bit.ly/38PxF8E>
- [12] Celaya-Padilla, J.M., Galván-Tejada, C.E., López-Monteagudo, F.E., Alonso-González, O., Moreno-Báez, A., Martínez-Torteya, A., Galván-Tejada, J.I., Arceo-Olague, J.G., Luna-García, & H., Gamboa-Rosales, (2018). Speed bump detection using accelerometric features: A genetic algorithm approach. *Sensors*, 18(2), 443-448. <https://doi.org/10.3390/s18020443>
- [13] Centers for Disease Control and Prevention (Ed.)(2020). Attention-deficit / hyperactivity disorder (ADHD). <https://bit.ly/391E4O5>
- [14] Desney, S.T., & Nijholt, A. (2010). *Brain-computer interfaces*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-84996-272-8>
- [15] Divia, V. (2016). FOQUS: A Smart watch Application for Individuals with ADHD and Mental Health Challenges. In J.H. Feng & M. Huenerfauth, (Eds.), *ASSETS '16 Proceedings of the 18th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility* (pp. 311–312). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2982142.2982207>
- [16] Doberssan, L., & Rodríguez, C.A. (2004). *La postura corporal en el deporte simétrico y asimétrico* [Disertación de Maestría, Universidad Abierta Interamericana]. Studylib. <https://bit.ly/38ZGa0W>

- 
- [17] Domínguez, C. (2015). *Las ondas binaurales y sus efectos* [Disertación de Maestría, Ciudad Cooperativa Cruz Azul]. Versión online. <https://bit.ly/38htYbB>
- [18] Eadie, M., & Steele, R.J. (2017). Non-invasive blood glucose monitoring and data analytics. In S. Zhang, & H. Kettani, (Eds.), *ICCD A '17: Proceedings of the International Conference on Compute and Data Analysis* (pp. 138–142). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3093241.3093283>
- [19] Flores, M.A. (Ed.)(2019). *Implementando una regresión lineal múltiple con MATLAB*. <https://bit.ly/3hbCZWX>
- [20] García, A.E. (2015). *Análisis de ondas cerebrales para determinar emociones a partir de estímulos visuales* [Disertación de Maestría, Universidad Veracruzana]. Repositorio institucional. <https://bit.ly/38enLgB>
- [21] Garcia, A., Calleros, J.M., Guerrero, J., & Palomino, A. (2019). Development of a system for the identification of ADHD in children: attention monitor. In H.M. Fardoun, S. Albiol, A.A.M. Hassan, & E. Guia (Eds.), *REHAB '19: Proceedings of the 5th Workshop on ICTs for improving Patients Rehabilitation Research Techniques* (pp. 87–91). Springer. <https://doi.org/10.1145/3364138.3364159>
- [22] Garcia, A., Calleros, J.M., & Palomino, A. (2018). Data acquisition system for the monitoring of attention in people and development of interfaces for commercial devices. In P.H. Ruiz, & V. Agredo-Delgado (Eds.), *4th Iberoamerican Workshop, HCI-Collab 2018* (pp. 83–97). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-05270-6\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-05270-6_7)
- [23] Garcia, A., Calleros, J.M., & Palomino, A. (2019). Identification of patterns in children with ADHD based on brain waves. In P.H. Ruiz, & V. Agredo-Delgado (Eds.), *5th Iberoamerican Workshop, HCI-Collab 2019 HCI-COLLAB 2019* (pp. 255–268). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-37386-3>
- [24] Garcia, A., Muñoz, J.M., & Suarez, C. (2008). Gestión de emociones en espacios virtuales de formación. *Investigación Educativa*, 12(21), 45 - 65. <https://bit.ly/3enf1X0>

- 
- [25] GEO tutoriales (Ed.)(2015). *Cómo se relaciona el Coeficiente de Correlación de Pearson ( $r$ ) y el Coeficiente de Determinación  $r$  Cuadrado ( $r^2$ )*. <https://bit.ly/30iuu5l>
- [26] Girouard, A. (2009). Adaptive Brain-Computer Interface. In D.R. Olsen, & K. Hinckley, *CHI '09: CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 3097–3100). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/1520340.1520436>
- [27] Guevara, P. R. (2016). El estado del arte en la investigación: ¿análisis de los conocimientos acumulados o indagación por nuevos sentidos?. *Revista Folios*, (44)1, 165-179. <https://bit.ly/3o4MWJ4>
- [28] Guin, A., & Baishya, B.B. (2013). *Brain-controlled wheel chair using LABVIEW* [Master dissertation, SRM University]. Researchgate. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.4303.7686>
- [29] Hernández, A.M. (2015). Aprendizaje Electrónico Afectivo: Un modelo Innovador para desarrollar una acción tutorial virtual de naturaleza inclusiva. *Formación universitaria*, 8(2), 19-26. <https://bit.ly/2Wjgrvc>
- [30] Hernández, A., Vásquez, R., Olivares, B.A., Cortes G., & López I. (2016). Sistema de detección de emociones para la recomendación de recursos educativos. *Revista Ibérica de Sistemas y Tecnologías de Información*, 1(17), 80-95. <http://dx.doi.org/10.17013/risti.17.80-95>
- [31] Horii, T., Nagai, Y., & Asada, M. (2017). Active perception based on energy minimization in multimodal human-robot interaction. In B. Wrede, & Y. Nagai, (Eds.), *HAI '17: Proceedings of the 5th International Conference on Human Agent Interaction* (pp. 103–110). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3125739.3125757>
- [32] Huh, J., & Ackerman, M.S. (2010). Exploring social dimensions of personal information management with adults with AD/HD. In E. Mynatt, & D. Schoner, (Eds.), *CHI EA '10: CHI '10 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems* (pp. 3715–3720). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/1753846.1754044>
- [33] Kang, H. W., Zentall, S.S., & Burton, T. L. (2007). Use of images in instructional technology for children with attentional difficulties. In M.B. Skov, (Eds.), *IDC '07 Proceedings of the 6th international conference on Interaction*

---

*design and children* (pp. 129–132). Association for Computing Machinery.  
<https://doi.org/10.1145/1297277.1297303>

- [34] Maimó, M.F., Mackenzie, I.S., Yee, C.M., & Varona J. (2017). Evaluating Fitts' Law Performance With a Non-ISO Task. In J.M. González-Calleros, (Eds.), *Interacción '17: XVIII International Conference on Human Computer Interaction* (pp. 1–8). Association for Computing Machinery.  
<https://doi.org/10.1145/3123818.3123827>
- [35] Marín, E.J. (2014). *Detección de emociones del usuario* [Disertación de Maestría, Pontificia Universidad Católica de Valparaíso]. Versión online.  
<https://bit.ly/2ZmSvb3>
- [36] Mathworks (Ed.)(2019). *Análisis de datos*. <https://bit.ly/3hhI3c6>
- [37] McLaren, E.S., & Antle, A.N. (2017). Exploring and evaluating sound for helping children self-regulate with a brain-computer application. In P. Blikstein, & B. Abrahamson, (Eds.), *IDC '17: Proceedings of the 2017 Conference on Interaction Design and Children* (pp. 393–398). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3078072.3084299>
- [38] Naylamp Mechatronics (Ed.)(2016). *Tutorial MPU6050, acelerómetro y giroscopio sensor MPU-6050. Attention-deficit / hyperactivity disorder (ADHD)*. <https://bit.ly/3fuhJLw>
- [39] Pascual, M.F., Begoña, Z., & Buldian, K.C. (2014). Adaptive cognitive rehabilitation interventions based on serious games for children with ADHD using biofeedback techniques: Assessment and evaluation. In S. Boll, & F. Köhler, (Eds.), *PervasiveHealth '14: Proceedings of the 8th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare* (pp. 321–324). ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering).  
<https://doi.org/10.4108/icst.pervasivehealth.2014.255249>
- [40] Perakakis, M., & Potamianos, A. (2013). An affective evaluation tool using brain signals. In J. Kim, (Ed.), *IUI '13 Companion: Proceedings of the companion publication of the 2013 international conference on Intelligent user interfaces companion* (pp. 105–106). Association for Computing Machinery.  
<https://doi.org/10.1145/2451176.2451222>
- [41] Pinto, R.D., & Ferreira, H.A. (2015). Development of a non-invasive brain computer interface for neurorehabilitation. In H.M. Fardoum, P. Gamito,

---

V.M.R. Penichet, & D.M. Alghazzawi, (Eds.), *REHAB '15: Proceedings of the 3rd 2015 Workshop on ICTs for improving Patients Rehabilitation Research Techniques* (pp. 126–130). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2838944.2838975>

[42] Ravichandran, S., & Huang, J. (2009). Motivating children with attention deficiency disorder using certain behavior modification strategies. In C.T. Lim, & J.C.H. Goh, (Eds.), *IFMBE Proceedings* (pp. 1057–1068). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-92841-6>

[43] Regan, L.M., Shane, D., Kalyn, R.M., Bertram, P.C., Gaetz, M., Doucette, A., Taylor, B.A., Orr, A.P., & Keiver, K. (2013). Games as neurofeedback training for children with FASD. In N. Sawhney, & E. Reardon, (Eds.), *IDC '13: Proceedings of the 12th International Conference on Interaction Design and Children* (pp. 165–172). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2485760.2485762>

[44] Robologs (Ed.)(2014). *Tutorial de Arduino y MPU-6050. Cálculo de ángulos con filtro complementario*. <https://bit.ly/3mvSPP9>

[45] Rojas, S., Garzón, J., Martínez, D., Escobar, M., & Robayo, C. (2012). Lector de ondas cerebrales para implementar un sistema alternativo y aumentativo de comunicación. In M.M. Larrondo, H. Alvarez, I.E. Esparragoza, & C. Rodríguez (Eds.), *10th Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology. Megaprojects: Building Infrastructure by fostering engineering collaboration, efficient and effective integration and innovative planning* (pp. 1–9). LACCEI. <https://bit.ly/3dO3uPS>

[46] Saneiro, M.M. (2015). Apoyo psicoeducativo y afectivo en entornos virtuales de aprendizaje. *International Journal of Developmental and Educational Psychology*, 1(2), 233-241. <https://doi.org/10.17060/ijodaep.2015.n2.v1.338>

[47] Sonne, T., & Jensen, M.M. (2016a). ChillFish: A respiration game for children with ADHD. In S. Bakker, C. Hummels, & B. Ullmer, (Eds.), *TEI '16: Proceedings of the TEI '16: Tenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction* (pp. 271–278). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2839462.2839480>

[48] Sonne, T., & Jensen, M. M. (2016b). Evaluating the Chill Fish Biofeedback Game with Children with ADHD. In J.C. Read & P. Stenton, (Eds.), *IDC '16 Proceedings of The 15th International Conference on Interaction Design and*

---

*Children* (pp. 529–534). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2930674.2935981>

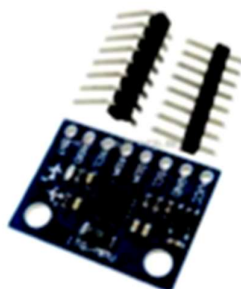
- [49] Sonne, T., Marshall, P., Obel, C., Thompsen, P.H., & Grønbaek, K. (2016). An assistive technology design framework for ADHD. In H. Duh, & C. Lueg, (Eds.), *OzCHI '16: Proceedings of the 28th Australian Conference on Computer-Human Interaction* (pp. 60–70). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3010915.3010925>
- [50] Torres, F., Sánchez, C., & Palacios, K. (2016). Adquisición y análisis de señales cerebrales utilizando el dispositivo MindWave. *Maskana*, 5(1), 83-93. <https://bit.ly/3ilOLzw>
- [51] Weisberg, O., Galoz, A., Berkowitz, R., Weiss, N., Peretz, O., Azoulai, S., Rubin, D.K., & Zuckerman, O. (2014). TangiPlan: Designing an assistive technology to enhance executive functioning among children with ADHD. In B.S. Thomsen, & L. Elbaek, (Eds.), *IDC '14: Proceedings of the 2014 conference on Interaction design and children* (pp. 293–296). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2593968.2610475>
- [52] Zuckerman, O., Hoffman, G., Rubin, D.K., Klomek, A.B., Shitrit, N., Amsalem, Y., & Shlomi, Y. (2016). KIP3: Robotic companion as an external cueto students with ADHD. In S. Bakker, C. Hummels, & B. Ullmer, (Eds.), *TEI '16: Proceedings of the TEI '16: Tenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction* (pp. 621–626). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2839462.2856535>

---

# ANEXOS

## *ANEXO 1. Hoja de especificaciones del sensor MPU-6050*

### **MPU 6050 GY-521 3 Axis Gyro Accelerometer Sensor Module Arduino**



The MPU-6050 sensor module contains an accelerometer and a gyro in a single chip. It is very accurate, as it contains 16-bits analog to digital conversion hardware for each channel. Therefore it captures the x, y, and z channel at the same time. The sensor uses the I2C-bus to interface with the Arduino.

#### **Application:**

- Motion-enabled game and application framework
- Location based services, points of interest
- Handset and portable gaming
- Motion-based game controllers
- Wearable sensors for health, fitness and sports
- Toys

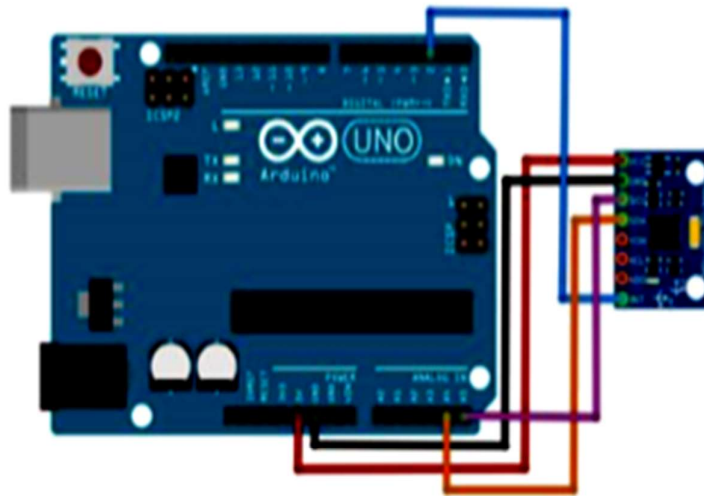
#### **Features:**

- Use the chip: MPU-6050.
- Power supply: 3-5v (internal low dropout regulator).
- Communication modes: standard IIC communications protocol.
- Chip built-in 16bit AD converter, 16-bit data output.
- Immersion Gold PCB machine welding process to ensure quality.
- Tri-Axis angular rate sensor (gyro) with a sensitivity up to 131 LSBs/dps and a full-scale range of  $\pm 250$ ,  $\pm 500$ ,  $\pm 1000$ , and  $\pm 2000$ dps
- Tri-Axis accelerometer with a programmable full scale range of  $\pm 2g$ ,  $\pm 4g$ ,  $\pm 8g$  and  $\pm 16g$

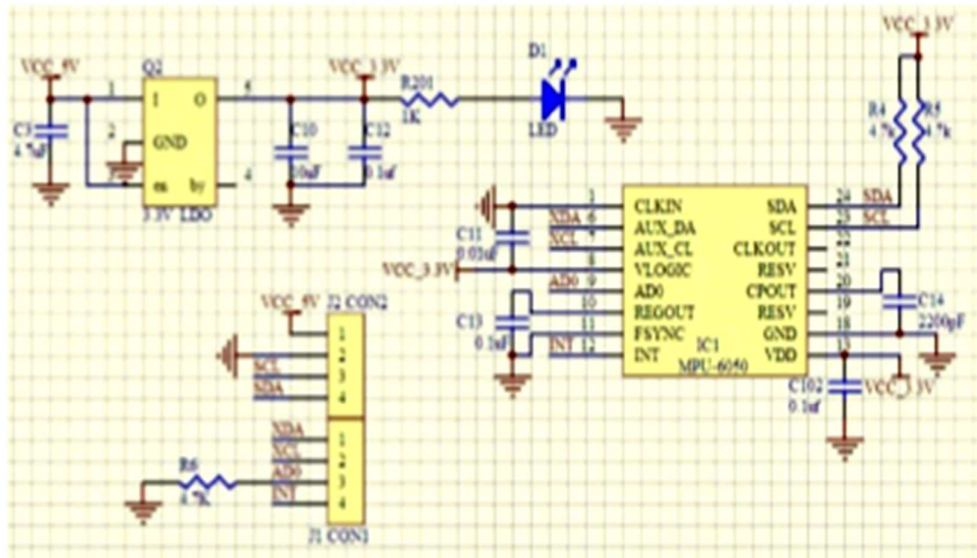
---

*ANEXO 2. Esquema de conexión del MPU-6050*

**Pin Assignment:**



**Schematic:**



### ANEXO 3. Publicaciones

Artículos Publicados (Alfredo García Suárez)					
# de Artículo	Título del Artículo	Lugar de Presentación	Editor y Lugar de Publicación	Tipo de Publicación	Fecha de Publicación
1	Data Acquisition System for the Monitoring of Attention in People and Development of Interfaces for Commercial Devices	IV HCI 2018 Iberoamerican Workshop on Human-Computer Interaction (Popayán, Colombia) (Versión Extendida)	Communications in Computer and Information Science book series (CCIS, volume 847) Springer, Cham, ISSN: 18650929	Serie de Libro Indizado en SJR (Scimago Journal & Country Rank) y en Scopus Factor de impacto: 0,18	08 de Diciembre 2018
2	Identification of Patterns in Children with ADHD Based on Brain Waves	V Jornadas Iberoamericanas de Interacción Humano-Computador 2019 (Puebla, México) (Versión Extendida)	Communications in Computer and Information Science book series (CCIS, volume 847) Springer, Cham, ISSN: 18650929	Serie de Libro Indizado en SJR (Scimago Journal & Country Rank) y en Scopus Factor de impacto: 0,18	15 de diciembre de 2019
3	Influencia de la Postura Corporal sobre la Atención	Digital	Revista de Educación Q4 factor de impacto 0,761	Revista Internacional Indizada en JCR (Journal Citation Report) y en Scopus	En proceso
4	Toward Improving Attention Levels in Mathematics learning with Serious Games	XJICV2020 (X Jornadas Internacionales de CAMPUS VIRTUALES	La revista Campus Virtuales(SCOPUS, Web of Science - Emerging Sources (Thomson Reuters))	Journal (SCOPUS, Web of Science - Emerging Sources (Thomson Reuters))	En proceso

## Documents

Export Date: 03 Feb 2021

Search: TITLE (Identification of patterns in children with ADHD base...

- 1) Garcia, A., Gonzalez, J.M., Palomino, A.  
[Identification of patterns in children with ADHD based on brain waves](#)  
(2019) Communications in Computer and Information Science, 1114 CCIS, pp. 255-268.
- 1) [https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85077504394&doi=10.1007%2f978-3-030-37386-3\\_19&partnerID=40&DOI: 10.1007/978-3-030-37386-3\\_19](https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85077504394&doi=10.1007%2f978-3-030-37386-3_19&partnerID=40&DOI: 10.1007/978-3-030-37386-3_19)

Document Type: Conference Paper




Publication Stage: Final

Source: Scopus

Search: TITLE (Identification of patterns in children with ADHD based on brain waves)



# Identification of Patterns in Children with ADHD Based on Brain Waves

Alfredo Garcia<sup>1</sup> , Juan Manuel Gonzalez<sup>1</sup> ,  
and Amparo Palomino<sup>2</sup> 

<sup>1</sup> Facultad de Ciencias de la Computación, BUAP, Puebla, Mexico  
alfredo\_amigo18@hotmail.com, jumagoca78@gmail.com

<sup>2</sup> Facultad de Ciencias de la Electrónica, BUAP, Puebla, Mexico  
Ampalomino@gmail.com

**Abstract.** There are several disorders that affect the level of attention of people both in their childhood and adulthood. One of the most recognized disorders is attention deficit hyperactivity disorder (ADHD) and is usually diagnosed for the first time in childhood, and the symptoms persist in adolescence and adulthood. Some ways of knowing if a person presents ADHD are: through questionnaires, intellectual tests, types of behavior, medical diagnoses, among others. These tests require a long period of time where an observation and analysis process is performed in order to obtain a reliable diagnosis. This paper presents the development of an experiment for the identification of ADHD, using an electronic system where brain waves are involved as a physiological variable. The comparative analysis is described on a sample of children with diagnosed ADHD, and a sample of children without ADHD. This analysis is performed using statistical tools that graphically demonstrate some differences in the behavior of the level of attention of a child with ADHD with respect to the behavior of the level of attention of a child without ADHD. Finally, the obtained characteristics from a child with ADHD are described and a strategy is proposed for identify reliable patterns based on the user's level of attention.

**Keywords:** Attention level · Brain signals · Dispersion of attention · Diagnostic ADHD · Non invasive system

## 1 Introduction

ADHD is characterized by lack of attention, impulsivity and hyperactivity. Recently it has been estimated that it affects 3.5% of school-age children worldwide and is said to be one of the most common psychiatric disorders among young people. Children with these problems are often unpopular and lack reciprocal friendships, but are not always aware of their own unpopularity. Although these symptoms tend to decrease with age, at least 50% of children with ADHD still have symptoms that decrease in adulthood. Despite the vast literature that supports the efficacy of stimulant medication in the treatment of attention deficit/hyperactivity disorder (ADHD), several limitations of

© Springer Nature Switzerland AG 2019  
P. H. Ruiz and V. Agredo-Delgado (Eds.): HCI-COLLAB 2019, CCIS 1114, pp. 255–268, 2019.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-030-37386-3\\_19](https://doi.org/10.1007/978-3-030-37386-3_19)

jumagoca78@gmail.com

pharmacological treatments highlight the clear need for effective alternative psychosocial treatments. There is also evidence of interventions that involve both the school and the training of parents that have resulted in classifying them as “empirically validated treatments” [1]. Attention deficit hyperactivity disorder (ADHD) is a common neurobiological condition that affects school-age children. One of the main symptoms is the lack of attention, which is a key factor of low academic performance, especially in tasks that require a lot of concentration time [2]. Children with Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) experience a deficit in cognitive processes responsible for behaviors aimed at specific objectives, known as executive functioning (FE) [3]. The biggest challenge for adults with attention deficit hyperactivity disorder (ADHD) is the management of information and tasks [4].

## 2 Systems to Measure the Level of Attention

The study of physiological signals such as brain waves, heart rate, body temperature, among others, has revealed great advances in recent times obtaining significant results in applications from different fields of study such as medicine, robotics, psychology, among others. Currently there are low-cost commercial devices to obtain the reading of brain signals with which it is possible to know the level of attention of the user in an unreliable way. The performance of these devices is limited to the software and hardware established by the manufacturer for a specific task, added to the lack of accuracy in reading the signals, because the devices do not have a robust system for data acquisition and processing. The performance of these devices is limited, since their manufacture is oriented to simple tasks or didactic games. Another cause of the low performance of these devices is that they are invasive or intrusive; Tiaras, helmets, blood samples are used to obtain the signals of the user’s physiological variables, any error in the calibration could generate an error in the final diagnosis [5].

To know the degree of affectation that ADHD produces in people, it is necessary to have tools that can provide a feedback of the percentage of attention when executing a specific task. Currently there is a variety of commercial devices that quantitatively provide the level of concentration, meditation, relaxation and user care, but in some cases are achieved in an invasive way, affecting the response of the user and consequently the final diagnosis. These devices usually use a physiological variable to infer the levels of attention in people, they are of the single-user type and of an accessible cost. The performance of these devices is limited since they have restrictions on the part of the manufacturer regarding the software and hardware implemented. Data acquisition and processing speeds of MINDWAVE, EMOTIV EPOC, MUSE devices, among others; they have delays and can not obtain a reading of the acquired variables in a time approximated to the real time. Another disadvantage presented by this type of device is its low usability and versatility in practice, since the user requires a long time for the

jumagoca78@gmail.com

devices to recognize the physiological signals that are desired to be acquired. Some devices have a graphic interface designed by the manufacturer, whose feedback is based solely on the indication of the level of attention graphically. Various applications in areas such as: psychology, education, business, health, among others require a system that accurately identifies the level of attention in people, and that in turn provides an instant response of what happens, as well as a reliable final diagnosis for decision making. It is also desirable to obtain a feedback that encourages the user to raise the level of attention at the same time as executing a specific task [6].

Biofeedback training systems foster a specific mental or physical state in a user through a closed cycle of bio-feedback. These systems gather the physiological state of a person through the detection of hardware, integrate this state into a computer-based interactive system and present the comments so that the user can work to adjust their status [7]. In this research work we propose to implement a system to measure the level of attention in children with ADHD, generating an analysis on the samples obtained, with the purpose of characterizing the behavior of their brain waves and obtaining statistical patterns that allow us to identify the presence of ADHD in students through the use of this device. The system is non-invasive and has an interface centered on the user, with the aim of obtaining a final diagnosis that reliably describes the level of attention.

## 2.1 Physiological Variables Related to the Level of Attention

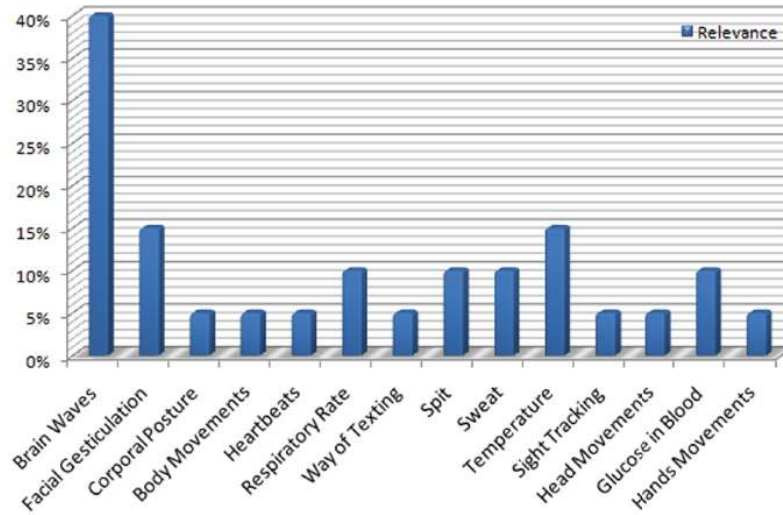
The variety of techniques applied in the field of research to quantify the level of attention of people leads toward a descriptive analysis that is presented in this work [8].

Starting from the review in the literature of the variables used to relate the level of attention in people, has been found that the brain waves are the physiological variables with greater relevancy due to the cognitive relationship that exists between thinking and brain activity. Therefore its implication is direct [9–11].

The graph of the Fig. 1 shows the relevance that each one of the physiological variables has on the level of attention of the people. This analysis is obtained from the state of the art of the related works.

Depending on the physiological variable used, the device is chosen to perform the data acquisition. Within the most devices used in the literature are: the electroencephalogram, WEB cam, motion sensors, gyroscopes, electrodes, mouse, electrocardiogram, electrochemical sensors, keyboard, transducers, cameras and optical sensors [12–14].

### Physiological variables in the literature



**Fig. 1.** Relevance of the physiological variables related to the level of attention in the literature.

In the Table 1 are compared the physiological variables, applied techniques and impact with the levels of attention obtained from various sources and scientific articles.

## 2.2 MindWave Headband

To realize the implementation of the electronic system in this work we use the MindWave device developed by the manufacturer Neurosky ([www.neurosky.com](http://www.neurosky.com)), which allows obtaining EEG signals through a headband type interface that is placed on the head and it is powered by a 1.5 V type AAA battery. It uses a wireless interface to communicate with the computer and acquires the signals through passive bio-sensors connected to an electrode that makes contact with the forehead. In addition, it has a reference terminal is connected to the earlobe. This feature is used to determine the origin of a signal. In the brain-computer interfaces, the location of the electrodes allows obtaining different representations of the EEG. The MindWave device has only one terminal placed on the front of the subject, in what is formally known as a pre-frontal zone. Figure 2 shows the correct way in which the device is used [15].

jumagoca78@gmail.com

**Table 1.** Comparison of physiological variables, techniques and relation with the levels of attention.

Reference number	Physiological variable used	Technique applied	Relationship and impact with the levels of attention
1	Facial Gesticulation	Digital image processing	The automated recognition of emotions can be directly correlated with the levels of attention of a teenager
2	Binaural waves (auditory waves)	Modification of the frequency range of the incident waves	Binaural waves cause a positive impact on mental states such as active concentration and creative visualization
3	Brain waves (Alfa, Beta, Delta, Theta y Gamma)	Wavelet Transform	Use of the Mindwave headband for reading brain signals, which are classified in levels of attention
4	Brain waves produced by facial gestures	Suites of EmotivEpic: *Affective, *Expressiv, *Cognitiv	Use of the EmotivEpic headband for the reading of brain signals, which are classified in levels of attention
5	Brain waves (Alfa, Beta, Delta, Theta y Gamma)	Classification of brain waves in emotions through their frequency variations	The automated recognition of emotions can be directly correlated with the levels of attention of a teenager
6	Brain waves (Alfa, Beta, Delta, Theta y Gamma)	Bayesian classification and Hill Climbing search algorithm	The automated recognition of emotions can be directly correlated with the levels of attention of a teenager
7	Brain waves (Alfa, Beta, Delta, Theta y Gamma)	Digital image processing Affective computing	Automatic feedback can improve levels of adolescent care
8	Facial gesturing Body movements	Digital image processing Mouse movement	Application of tasks that require cognitive processes such as attention, memory and reasoning
9	Brain waves Heart waves	Characterization of signal changes Classification of brain and heart waves in emotions through their frequency variations	The automated recognition of emotions can be directly correlated with the levels of attention of a teenager
10	Text	E-learning (Identification of emotions through the way of writing a text)	The automated recognition of emotions can be directly correlated with the levels of attention of a teenager

jumagoca78@gmail.com



Fig. 2. Correct positioning of the Neurosky MindWave headband.

### 3 Affectation of ADHD in the Brain

The dispersed attention deficit (whose abbreviation is ADD and ADHD if it is with hyperactivity that is the most frequent) is a disorder of unclear cause, probably with the intervention of genetic and environmental factors, in which there is an alteration at the system level central nervous system, manifesting itself through an increase in activity, impulsivity and lack of attention, and frequently associating other alterations.

The genetic factor is demonstrated, since ADHD is 5 to 7 times more frequent in siblings and 11 to 18 times more frequent in twin siblings. Several genes possibly involved have been described.

ADHD is one of the most frequent causes of school failure and social problems in children.

#### 3.1 Brain Regions and Their Functions

Several brain neuroimaging studies have shown that there are several brain regions affected in children with ADHD. Alterations have been described in [16]:

**The prefrontal cortex:** responsible for the executive function as planning actions, initiate them, realize the errors and correct them, avoid distractions by irrelevant stimuli, be flexible if there are changes in the circumstances.

**The corpus callosum:** serves as communication between the two cerebral hemispheres, to ensure a joint and complementary work.

jumagoca78@gmail.com

**The basal ganglia:** involved in the control of impulses by coordinating or filtering the information that arrives from other regions of the brain and inhibiting automatic responses.

**The anterior cingulate:** is responsible for affective management and the management of emotions.

### 3.2 Neurotransmission

Neurotransmitters act as chemical messengers that serve so that neurons communicate with each other through receptors. In this way the neuronal impulses are transmitted from one neuron to another and from one brain region to another.

Studies indicate that ADHD causes problems in the regulatory circuits that communicate two brain areas: prefrontal cortex and basal ganglia. These areas communicate through dopamine and norepinephrine. By having a deficit release of these neurotransmitters and a high level of reuptake thereof, neurotransmission is altered, affecting attention, alertness, working memory and executive control.

The decrease in the synaptic metabolism of neurotransmitters produces the following consequences:

- Decrease attention
- Reduces the ability to initiate and continue activities
- Difficulty working memory (or short-term memory)
- It hinders the neutralization of irrelevant stimuli
- It hinders the ability to block inappropriate responses
- It hinders the planning of complex activities
- Difficulty organizing
- Increase physical activity
- Increase impulsivity

## 4 Development of the Attention Test

The experimental tests were conducted using the MindWave commercial device of the Neurosky company, to detect the level of attention in Mexican primary level students.

A sample of 22 students with diagnosed ADHD and 11 students without ADHD was evaluated whose ages are between 6 and 12 years.

The test consisted of a test to identify colors, which was obtained from the demos of the company Brain HQ (<https://www.brainhq.com/why-brainhq/about-the-brainhq-exercises/attention>).

To obtain the data of brain signals, a graphical interface was implemented, using the LABVIEW software. Figure 3 illustrates the graphic interface where you can observe the behavior of brain signals, body posture, temperature, a traffic light as feedback, a vector where the sampled data and the variation of the user's attention level are stored. In Fig. 4 the electronic system used to acquire the signals is shown.

jumagoca78@gmail.com



Fig. 3. Graphical interface implemented in LABVIEW.



Fig. 4. System used for the acquisition of signals.

The test was done in the tablet modality for both cases (students with diagnosed ADHD and students without ADHD). The practical development is shown in the Figs. 5 and 6 respectively.



Fig. 5. Development of the test in students with ADHD.

jumagoca78@gmail.com



**Fig. 6.** Development of the test in students without ADHD.

The experiment was developed in a classroom where the environment was controlled and adequate to avoid distracting agents and obtain a natural response and a better user performance.

## 5 Analysis and Results

The tabulation and graphing of the attention levels of each subject is performed individually with the data collected from the experiment. In the Fig. 7 are shown the graphs of the behavior of the level of attention along the time domain in students with ADHD and in the Fig. 8 are shown the graphs of the behavior of the level of attention throughout the time domain in students without ADHD.

In each graph the vertical axis “y” corresponds to the percentage of attention and the horizontal axis “x” denotes the time in seconds.

Each of the samples that are plotted were obtained through the Mindwave headband, using the interface developed for this system. The sampling time that was applied to the sampling was 500 ms.

Subsequently, various statistical tools are applied to find behavior patterns in the level of attention of both students with ADHD and in students without diagnosed ADHD.

The tools used in general were: standard deviation, average and dispersion.

In the Fig. 9 the standard deviation is plotted for both students with ADHD (Image on the left) and for students without ADHD (Image on the right).

In the Fig. 10 the average concentration is plotted on a scatter map where the average attention is shown on the left in students with ADHD and on the right the average attention in students without ADHD.

jumagoca78@gmail.com

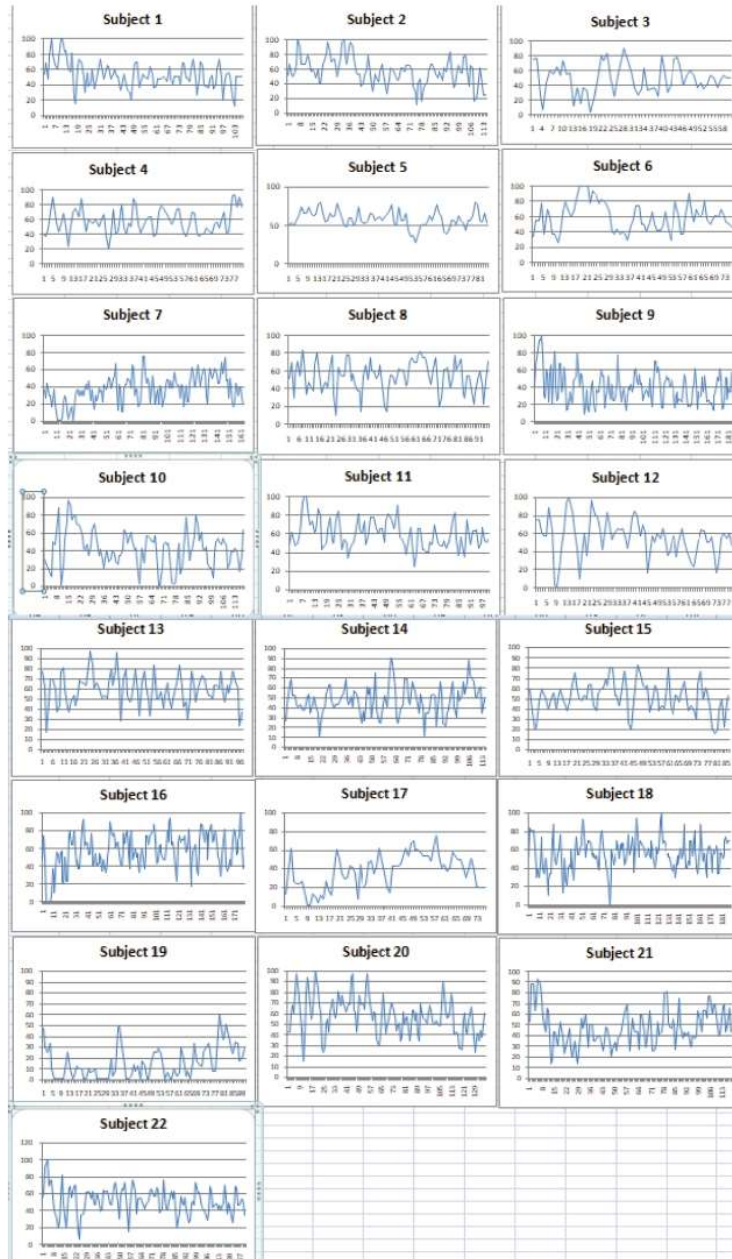


Fig. 7. Behavior of the level of individual attention of the students with ADHD.

jumagoca78@gmail.com

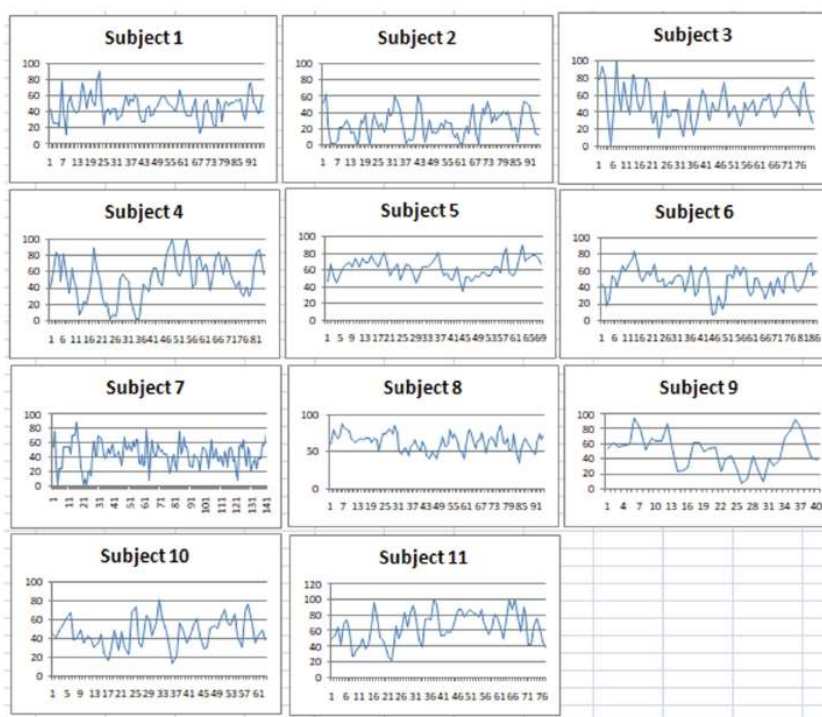


Fig. 8. Behavior of the level of individual attention of the students without ADHD.

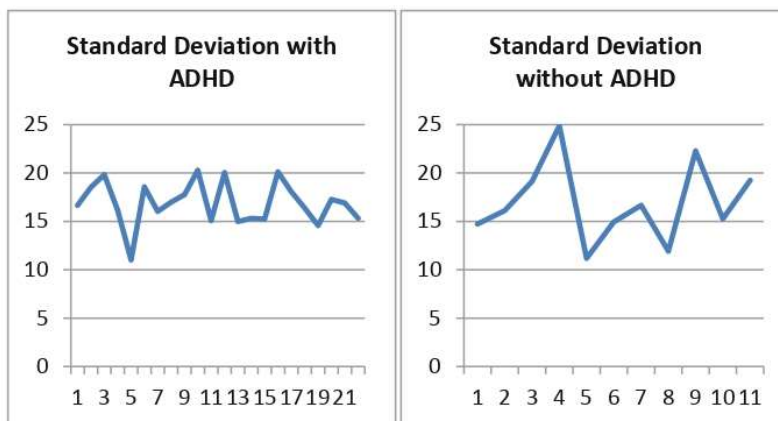
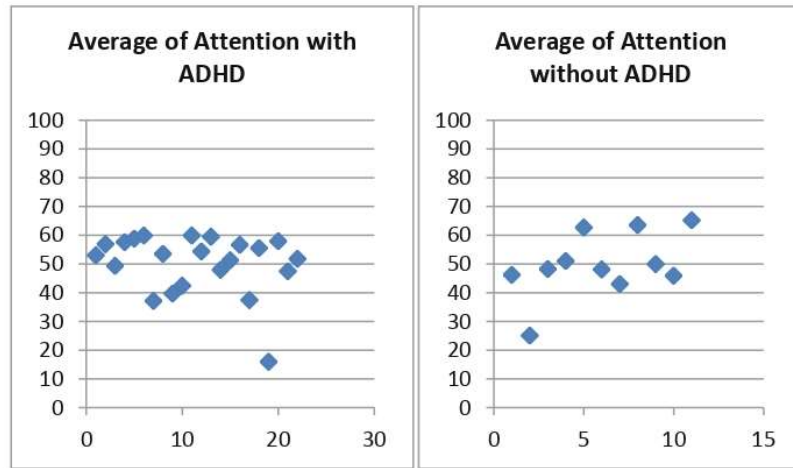


Fig. 9. Standard deviation in students with ADHD (left) and in students without ADHD (right).

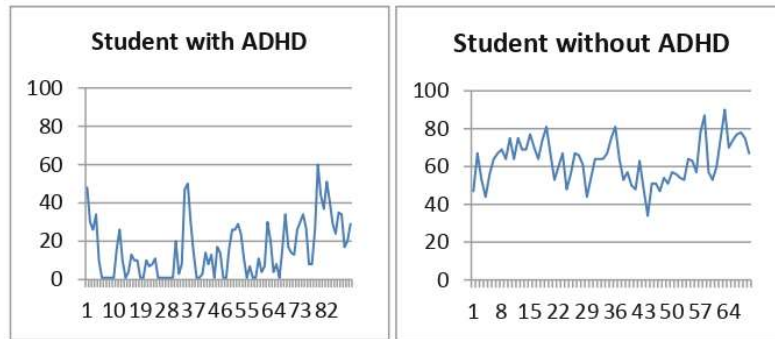
jumagoca78@gmail.com



**Fig. 10.** Accumulation of the average attention in students with ADHD (left) and in students without ADHD (right).

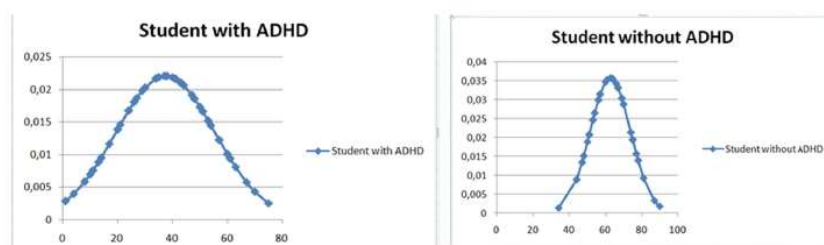
The average level of general attention of the students without ADHD diagnosed was 52.35% and the calculated general dispersion of the samples gave 14.73.

In the Fig. 11 a comparison is made between the behavior of the attention level of a student with ADHD and a student without ADHD.



**Fig. 11.** Comparison of Level of attention between a student with ADHD and a student without ADHD.

In the Fig. 12 a comparison is made between the dispersion of the attention of a student with ADHD and a student without ADHD, obtained from a normal distribution and graphed in the form of a Gaussian bell.



**Fig. 12.** Comparison of Dispersion between a student with ADHD and a student without ADHD.

With the results obtained from the attention level and the dispersion, a quantification can be performed to determine if a student presents characteristics of being a carrier of ADHD. This condition is satisfied if a student when performing the test obtains an average of attention less than **50.1531%** and its dispersion of attention is greater than **16.8647**.

## 6 Conclusions

The statistical analysis performed on the samples obtained showed that the level of attention in students with ADHD is lower compared to the level of attention of students without ADHD.

The attention of students with ADHD is more dispersed than the attention of students without ADHD, because it presents very abrupt changes over time. The behavior of attention in students with ADHD reaches high and low peaks which is a characteristic of scattered attention.

The statistical tools used show us differences in the behavior of the level of attention of students with ADHD with respect to students without ADHD, these results are the basis of future work to find predominant patterns for the identification of populations of students with ADHD using this system.

**Acknowledgment.** Special recognition to teacher “Claudia Gonzalez Calleros” for her valuable collaboration in taking samples with students with ADHD.

## References

1. Pascual, M.F., Begoña, Z., Buldian, K.M.: Adaptive cognitive rehabilitation interventions based on serious games for children with ADHD using biofeedback techniques: assessment and evaluation. In: COMPUTE 2010 Proceedings of the Third Annual ACM Bangalore Conference, Article 29, Bilbao, España, pp. 1–4 (2010). <http://dx.doi.org/10.4108/icst.pervasivehealth.2014.255249>
2. Asiry, O., Shen, H., Calder, P.: Extending attention span of ADHD children through an eye tracker directed adaptive user interface. In: ASWEC 2015 Volume II: Proceedings of the ASWEC 2015 24th Australasian Software Engineering Conference, Australia, vol. 1, pp. 149–152 (2015). <http://dx.doi.org/10.1145/2811681.2824997>

jumagoca78@gmail.com

3. Weisberg, O., et al.: TangiPlan: designing an assistive technology to enhance executive functioning among children with ADHD. In: IDC 2014 Proceedings of the 2014 Conference on Interaction Design and Children, New York, USA, vol. 1, pp. 293–296 (2014). <http://dx.doi.org/10.1145/2593968.2610475>
4. Sonne, T., Jensen, M.M.: Evaluating the ChillFish biofeedback game with children with ADHD. In: IDC 2016 Proceedings of the 15th International Conference on Interaction Design and Children, New York, USA, vol. 1, pp. 529–534 (2016)
5. Domínguez, C.: Las Ondas Binaurales y sus Efectos. In: Tesis de Investigación Experimental, Ciudad Cooperativa Cruz Azul, vol. 1, pp. 1–22 (2015)
6. Aballay, L., Aciar, S., Reategui, E.: Propuesta de un Método para Detección de Emociones en E-Learning. In: ASAI 2015, 16° Simposio Argentino de Inteligencia Artificial, Porto Alegre, Brasil, pp. 121–128 (2015). <http://dx.doi.org/10.1145/2930674.2935981>, ISSN 2451–7585
7. Sonne, T., Jensen, M.M.: ChillFish: a respiration game for children with ADHD. In: TEI 2016 Proceedings of the TEI '16: Tenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction, New York, USA, vol. 1, pp. 271–278 (2016). <http://dx.doi.org/10.1145/2839462.2839480>
8. Marín, E.J.: Detección de emociones del usuario. In: Tesis Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Chile, vol. 1, pp. 1–67 (2014)
9. Hernández, A., Vásquez, R., Olivares, B.A., Cortes, G., López, I.: Sistema de detección de emociones para la recomendación de recursos educativos. In: Programación Matemática y Software, Orizaba, México, vol. 8, no. 1, pp. 58–66 (2016). ISSN 2007-3283
10. Saneiro, M.M.: Apoyo psico-educativo y afectivo en entornos virtuales de aprendizaje. Int. J. Dev. Educ. Psychol. 1(2), 233–241 (2015). <http://dx.doi.org/10.17060/ijodaep.2015.n2.v1.338>. De INFAD Base de datos, Badajoz, España
11. Campazzo, E., Martínez, M., Guzmán, A.E., Agüero, A.: Entornos Virtuales de Aprendizaje integrado a tecnología móvil y detección de emociones. In: Secretaría de Ciencia y Tecnología/Departamento de Ciencias Exactas Físicas y Naturales/Universidad Nacional de La Rioja, La Rioja, vol. 1, pp. 1–5 (2014)
12. Rojas, S., Garzón, J., Martínez, D., Escobar, M., Robayo, C.: Lector de ondas cerebrales para implementar un sistema alternativo y aumentativo de comunicación. In: 10th Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology, vol. 10, pp. 1–9 (2012)
13. Campazzo, E., Martínez, M., Guzmán, A., Agüero, A.: Desarrollo de interface de detección de emociones para su utilización en redes sociales y entornos virtuales de aprendizaje. In: XV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación, Paraná, vol. 1, pp. 1–5 (2013)
14. García, A.E.: Análisis de ondas cerebrales para determinar emociones a partir de estímulos visuales. In: Universidad Veracruzana Facultad de Estadística e Informática, Xalapa, Veracruz, México, vol. 1, pp. 1–137 (2015)
15. Torres, F., Sánchez, C., Palacio, B.: Adquisición y análisis de señales cerebrales utilizando el dispositivo MindWave. In: MASKANA, I+D+ingeniería 2014, vol. 1, pp. 1–11 (2014)
16. Centers for Disease Control and Prevention (CDC). Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder (ADHD). <https://www.cdc.gov/ncbddd/adhd/facts.html>

jumagoca78@gmail.com

---

# Scopus

---

Documents

Export Date: 03 Feb 2021

Search: TITLE (Data acquisition system for the monitoring of attenti...

- 1) Garcia, A., Gonzalez, J.M., Palomino, A.  
[Data acquisition system for the monitoring of attention in people and development of interfaces for commercial devices](#)  
(2019) Communications in Computer and Information Science, 847, pp. 83-97. Cited 1 time.
- 1) [https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85058546503&doi=10.1007%2f978-3-030-05270-6\\_7&partnerID=40&md](https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85058546503&doi=10.1007%2f978-3-030-05270-6_7&partnerID=40&md)  
DOI: 10.1007/978-3-030-05270-6\_7

Document Type: Conference Paper

Publication Stage: Final

Source: Scopus

Search: TITLE (Data acquisition system for the monitoring of attention in people and development of interfaces for commercial devices)

---

ELSEVIER

[Terms and conditions](#) [Privacy policy](#)




Copyright © 2021 Elsevier B.V. All rights reserved. Scopus® is a registered trademark of Elsevier B.V.

 RELX Group™



---

# Data Acquisition System for the Monitoring of Attention in People and Development of Interfaces for Commercial Devices

Alfredo Garcia<sup>1</sup> , Juan Manuel Gonzalez<sup>1</sup> ,  
and Amparo Palomino<sup>2</sup> 

<sup>1</sup> Facultad de Ciencias de la Computación, BUAP, Puebla, Mexico  
alfredo\_amigol8@hotmail.com, jumagoca78@gmail.com

<sup>2</sup> Facultad de Ciencias de la Electrónica, BUAP, Puebla, Mexico  
Ampalomino@gmail.com

**Abstract.** The level of attention in people is associated with the efficiency in their intellectual activities, in their level of understanding and in the development of their creative ability. It is essential to know the behavior of the physiological variables involved in this process, with these variables the states of attention of a person can be determined with greater precision. Using this information, a person can have feedback on their cognitive activity and thus raise attention on the activity performed and consequently improve their cognitive performance. A common problem is the complexity of recovering the data by means of sensors since they are usually invasive and difficult to calibrate, they are usually single-user. So the signals can contain noise and generate an error in the diagnosis. In this work we propose the implementation of a non-invasive multi-user system, for the identification of the level of attention in people, based on at least two physiological variables of the user to determine it, as well as obtaining a better performance in reading the physiological variables, in the delivery of the final diagnosis and in the control of the level of attention of the people to improve their cognitive performance. Currently there are several commercial headbands used as sensors of brain waves. The manufacturers of these devices provide a graphical interface limited to specific applications. In this work, is shown a description of the development of data acquisition of three commercial brainwave diadems: Mindwave, MUSE and Emotiv Epop. The data obtained are processed independently of the manufacturer's software to obtain the level of attention of the users, implementing a monitoring system for each commercial device.

**Keywords:** Attention level · Brain signals · Multi-user system  
Graphic environment · Commercial brain computer interfaces and wireless

## 1 Introduction

There are several disorders that affect the level of attention of people both in their childhood and adulthood.

© Springer Nature Switzerland AG 2019  
V. Agredo-Delgado and P. H. Ruiz (Eds.): HCI-COLLAB 2018, CCIS 847, pp. 83–97, 2019.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-030-05270-6\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-05270-6_7)

One of the most recognized disorders is attention deficit/hyperactivity disorder (ADHD) and is usually diagnosed for the first time in childhood, and symptoms persist in adolescence and adulthood [1].

ADHD is characterized by lack of attention, impulsivity and hyperactivity. It has recently been estimated that affects 3.5% of school-age children around the world and is said to be one of the most common psychiatric disorders among young people. The biggest challenge for adults with attention deficit hyperactivity disorder (ADHD) is the management of information and tasks [2].

To know the degree of affectation that ADHD produces in people, it is necessary to have tools that can provide a feedback of the percentage of attention that the user has when executing a specific task.

Currently there is a variety of commercial devices that provide a quantitative level of concentration, meditation, relaxation and user care, but in some cases are achieved in an invasive way, affecting the user's response and consequently the final diagnosis.

Biofeedback training systems foster a specific mental or physical state in a user through a closed cycle of bio-feedback. These systems gather the physiological state of a person through the detection of hardware, integrate this state into a computer-based interactive system and present the comments so that the user can work to adjust their status [3–5].

In this research work it is proposed to implement a system to measure the level of attention in people, generating feedback in the form of a closed loop to carry out some action that helps to restore the user's level of attention.

This system will be a tool used as a basis in different areas for the analysis of user information required based on 2 biometric variables initially: brain waves and body posture.

A multi-user type system will be implemented, decreasing the delay in the response of the system, using a wireless communication and with the characteristic of being non-invasive and easy to use, in order to obtain a final diagnosis that reliably describes the level of attention of the user.

## 2 The Human Computer Interface

The human computer interaction (HCI by its abbreviations in English), is the study of the relation that exists between the human users and the computer systems that use to realize diverse tasks. The purpose of human computer interaction is to understand the processes, capacities and predilections that can be associated with the activities performed by users, involving understanding and knowledge of things such as memory, vision, cognition, hearing, touch and motor skills [6, 7].

### 2.1 Virtual Environments

Virtual environments are artificially generated spaces that simulate an environment with the appearance of reality -realistic or not- in which the user can interact. One of the most defining characteristics of these environments is that they give the user the sensation of being present in the virtual space.

## 2.2 Non-invasive Sensors

Portable sensors have garnered considerable recent interest due to their tremendous promise for a large number of applications. However, the absence of reliable non-invasive chemical sensors has greatly hampered progress in the area of detection in the body. Electrochemical sensors offer great promise as portable chemical sensors that are suitable for various applications due to their high performance, inherent miniaturization and low cost.

## 3 The Relationship Between States of Attention and Level of Attention

Emotions condition the interpretation of the messages we receive and the process of teaching-learning and development, both in face-to-face communication and through data networks (virtual learning environments or social networks) [8].

The feelings are the result of emotions and mean an affective mood that occurs in a person, emotions are psycho-physiological expressions, biological and mental states, can also be defined as adaptations of the individual to stimuli caused by the environment, it has been shown that emotions affect most human activities, among which are creativity, decision making and communication [9].

The role of automatic emotion recognition is growing continuously. This is because the importance of the reaction to the affective states of the user in the person-computer interaction has been accepted.

As computers become more and more sophisticated, whether professionally or socially, it becomes more important that they are able to interact naturally, that is, in a way similar to how they interact with other human agents. The most important feature of human interaction that guarantees that the process is done naturally, is the process by which we can infer the emotional state of others. This allows to adjust the patterns of behavior and responses, optimizing the interactive human-computer process [10].

## 4 The Cerebral Waves as a Physiological Variable of the Level of Attention

Electroencephalography was discovered by Hans Berger in 1924 (Haas 2003), and consists in obtaining an electrical signal of the functioning of the brain. It is divided into two groups:

- The invasive, where electrodes are implanted inside the skull of the patient, which despite the related natural complications, has in favor of the fact that the signal can be focused, distinguishing a specific area of the brain.
- The non-invasive, which record electrical potentials from the scalp, through pairs of silver conductive electrodes, which are used to read electrical signals. Small voltage differences between electrodes usually register values between 30 and 100  $\mu\text{V}$ , so they should normally be amplified. Electrical activity occurs when neurons communicate [11].

#### 4.1 Classification of the Signals of an EGG

The signals obtained through an EEG can be decomposed into 5 waves with different characteristics [11]:

**Delta:** These waves range from 0.5 to 4 Hz. They are the slowest waves and are present while a person sleeps. The production of these waves in the waking state, is related to the physical defects in the brain. Physical movement can cause artificial delta waves, but with an instantaneous analysis, only by observation of primary EEG records can this be verified or discarded.

**Theta:** It fluctuates between 4 and 7.5 Hz, are linked to inefficiency and day-dreaming. In addition they are often related to access to unconscious material of the brain and states of deep meditation. The lower frequency waves of theta represent the thin line between being awake or in a dream state. Theta arises from emotional tension, especially frustration or disappointment. High levels of theta are considered abnormal in adults, and are also related to attention deficit hyperactivity disorder.

**Alpha:** Oscillate from 8 to 13 Hz, are slower and associated with relaxation and disconnection. Thinking about something peaceful with closed eyes gives an increase in alpha activity. In some way, alpha waves indicate a relaxed state of consciousness, without attention or concentration.

**Beta:** They are in the frequency range between 14 and 26 Hz, but are often divided into low beta and high beta to get a more specific analysis. The waves are small and fast, associated with focused concentration. When the movement is resisted or suppressed, or when solving a mathematical task there is an increase in the activity of the beta waves. A state of panic can also cause an increase in the level of beta waves.

**Gamma:** These waves are in the range of frequencies greater than 30 Hz. Their amplitude is very small, and their occurrence is rare, so they are related to certain diseases of the brain. It is believed to reflect the mechanism of consciousness. The beta and gamma waves together have been associated with attention, perception and cognition.

#### 4.2 Commercial Devices to Measure Level of Attention

There are several commercial devices currently whose specific function is to determine the level of attention of people, through a graphical interface in most cases obtaining the measurement of a biometric variable. The most used biometric variable to measure the level of attention in people are brain waves, these are obtained through diadems with sensors. Some examples are the following:

**MindWave.** Developed by the manufacturer Neurosky ([www.neurosky.com](http://www.neurosky.com)), it allows obtaining EEG signals through a headband-type interface that is placed on the head and powered by a 1.5 V AAA-type battery. It uses a wireless interface to communicate with the computer and acquires the signals through passive biosensors connected to an electrode that makes contact with the forehead. In addition, it has a reference terminal is connected to the earlobe. This feature is used to determine the origin of a signal. In the brain-computer interfaces, the location of the electrodes allows obtaining different representations of the EEG. The MindWave device has only one terminal placed on the forehead of the subject, in what is formally known as a pre-frontal zone. Figure 1 shows the way in which the device is used [11].



**Fig. 1.** Correct positioning of the Neurosky MindWave headband.

**Emotiv Epoc.** Bases its operation on a set of sensors strategically located in different areas of the head; this in order to interpret the frequencies produced to detect the thoughts, feelings and expressions of the user.

The headset is responsible for receiving, encrypting and sending the signals through the communication port for post-processing, using a logical abstraction protocol called Emo-Engine. The SDK tools provided by Emotiv-Systems are used to access the signal registers in the equipment.

Emotiv Epoc has 3 Suites for the detection of input signals: Expressiv, which deciphers facial expressions; Affectiv, whose description is the emotional state of the user, and Cognitiv, whose interpretation is based on the conscious use of thoughts. Figure 2 shows the way in which the device is used [12–14].



**Fig. 2.** Correct positioning of the Emotiv-Epoc headset from Emotiv-Systems.

There are different types of BCI, which have particular characteristics in their design in the Table 1 are described some important technical characteristics of 8 different BCI devices, characteristics such as number and type of sensors, price or the option of a software development kit (SDK):

**Table 1.** Comparison of the brain computer interfaces.

Device	Price (Dollars)	Electrodes	Mental states	SDK	Released	Producer	Interface
iFocusBand	\$500	1	8	YES	2014	iFocus Band	Bluetooth
MindWave	\$99.9	1	2	YES	2011	NeuroSky	Bluetooth
Mindflex	\$50	1	1	NO	2009	Mattel	
Emotiv EPOC	\$399	14	3	YES	2009	Emotiv Systems	Bluetooth
Star Wars Force Trainer	\$45	1	1	NO	2009	Uncle Milton	
MindSet	\$199	1	2	YES	2007	Neurosky	Bluetooth
Muse	\$299	4	5	YES	2014	InteraXon	
OpenBCI Ganglion B	\$99	4	3	YES	2015	Open BCI	Bluetooth

### 4.3 Validation Instruments

To evaluate the validity of the intervention, validated questionnaires and scales should be used. These measurement techniques should be available in the language of the participants and should measure the key aspects of cognitive rehabilitation. For example, to evaluate the improvements of attention in longitudinal studies, the following scales and questionnaires could be used: Integrated Visual and Auditory Continuous Performance Test (VAT), Test of Variable Attention (TOVA), among others [4, 15].

### 4.4 Electronic Systems for Feedback

Classroom-related studies showed that environmental factors, such as cognitive assistive technology (CAT) and external location systems, can help people with cognitive disabilities [15].

An example is the battery of the attention training system. This electronically generated response cost system is placed on a student's desk and handled with a remote control that is given to the teacher. It is designed to send comments in order to increase the levels of attention related to tasks. This system was found to be more effective compared to a pre-existing classroom management program that used chip reinforcement [15].

Another example is the Watchminder, a vibrating wristwatch. This self-monitoring device aims to increase the task behavior of elementary school children. The results of this study proved effective for two out of three participants.

Socially expressive robots use gestures and other forms of nonverbal communication to express internal states and can be used to provide an affective expression of digital information [16]. People tend to perceive robots as social actors and attribute similar traits to humans, including mental states. This can contribute to the fact that instructions from physical robots are more reliable than those from on-screen agents

and that robots can be more persuasive than on-screen agents when it comes to decisions in the physical world [15].

Learning objects (LOs) are important information resources that support traditional learning methods. To assess the impact, effectiveness and usefulness of learning objects, a theoretical, reliable and valid evaluation tool is necessary. An evaluation tool proposed in the literature consists of a cross-entropy metric to compare the LO design that uses the information provided by the visual fixations measured from a small focus group [17].

## 5 State of the Art of the Systems of Measurement of the Level of Attention in People

The research carried out on the implementation of a non-invasive and multi-user system, to identify the level of care in people is composed of the study of several stages:

- Types of non-invasive sensors currently used.
- Types of biometric variables used to measure attention states.
- Commercial devices implemented to measure attention statuses.
- Data acquisition speed of the biometric variables (sampling time).
- Software used for data processing.
- Applied technique to obtain data acquisition.
- Feedback techniques.

Figure 3 illustrates the diagram of the elements of the attention level recognition system using the closed-loop control technique.

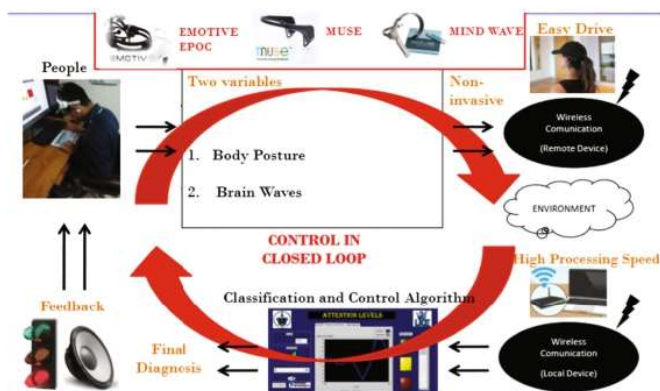


Fig. 3. System of identification of attention level in people.

Table 2 compares the physiological variables, applied techniques and impact with the levels of care obtained from various sources and scientific articles.

**Table 2.** Comparative table of physiological variables, applied techniques and impact on attention levels.

Ref	Variable physiological used	Technical applied	Relation and impact with the levels of attention
1	Facial gesturing	Digital image processing	Correlation of emotions with the level of attention of a person
2	Binaural waves (auditory waves)	Modification of the frequency range of the incident waves	Binaural waves cause a positive impact on mental states such as active concentration and creative visualization
3	Brain waves (Alpha, Beta, Delta, Theta and Gamma)	Wavelet transform	Using the Mindwave headband to read brain signals, which are classified into levels of attention
4	Brain waves produced by facial gestures	EmotivEpic Suites: * Affective * Expressiv * Cognitiv	Use of the EmotivEpic headband for the reading of brain signals, which are classified in levels of attention
5	Brain waves (Alpha, Beta, Delta, Theta and Gamma)	Classification of brain waves in emotions through their variations of frequencies	Correlation of emotions with the level of attention of a person
6	Brain waves (Alpha, Beta, Delta, Theta and Gamma)	Bayesian classification and search algorithm Hill Climbing	Correlation of emotions with the level of attention of a person
7	Facial gesturing	Digital image processing	Automatic feedback can improve a person's attention levels
8	Facial gesturing Body movements	Digital image processing Mouse movement	Application of tasks that require cognitive processes such as attention, memory and reasoning
9	Brain waves	Waves of the heart Classification of brain and heart waves in emotions through their variations in frequencies	Correlation of emotions with the level of attention of a person
10	Text	E-learning (Identification of emotions through the way of writing a text)	Correlation of emotions with the level of attention of a person

## 6 Implementation of Data Acquisition Systems for Commercial Devices

### 6.1 Implementation of MUSE Attention Monitor

InteraXon, manufacturer of the Muse headband, provides an SDK where the OSC (Open Sound Control) protocol must be decoded for the acquisition of data from the device. The Muse Interaxon SDK consists of a signal display called MuseLAB shown in the Fig. 4. In order to obtain the data from the virtual port, a graphical interface was implemented in Labview, which is shown in the Fig. 5, where an algorithm was developed to reflect the level of attention of the person. This monitor is mono-user type and its main characteristic is its sampling speed [18].

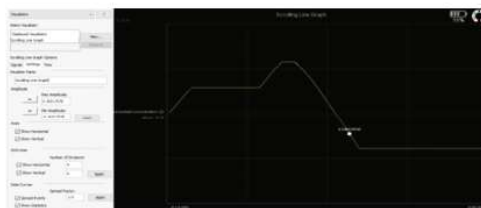


Fig. 4. SDK MuseLAB (Signals visualizer).



Fig. 5. Muse attention monitor implemented in Labview.

### 6.2 Implementation of MindWave Attention Monitor

NeuroSky, manufacturer of the MindWave headband, provides a free access SDK, this feature allows to perform a better interaction with the device and develop a multi-user interface, which is shown in the Fig. 6. Another application is Blink Detection whose function is the blink recognition shown in the Fig. 7 [18].

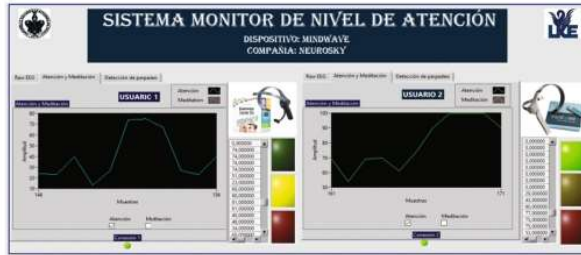


Fig. 6. MindWave attention monitor implemented in Labview.



Fig. 7. SDK Blink detection (Blink recognizer).

### 6.3 Implementation of Emotiv EPOC Attention Monitor

Emotiv Systems, manufacturer of the EmotivEPOC headband, provides an SDK with different applications such as Emotiv Xavier Control Panel whose function is to monitor the sensors as shown in the Fig. 8. Another application is Emotiv Emobot whose function is the gesture recognition shown in the Fig. 9. The data acquisition implemented in Labview for this device is shown in the Fig. 10 [18].

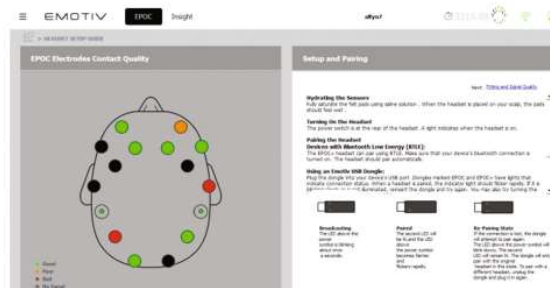


Fig. 8. SDK Xavier Control Panel (Sensors monitor).



Fig. 9. SDK Emotiv Emobot (Gesture recognizer).



Fig. 10. Emotiv EPOC attention monitor implemented in Labview.

## 7 Experimental Tests and Results

Experimental tests were performed using the MindWave commercial device of the Neurosky company, to detect the level of attention in first semester students of the computer degree of the BUAP.

A sample of 22 students whose ages are between 17 and 22 years old was used.

The test consisted in a test to identify colors, which was obtained from the demos of the company Brain HQ (<https://www.brainhq.com/why-brainhq/about-the-brainhq-exercises/attention>), whose interface it is illustrated in the Fig. 11.

To obtain the data of brain signals, a graphical interface was implemented, using the software LABVIEW, in the Fig. 12 illustrates the graphic interface where you can observe the behavior of brain signals, a traffic light as feedback, a vector where the sampled data is stored and the variation of the user's level of attention.

The test was carried out in two modalities: with tablet and desktop computer. The practical development is shown in the Fig. 13.

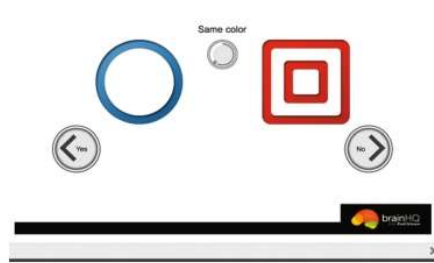


Fig. 11. Interface of the “same color” test of the company Brain HQ. (Color figure online)



Fig. 12. Interface graphical interface implemented in LABVIEW.



Fig. 13. Practical development of the experimental test.

In the development of the experiment 60 samples are taken for each test and the level of attention of each student is obtained both in the tablet and in the computer. With the obtained data an analysis is made reflected in the graphs of the Figs. 14, 15 and 16; which show the percentage of attention per device, the percentage of individual attention and the percentage of attention per hits respectively.

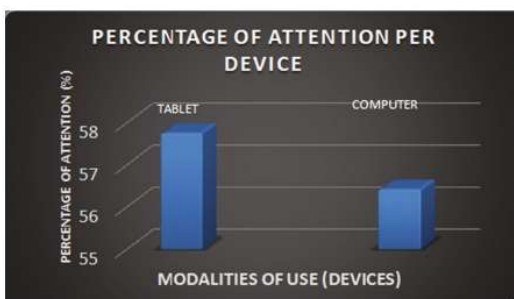


Fig. 14. Percentage of attention per DEVICE.

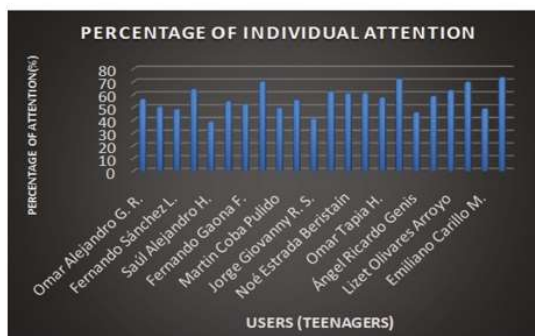


Fig. 15. Percentage of attention per USER.

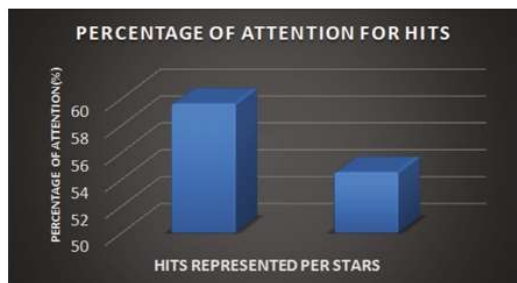


Fig. 16. Percentage of attention per HITS.

## 8 Conclusions

When the experimentation was developed, the MindWave device required a synchronization time of approximately 5 min, which delayed the application of the “same color” test.

When the headset was placed, the user had difficulties to recognize his brain signals, since sometimes, not making good contact with the sensors, the communication with the graphic interface slipped or lost, which caused a restart of the entire system of acquisition of the brain data.

The results obtained reflect greater concentration reached by users when handling a tablet than by manipulating the mouse of a desktop computer, which indicates that it influences as a distractor when executing a specific task.

In the present work we seek to generate a more efficient device in terms of response time, easy handling, and with greater robustness in its performance.

The analyzed headbands have specific characteristics, the performance of each depends on the application that you want to perform. Minwave is the most versatile headband even if it only has one sensor, Muse is the headband with the longest sampling time despite having four sensors and Emotive Epoc is the most complete headband.

## References

1. Ravichandran, S., Huang, J.: Motivating children with attention deficiency disorder using certain behavior modification strategies. In: Lim, C.T., Goh, J.C.H. (eds.) 13th International Conference on Biomedical Engineering. IFMBE Proceedings, vol. 23, pp. 1057–1062. Springer, Heidelberg (2009). [https://doi.org/10.1007/978-3-540-92841-6\\_260](https://doi.org/10.1007/978-3-540-92841-6_260)
2. Huh, J., Ackerman, M.S.: Exploring social dimensions of personal information management with adults with AD/HD. In: CHI EA 2010 CHI 2010 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, Atlanta, Georgia, USA, vol. 1, pp. 3715–3720 (2010). <https://doi.org/10.1145/1753846.1754044>
3. Regan, L.M., et al.: Games as neurofeedback training for children with FASD. In: IDC 2013 Proceedings of the 12th International Conference on Interaction Design and Children, New York, USA, vol. 1, pp. 165–172 (2013). <https://doi.org/10.1145/2485760.2485762>
4. Pascual, M.F., Begoña, Z., Buldian, K.M.: Adaptive cognitive rehabilitation interventions based on serious games for children with ADHD using biofeedback techniques: assessment and evaluation. In: COMPUTE 2010 Proceedings of the Third Annual ACM Bangalore Conference, Article 29, Bilbao, España, pp. 1–4 (2014). <https://doi.org/10.4108/icst.pervasivehealth.2014.255249>
5. Divia, V.: A smartwatch application for individuals with ADHD and mental health challenges. In: ASSETS 2016 Proceedings of the 18th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility, Nevada, USA, vol. 1, pp. 311–312 (2016). <https://doi.org/10.1145/2982142.2982207>
6. García, A.E.: Análisis de ondas cerebrales para determinar emociones a partir de estímulos visuales. Tesis Universidad Veracruzana Facultad de Estadística e Informática, México (2015)

7. Girouard, A.: Adaptive brain-computer interface. In: Proceedings of the 27th International Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI 2009, USA, vol. 1, pp. 3097–3100 (2009). <https://doi.org/10.1145/1520340.1520436>
8. Campazzo, E., Martínez, M., Guzmán, A., Agüero, A.: Desarrollo de interface de detección de emociones para su utilización en redes sociales y entornos virtuales de aprendizaje. In: XV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación, Paraná (2013)
9. Hernández, A., Vásquez, R., Olivares, B.A., Cortes, G., López, I.: Sistema de detección de emociones para la recomendación de recursos educativos. In: Programación Matemática y Software, México, pp. 58–66 (2016). ISSN 2007-3283
10. Marín, E.J.: Detección de emociones del usuario. Tesis Pontificia Universidad, Chile (2014)
11. Torres, F., Sánchez, C., Palacio, B.: Adquisición y análisis de señales cerebrales utilizando el dispositivo MindWave. In: MASKANA, I+D+ingeniería 2014, vol. 5, pp. 83–93. (2014). ISSN 1390-6143
12. Rojas, S., Garzón, J., Martínez, D., Escobar, M., Robayo, C.: Lector de ondas cerebrales para implementar un sistema alternativo y aumentativo de comunicación. In: 10th Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology, Panamá, vol. 10, pp. 1–9 (2012)
13. Perakakis, M., Potamianos, A.: An affective evaluation tool using brain signals. In: IUI 2013 Companion, USA, vol. 1, pp. 105–106 (2013). <https://doi.org/10.1145/2451176.2451222>
14. Pinto, R.D., Ferreira, H.A.: Development of a non-invasive brain computer interface for neurorehabilitation. In: REHAB 2015, Portugal, vol. 1, pp. 1–5 (2015). <https://doi.org/10.1145/2838944.2838975>
15. Zuckerman, O., et al.: KIP3: robotic companion as an external cue to students with ADHD. In: TEI 2016 Proceedings of the TEI 2016: Tenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction, USA, vol. 1, pp. 621–626 (2016). <https://doi.org/10.1145/2839462.2856535>
16. Horii, T., Nagai, Y., Asada, M.: Active perception based on energy minimization in multimodal human-robot interaction. In: HAI 2017, Alemania, vol. 1, pp. 103–110 (2017). <https://doi.org/10.1145/3125739.3125757>
17. Alvarez, C.L., Hernández, M.A., Hernández, H.M.: Automatic evaluation of learning objects based on cross-entropy of eye fixations minimization. In: Interaccion 2017, México, vol. 1, pp. 1–4 (2017). <https://doi.org/10.1145/3123818.3123872>
18. Gomez, J.E., Marcé, A.M.: Brain Sensors Aplicats a la Tecnologia Mecánica. Tesis TFG Universitat Politècnica de Catalunya, Barcelona (2016)

Revista de Educación Tareas 0 Español (España) Ver el sitio freddy7

OJS  
OPEN JOURNAL SYSTEMS

Envíos

Biblioteca de envío Ver metadatos

### Influencia de la postura corporal sobre la atención

Alfredo García Suarez

Envío Revisión Editorial Producción

Ronda 1

Estado de ronda 1  
Esperando las respuestas de los revisores/as.

Revisa las discusiones [Añadir discusión](#)

Nombre	De	Última respuesta	Respuestas	Cerrado
No hay artículos				

---

## CARTA DE PRESENTACIÓN

1. **Título del artículo en español:** Influencia de la postura corporal sobre la atención de los niños en un entorno educativo
2. **Sección de la revista:** Investigaciones originales
3. **Aportación original y relevancia en el área de la revista:** El trabajo de investigación descrito en este artículo surge a partir de la necesidad de mejorar los procesos cognitivos en el aprendizaje de los estudiantes, la investigación realizada es original ya que incorpora la postura corporal como variable de influencia sobre el nivel de atención del estudiante. Los dos aportes principales son: el desarrollo de un sistema para medir el nivel de atención de los estudiantes en tiempo real y el análisis estadístico realizado para obtener los patrones de comportamiento de las variables fisiológicas: postura corporal y ondas cerebrales, las cuales son relacionadas directamente con el nivel de atención de los estudiantes. La relevancia del presente trabajo en el área de la revista se da en la experimentación realizada la cual correlaciona la psicología de la educación (siendo la atención una variable inerte en este proceso) con lo psicoinstruccional (en la aplicación de test o prueba como cualquier tarea asignada en un entorno educativo).
4. **Declaro que el trabajo es original** y no se encuentra en proceso de evaluación por ninguna otra revista científica.
5. **Declaro que parte del artículo ha sido previamente publicado** en la revista Proceedings of the 5th Workshop on ICTs for improving Patients Rehabilitation Research Techniques (pp. 87–91). (publicación redundante), declaro que se está en posesión de los permisos de publicación necesarios por parte del autor y el editor (Springer) de la revista de la que se extrajo.
6. **Declaro que los autores han tenido en cuenta las “Responsabilidades éticas”** incluidas en estas normas.
7. **Declaración de autoría:** en el caso de trabajos realizados por más de un autor, todos los abajo firmantes declaran haber contribuido directamente al contenido intelectual del trabajo, que se hacen responsables del mismo, lo aprueban y están de acuerdo en que su nombre figure como autor.
8. **Declaro no tener conflictos de intereses:** en aquellas actividades que pudieran introducir sesgos en los resultados del trabajo.

### Datos de cada autor/a:

**Nombre y apellido:** Alfredo García Suárez  
**Filiación institucional** (Universidad, Facultad y Departamento): Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Facultad de Ciencias de la Computación y Doctorado en Ingeniería del Lenguaje y del Conocimiento  
**Dirección postal completa:** Avenida San Claudio s/n, Cd Universitaria, La Hacienda, 72592 Puebla, Pue., México  
**Teléfono:** +522224237171  
**e-mail:** alfredo.garcias@alumno.buap.mx

**Nombre y apellido:** Juan Manuel González Calleros  
**Filiación institucional** (Universidad, Facultad y Departamento): Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Facultad de Ciencias de la Computación y Doctorado en Ingeniería del Lenguaje y del Conocimiento  
**Dirección postal completa:** Avenida San Claudio s/n, Cd Universitaria, La Hacienda, 72592 Puebla, Pue., México

---

**Teléfono:** +522225888452  
**e-mail:** jumagoca78@gmail.com

**Nombre y apellido:** Amparo Dora Palomino Merino  
**Filiación institucional** (Universidad, Facultad y Departamento): Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Facultad de Ciencias de la Electrónica y Maestría en Ciencias de la Electrónica Opción en Automatización  
**Dirección postal completa:** Avenida San Claudio s/n, Cd Universitaria, La Hacienda, 72592 Puebla, Pue., México  
**Teléfono:** +522221557788  
**e-mail:** ampalomino@gmail.com

.../...

**Fecha y firma de cada autor/a:** 19 de enero del 2021

---

## Influencia de la postura corporal sobre la atención

### Impact of the corporal posture on the attention

#### Resumen

El nivel de atención de un estudiante en su entorno escolar está relacionado con diferentes variables fisiológicas del cuerpo humano. El estudio de las señales fisiológicas relacionadas con el nivel de atención como ondas cerebrales, frecuencia cardíaca, entre otros, ha revelado grandes avances en los últimos tiempos, obteniendo resultados significativos en aplicaciones de diferentes campos de estudio como medicina, robótica, psicología, entre otros.

El grado de influencia de cada tipo de variable fisiológica sobre el nivel de atención es un caso de estudio independiente, debido a la complejidad en el comportamiento de cada una de ellas. En este trabajo se presenta el desarrollo de un sistema para medir la atención en tiempo real y de forma cuantitativa. Las variables fisiológicas obtenidas para poder determinar el nivel de atención de un usuario son: Las ondas cerebrales tipo beta y dos ángulos que describen la postura corporal del estudiante.

Se relaciona el porcentaje de atención que se obtiene de las ondas cerebrales, con los ángulos obtenidos de la postura corporal a través de un análisis matemático cuyo fin es encontrar un modelo de correlación entre estas dos variables. Como resultado se obtiene un modelo matemático para una población de estudiantes con el Trastorno de Déficit de Atención e Hiperactividad (TDAH) y se obtiene otro modelo matemático para una población de estudiantes sin TDAH. Para ello se emplea el método de extracción de características de ambas variables, para posteriormente aplicar la técnica llamada Regresión lineal múltiple. El coeficiente de correlación ( $\rho_{xy}$ ) máximo obtenido es de 0.9785 para el caso de niños con TDAH, este valor se ubica en un intervalo de correlación considerable a correlación muy fuerte. El coeficiente de correlación resultante ( $\rho_{xy}$ ) denota que la postura corporal puede considerarse como un parámetro que influye en el nivel de atención de los estudiantes.

*Palabras clave:* trastorno de déficit de atención e hiperactividad, atención, cerebro, postura corporal, procesos cognitivos, pruebas cognitivas, monitoreo de progreso, habilidad académica.

#### Abstract

The level of attention of a student in the school environment is related to different physiological variables like: brain waves, heartbeat, corporal posture, hands movements, facial gestures and others. The study of physiological signals related to the level of attention has revealed great advances in recent times. This study has obtained significant results in applications from different fields of study such as medicine, robotics, and psychology, among others. The degree of impact of each physiological variable on the level of attention is an independent case of study, due to the complexity in the behavior of each one of them.

This work presents the development of a system to measure attention in real time. The physiological variables obtained to determine the level of attention of a student are: Beta-type brain waves and two angles that describe the student's corporal posture. The percentage of attention obtained from beta-type brain waves is related with the angles obtained from corporal posture using an analysis to find a mathematical model. This model describes the correlation between these two variables. The main objective is to obtain a mathematical model for a population of students with Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) and to obtain another mathematical model for a population of students without ADHD. The method used is the extraction of characteristics of both variables. Later, the technique called "Multiple linear regression" is applied in the analysis.

The maximum correlation coefficient ( $\rho_{xy}$ ) is 0.9785 for the case of children with ADHD, this value is located in an interval: considerable correlation to very strong correlation. The resulting correlation coefficient ( $\rho_{xy}$ ) denotes that corporal posture can be considered as a parameter that influences the level of attention of students.

*Key words:* attention deficit hyperactivity disorder, attention, brain, human posture, cognitive processes, cognitive tests, progress monitoring, academic ability.

---

## Introducción

La necesidad de actualización permanente de las prácticas educativas, la transferencia de conocimientos y la evolución tecnológica dinámica a las que nos enfrentamos con las tecnologías de la información y comunicación en concordancia con las nuevas metodologías de enseñanza-aprendizaje, son aspectos fundamentales que aseguran el impacto de las acciones formativas futuras (Campazzo et al., 2014).

Recientemente diversas técnicas de análisis de sentimientos y de emociones se han utilizado para determinar el estado emocional y cognitivo de una persona debido a que el estado de ánimo influye directamente en el nivel de atención de las personas (Hernández et al., 2016) y en consecuencia en el desempeño académico de los estudiantes (Aballay et al., 2015; Aymerich-franch, 2012; Hernández, 2015).

Se han identificado distintos trastornos que influyen en el nivel de atención de las personas como se presenta en Campazzo et al. (2013) and Aymerich-franch (2012), tanto en la infancia como en la edad adulta (Asiry et al., 2015). Uno de los trastornos más reconocidos es el Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad (TDAH) y generalmente se diagnostica por primera vez en la infancia aunque los síntomas persisten en la adolescencia e incluso hasta la edad adulta (Huh & Ackerman, 2010; Centers for Disease Control and Prevention, 2020). Algunas formas utilizadas para saber si una persona presenta TDAH (Pascual et al., 2014; Sonne et al., 2016) son a través de: cuestionarios, pruebas intelectuales, tipos de comportamiento, diagnósticos médicos entre otras en Weisberg et al. (2014) y Anuradha et al. (2010). Estas pruebas requieren un largo período de tiempo donde se realiza una observación y un proceso de análisis para obtener un diagnóstico.

Para conocer el grado de afectación que produce el TDAH es necesario que las personas tengan herramientas que puedan proporcionar una retroalimentación del porcentaje de atención al ejecutar una tarea específica (Ravichandran & Huang, 2009). Actualmente existe una variedad de dispositivos comerciales que proporcionan cuantitativamente el nivel de concentración, meditación, relajación y atención (Desney & Nijholt, 2010), pero en algunos casos se logran de manera invasiva, afectando la respuesta del usuario y en consecuencia el diagnóstico final.

Las ondas cerebrales son la variable fisiológica relacionada directamente con el nivel de atención del usuario y la postura corporal es la variable fisiológica que se consigue correlacionar con el nivel de atención (GEO tutoriales, 2015), por medio del análisis matemático presentado en este trabajo.

Este sistema tiene un subsistema de retroalimentación (McLaren & Antle, 2017; Regan et al., 2013) físico (Horii et al., 2017) y virtual (Zuckerman et al., 2016) el cual está representado a través de un semáforo. El cambio de color del semáforo indica un cambio brusco en el porcentaje de atención del usuario. Este cambio puede ser ascendente o descendente, dependiendo de la diferencia entre el valor actual y el valor anterior.

Los sensores utilizados en este sistema son colocados de forma superficial en el usuario, con el propósito de estimular una respuesta natural y generar un manejo no invasivo en el desarrollo de la experimentación.

### **Variables fisiológicas relacionadas con el nivel de atención**

Las variables fisiológicas utilizadas en este trabajo para calcular el nivel de atención son: las ondas cerebrales y la postura corporal. Las ondas cerebrales están directamente relacionadas con el porcentaje de atención cuando alcanzan un rango de frecuencia de: 14Hz a 26Hz, que pertenece a las ondas tipo beta (Torres et al., 2016). A partir del porcentaje de atención y los ángulos de la postura corporal obtenidos se realiza un análisis matemático para encontrar el grado de correlación entre estas dos

---

variables y determinar si la postura corporal influye de una manera significativa en el nivel de atención del usuario.

En la literatura, la variable fisiológica más utilizada para medir el nivel de atención en las personas son las ondas cerebrales (Desney & Nijholt, 2010), estas se obtienen a través de sensores implementados en forma de diademas, para este trabajo es utilizado el dispositivo MindWave del fabricante Neurosky.

#### **Ondas cerebrales**

Las señales obtenidas a través de un electroencefalograma (EEG) se pueden clasificar en 5 tipos de ondas con diferentes características (Torres et al., 2016; Guin & Baishya, 2013):

**Delta:** estas ondas oscilan entre 0.5Hz y 4 Hz. La producción de estas ondas en el estado de vigilia está relacionada con daños físicos en el cerebro. El movimiento físico puede causar ondas deltas artificiales, pero con un análisis instantáneo, solo mediante la observación de los registros EEG primarios esto puede ser verificado o descartado. Las ondas delta son también las ondas de mayor amplitud y más baja frecuencia (entre 1.5 y 4 ciclos por segundo). Nunca llegan a cero, porque eso significaría muerte cerebral. Se generan en un estado de sueño profundo (Torres et al., 2016; Guin & Baishya, 2013).

**Theta:** fluctúan entre 4Hz y 7.5 Hz, están vinculadas a la ineficiencia y soñar despierto. Además, generalmente se relacionan con el acceso al material inconsciente del cerebro y los estados de profunda meditación. Las ondas theta de frecuencia más baja representan una delgada línea entre estar despierto o en estado de sueño. Las ondas theta surgen del estrés emocional, especialmente de la frustración o decepción. Los niveles altos de theta se consideran anormales en adultos, y también están relacionados con el TDAH. Las ondas theta también son ondas de mayor amplitud y baja frecuencia (entre 4 y 8 ciclos por segundo). Ellas se alcanzan bajo un estado de profunda calma. La persona que llega a fantasear (o soñar despierto) está en este estado. Se dice que es un estado de inspiración para ideas y soluciones creativas. Es un estado en el que las tareas realizadas han sido automatizadas es decir que no es necesario tener un control atento y consciente de su ejecución. Coloquialmente se describe con la frase: tu mente está en otro lugar (a veces decimos «en la luna») (Torres et al., 2016; Guin & Baishya, 2013).

**Alfa:** oscilan de 8Hz a 13 Hz, son más lentas y están asociadas con la relajación y la desconexión. Pensando en algo tranquilo con los ojos cerrados da un aumento en actividad alfa. De alguna manera, las ondas alfa indican un estado relajado de conciencia, sin atención ni concentración. Las ondas alfa también representan un estado de baja actividad cerebral y relajación. Estas ondas son más lentas y anchas que las ondas beta. Su frecuencia oscila entre 8 y 14 ciclos por segundo. Una persona que ha completado una tarea y se sienta a descansar a menudo se encuentra en un estado alfa; así como la persona que está caminando o disfrutando del paisaje (Torres et al., 2016; Guin & Baishya, 2013).

**Beta:** están en el rango de frecuencia entre 14Hz y 26Hz, pero a menudo se dividen en beta baja y beta alta para un análisis más específico. Las ondas beta son pequeñas y rápidas. Están asociadas con la concentración focalizada. Cuando el movimiento es resistido o suprimido o, al resolver una tarea matemática hay un aumento en la actividad de las ondas beta. Un estado de pánico también puede causar un aumento en el nivel de ondas beta (Torres et al., 2016; Guin & Baishya, 2013).

**Gamma:** estas ondas están en el rango de frecuencias mayor de 30 Hz. Su amplitud es muy pequeña, y su ocurrencia es rara, por lo que están relacionados con ciertas enfermedades del cerebro. Se cree que refleja el mecanismo de la conciencia. Las ondas beta y gamma juntas se han asociado con atención, percepción y cognición (Torres et al., 2016; Guin & Baishya, 2013).

#### **Postura corporal**

---

La postura del cuerpo se define de acuerdo con los tres planos en el espacio, es ideal cuando refleja la simetría de los movimientos. La pérdida de verticalidad pasa por una adaptación de los diferentes segmentos del cuerpo con respecto a los tres planos del espacio. La actitud natural no es consciente ni voluntaria; eso es una forma de reacción debido a un estímulo constante: la gravedad (Doberossan & Rodríguez, 2004).

La postura no es solo un estado estable o una posición estable, sino es una unidad dinámica de movimiento, en la cual los brazos de palanca y los ángulos de las articulaciones son armónicos, las articulaciones pueden desarrollar un efecto de amortiguación. La postura es una forma fisiológica de usar el cuerpo.

El concepto del centro de gravedad del cuerpo es básico para analizar cualquier posición de descanso o movimiento. Es un punto ubicado en el centro exacto de la masa corporal, su ubicación tiene pequeñas variaciones según la constitución del cuerpo, también en el mismo sujeto se mueve hacia arriba, hacia abajo o hacia los lados, de acuerdo con los cambios en posición de los segmentos orgánicos durante la actividad.

El objeto se comporta como si toda su masa estuviera centrada en ese punto, aunque en realidad, el cuerpo humano está formado por varios segmentos móviles, cada uno de los cuales tiene su propio centro. Sin embargo, cuando se evalúa la alineación de la postura erguida, se considera el cuerpo entero como un todo. El centro de gravedad se encuentra en el 55% de la altura del sujeto, por encima de la segunda vértebra sacra (Doberossan & Rodríguez, 2004).

El mantenimiento o recuperación de la postura normal se produce por medio de reacciones reflejas en las cuales participan receptores, vías nerviosas, centros nerviosos, reflejos miotáticos, actividad muscular tónica y fásica. Estas reacciones son: reacciones de sostén tónico-estáticas; reacciones de adaptación postural; reacciones de enderezamiento y reacciones de equilibrio o tónico-cinéticas.

Las reacciones de sostén tónico-estáticas se producen para mantener la postura normal. Incluyen reacciones reflejas locales (originadas por el mismo miembro) y segmentarias (reacciones cruzadas). Mantienen el cuerpo erguido en contra de la fuerza de gravedad.

#### **Dispositivos para medir las ondas cerebrales y la postura corporal**

A nivel comercial se carece de un sistema multivariable para medir la atención del usuario. Los dispositivos existentes en el mercado tienen funciones limitadas debido a que se encuentran restringidos por el software y hardware del fabricante. En la literatura, se ha identificado la complejidad al momento de reproducir los experimentos por la falta de un sistema que sea de fácil manejo, fiable, no invasivo (Bandodkar & Wang, 2014; Eadie & Steele, 2017; Avila et al., 2015) y que otorgue una retroalimentación efectiva en tiempo real (Torres et al., 2016; Rojas et al., 2012; Perakakis & Potamianos, 2013; Pinto & Ferreira, 2015).

En este trabajo se utiliza la diadema MindWave para medir la variable fisiológica correspondiente a las ondas cerebrales. Este dispositivo fue desarrollado por el fabricante Neurosky, permite obtener señales EEG a través de una interfaz tipo diadema que se coloca en la cabeza y es alimentado por una batería de 1.5 volts. Utiliza una transmisión inalámbrica para comunicarse con la computadora y adquiere las señales a través de biosensores pasivos conectados hacia un electrodo que hace contacto con la frente. Tiene una terminal de referencia que se conecta al lóbulo de la oreja. Esta característica es utilizada para determinar el origen de una señal en el cerebro. La ubicación de los electrodos permite obtener diferentes representaciones del EEG, el dispositivo MindWave tiene una sola terminal colocada en la parte frontal del sujeto, en lo que formalmente se conoce como la zona prefrontal.

La información de la postura corporal del usuario se percibe a través de una banda colocada en la cintura del usuario. Esta banda, se implementó con una unidad de medición inercial MPU-6050 la cual consta de un giroscopio y un acelerómetro como se describe en Naylamp Mechatronics (2016). El

---

dispositivo tiene 3 sensores: 1 giroscopio, 1 acelerómetro y 1 sensor de temperatura, además de tener 6 grados de libertad. La función de este dispositivo es medir la fuerza con el acelerómetro y la velocidad lineal con el giroscopio respectivamente.

#### **Obras relacionadas**

La variedad de técnicas aplicadas en el campo de la investigación para cuantificar el nivel de atención de las personas conduce a un análisis descriptivo que se presenta en este trabajo. La literatura muestra las variables utilizadas para relacionar el nivel de atención en las personas: Ondas cerebrales (Domínguez, 2015; Torres et al., 2016; Rojas et al., 2012; Campazzo et al., 2013; García, 2015; Campazzo et al., 2014; Perakakis & Potamianos, 2013; Pinto & Ferreira, 2015), gesticulación facial (Marín, 2014; Hernández et al., 2016; Saneiro, 2015), postura corporal (Saneiro, 2015), movimiento corporales (Saneiro, 2015), pulsos cardiacos (Saneiro, 2015), tasa respiratoria (Saneiro, 2015; Sonne & Jensen, 2016), modo de escritura en teclado (Aballay et al., 2015), saliva (Saneiro, 2015; Bandodkar & Wang, 2014), sudor (Saneiro, 2015; Bandodkar & Wang, 2014), temperatura (Saneiro, 2015; Bandodkar & Wang, 2014; Blank & Sinclair, 2011), seguimiento de vista (Asiry et al., 2015), movimientos de la cabeza (Roig-Maimó et al., 2017), glucosa en la sangre (Bandodkar & Wang, 2014; Eadie & Steele, 2017) y movimientos con las manos (Avila et al., 2015); donde se ha encontrado que las ondas cerebrales son las variables fisiológicas con mayor relevancia debido a la relación cognitiva que existe entre el pensamiento y la actividad cerebral, por lo tanto, su implicación es directa.

El dispositivo elegido depende de la variable fisiológica utilizada, para realizar la adquisición de datos. Dentro de la mayoría de los dispositivos utilizados en la literatura son: el electroencefalograma (Domínguez, 2015; Torres et al., 2016; Rojas et al., 2012; Campazzo et al., 2013; García, 2015; Campazzo et al., 2014; Perakakis & Potamianos, 2013; Pinto & Ferreira, 2015), cámara WEB (Marín, 2014; Hernández et al., 2016; Saneiro, 2015), sensores de movimiento (Saneiro, 2015), giroscopios (Saneiro, 2015), electrodos (Saneiro, 2015), mouse (Saneiro, 2015), electrocardiograma (Saneiro, 2015), sensores electroquímicos (Saneiro, 2015; Sonne & Jensen, 2016), teclado, transductores (Saneiro, 2015; Bandodkar & Wang, 2014; Blank & Sinclair, 2011), cámaras de video (Roig-Maimó et al., 2017; Asiry et al., 2015) y sensores ópticos (Avila et al., 2015).

#### **Método**

El experimento consistió en aplicar a los estudiantes una prueba para identificar colores, la cual fue obtenida de los demos de la compañía Brain HQ y se explica detalladamente en Garcia et al. (2019a).

#### **Muestra**

Se aplica a una muestra de 22 estudiantes de nivel primaria con TDAH diagnosticado y a una muestra de 11 estudiantes de nivel primaria sin TDAH cuyas edades oscilaron en el rango de 6 a 12 años.

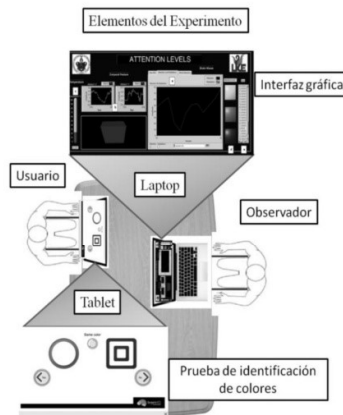
#### **Instrumentos**

Las muestras fueron capturadas cada 500 milisegundos y los elementos utilizados fueron: 1 tablet (para reproducir la prueba de identificación de colores) utilizada por el usuario, 1 laptop (para monitorear los datos leídos en tiempo real a través de una interfaz gráfica) utilizada por un observador, una banda para

---

medir la postura corporal y una diadema de ondas cerebrales (MindWave). El desarrollo práctico del experimento se muestra en el gráfico I.

**GRÁFICO I.** Diagrama de los elementos del experimento



Fuente: García-Suárez, elaboración propia

La recolección de muestras se llevó a cabo utilizando el dispositivo comercial MindWave de la empresa Neurosky para detectar el nivel de atención sobre las ondas cerebrales tipo beta como se describe en García et al. (2018) y García et al. (2019b). El sensor MPU-6050 implementado en un chaleco se utilizó para medir la postura corporal a través de los ángulos obtenidos en los estudiantes de una escuela primaria en México. El sensor MPU-6050 se colocó inicialmente en un chaleco para poder recolectar las muestras de la postura corporal, el ajuste del chaleco por parte de los estudiantes no era práctico para su talla, esto implicaba un tiempo prolongado en la recolección de muestras, por lo tanto, fue reemplazado por una banda de ajuste, la cual resultó de fácil manejo y mejor acoplamiento a diferentes tallas. La orientación del sensor MPU-6050 con respecto al sistema tridimensional (X, Y, Z) se adaptó de forma que el eje Z fuera perpendicular a la superficie de la tierra. Los ángulos medidos están formados por los movimientos alrededor del eje X y los movimientos alrededor del eje Y; la causa es porque en estos ángulos está presente el soporte de las reacciones tónico-estáticas, estas reacciones ocurren para mantener una postura normal o recta, mantienen el cuerpo erguido en contra de la fuerza de gravedad, una mala postura hace que el usuario requiera un equilibrio neuromotor en relación con su neuro-eje lo cual tiene un impacto directo en su nivel de atención y concentración (Doberssan & Rodríguez, 2004). La postura del usuario es paralela al eje Z y relacionada con el centro de gravedad del cuerpo porque es el punto para analizar cualquier posición ya sea en reposo o en movimiento.

El análisis de datos para encontrar la correlación entre la postura corporal y el nivel de atención, comienza con la extracción de 10 características estadísticas de los ángulos de la postura corporal y 1 característica extraída del porcentaje de atención de las ondas cerebrales tipo beta. Finalmente se

compara el desempeño de 3 modelos matemáticos utilizando la técnica de regresión lineal múltiple, como se aplica en Celaya-Padilla et al. (2018) y se explica en Flores (2019) y Matworks (2019).

### Procedimiento

El análisis de datos realizado tiene el siguiente estándar de componentes:

Preprocesamiento. Identificación de valores atípicos y valores faltantes. Suavizado de datos para identificar posibles modelos visuales (Matworks, 2019).

Resumen o extracción de características. Cálculo de estadísticas básicas para describir la ubicación, escala y forma generales de los datos (Matworks, 2019).

Visualización: Representación gráfica de datos para identificar patrones y tendencias (Matworks, 2019).

Modelado: Descripción más detallada de las tendencias presentes en los datos, útil para predecir valores nuevos (Matworks, 2019).

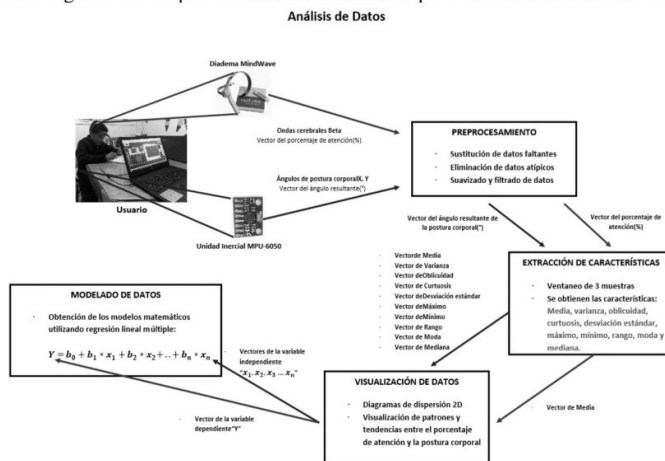
### Resultados

El análisis de datos se mueve entre estos componentes teniendo en cuenta dos objetivos básicos:

- Describir los patrones de los datos con modelos simples que den origen a predicciones fiables.
- Comprender las relaciones entre variables que conducen al modelo.

El diagrama de bloques del gráfico II muestra el procedimiento matemático realizado en el análisis de datos.

**GRÁFICO II.** Diagrama de bloques del análisis matemático para encontrar los modelos de correlación



Fuente: García-Suárez, elaboración propia

Los datos obtenidos del sensor de las ondas cerebrales pertenecientes a los estudiantes con TDAH y a los estudiantes sin TDAH se muestran en la tabla I, estos datos describen el porcentaje de atención adquirido por medio de la diadema MindWave. Los resultados ilustrados en la tabla I muestran el nivel de atención de una persona basado en sus ondas cerebrales. El porcentaje de atención se considera como la variable dependiente. A continuación se procede a encontrar el modelo de correlación entre el porcentaje de atención y la postura corporal de los estudiantes.

**TABLA I.** Promedio de porcentaje de atención en niños con TDAH y en niños sin TDAH

Niños con TDAH		Niños sin TDAH	
Nombre	Atención (%)	Nombre	Atención (%)
Estudiante 1	52.96	Estudiante 1	46.19
Estudiante 2	56.88	Estudiante 2	65.15
Estudiante 3	49.3	Estudiante 3	48.21
Estudiante 4	57.56	Estudiante 4	50.98
Estudiante 5	58.8	Estudiante 5	62.65
Estudiante 6	59.86	Estudiante 6	48.04
Estudiante 7	37.14	Estudiante 7	42.97
Estudiante 8	53.45	Estudiante 8	52.35
Estudiante 9	39.63	Estudiante 9	63.5
Estudiante 10	42.36	Estudiante 10	45.85
Estudiante 11	59.87	Estudiante 11	49.95
Estudiante 12	54.35	-	-
Estudiante 13	59.43	-	-
Estudiante 14	47.95	-	-
Estudiante 15	51.26	-	-
Estudiante 16	56.59	-	-
Estudiante 17	37.40	-	-
Estudiante 18	55.51	-	-
Estudiante 19	15.93	-	-
Estudiante 20	57.86	-	-
Estudiante 21	47.44	-	-
Estudiante 22	51.73	-	-

Fuente: García-Suárez, elaboración propia

#### Almacenamiento representación de los datos

Inicialmente, las muestras tomadas de las variables fisiológicas: ondas cerebrales y postura corporal son almacenadas en 3 vectores de tipo columna correspondientes a: ángulo alrededor del eje X, ángulo alrededor del eje Y y porcentaje de atención. En esta etapa del análisis de datos, se realizan las siguientes acciones:

- Se forma un solo vector de la postura corporal obteniendo la magnitud de los 2 ángulos formados alrededor de los ejes X y Y respectivamente. El vector resultante es R.
- Los datos faltantes causados por un error en la lectura son reemplazados por datos de tipo NaN, que no tienen un valor específico, pero permiten que la estructura de los vectores de datos sea preservada.
- Los datos atípicos se descartan utilizando el intervalo de confianza  $(-2\sigma, +2\sigma)$ , calculado a partir de media tanto para el vector del porcentaje de atención como para el vector resultante R de la postura corporal.
- Se aplica una técnica de suavizado a los datos. Esta técnica se llama «suavizado simple del movimiento promedio entre 2 muestras», el suavizado se aplica tanto en el vector de porcentaje de atención como en el vector resultante R de la postura corporal.

#### Extracción de características

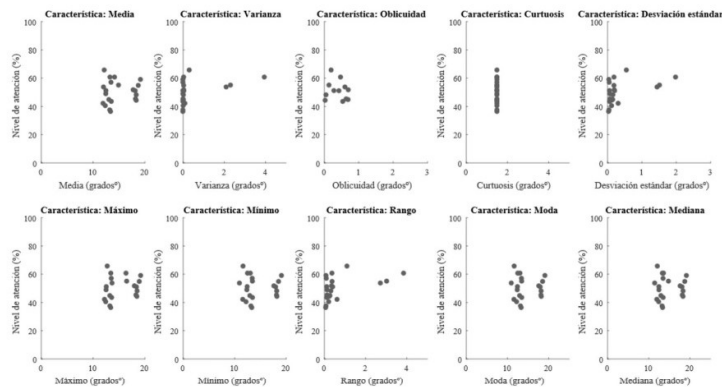
En esta etapa del análisis de datos, se realizan las siguientes acciones:

- Se aplica un ventaneo de 3 muestras sobre ambos vectores: el vector resultante R de la postura corporal y el vector del porcentaje de atención.
- Son extraídos los vectores de cada una de las siguientes características: para el caso del vector de porcentaje de atención solo se extrae 1 característica estadística: la media. Para el caso del vector resultante R de la postura corporal se extraen 10 características estadísticas: la media, la varianza, la oblicuidad, la curtuosis, la desviación estándar, el máximo, el mínimo, el rango, la moda y la mediana.

### Visualización de datos

En esta etapa del análisis de datos, se representan cada una de las 10 características extraídas de la postura corporal con la media del porcentaje de atención en forma de diagramas de dispersión 2D, estos diagramas son una herramienta fundamental para encontrar patrones y tendencias de correlación entre el porcentaje de atención y la postura corporal resultante. La representación gráfica de los vectores de cada una de las características de la postura corporal contra la media del porcentaje de atención se muestra en los diagramas de dispersión 2D del gráfico III.

**GRÁFICO III.** Diagrama de bloques del análisis matemático para encontrar los modelos de correlación



Fuente: García-Suárez, elaboración propia

### Modelado de datos

En esta etapa del análisis de datos, se realiza un análisis comparativo del desempeño de los 3 modelos aplicando 11 combinaciones de características donde varían la respuesta de cada uno de los 3 modelos matemáticos y la correlación obtenida respecto al porcentaje de atención. Los coeficientes de correlación ( $\rho_{xy}$ ) obtenidos por los modelos matemáticos en cada interacción se muestran en la tabla II.

**TABLA II.** Comparativa de los coeficientes de correlación ( $\rho_{xy}$ ) obtenidos por los 3 modelos matemáticos aplicados a cada combinación de características.

Nº	Características Extraídas	Coefficiente de Correlación ( $\rho_{xy}$ ) en niños con TDAH	Coefficiente de Correlación ( $\rho_{xy}$ ) en niños sin TDAH
----	---------------------------	---	---

		Modelo de regresión lineal	Modelo de ajuste lineal	Modelo de ajuste No-Lineal	Modelo de regresión lineal	Modelo de ajuste lineal	Modelo de ajuste No-Lineal
1	Media, varianza y oblicuidad	0.6131	0.6107	0.8006	0.4156	0.3224	0.3768
2	Curtosis, máximo y mínimo	0.7396	0.4827	0.6877	0.3405	0.3157	0.3346
3	Media, varianza, oblicuidad y curtosis	0.6268	0.6140	0.8136	0.4772	0.5576	0.5576
4	Media, varianza, oblicuidad, curtosis y desviación estándar	0.6529	0.6503	0.9444	0.5134	0.3807	0.6473
5	Media, varianza, oblicuidad, curtosis, desviación estándar y máximo	0.7708	0.7375	0.9370	0.4474	0.4049	0.6964
6	Media, varianza, oblicuidad, curtosis, desviación estándar, máximo y mínimo	0.8187	0.8167	0.9787	0.7578	0.6892	Se indefine
7	Media, varianza, oblicuidad, curtosis, desviación estándar, máximo y rango	0.8176	0.8173	0.8049	0.7014	0.6892	0.6434
8	Media, varianza, oblicuidad, curtosis, desviación estándar, máximo y mediana	0.9073	0.7389	0.9444	0.4074	0.4074	Se indefine
9	Media, varianza, oblicuidad, curtosis, desviación estándar, máximo y moda	0.8187	0.8167	0.9787	0.7578	0.6892	Se indefine
10	Media, varianza, oblicuidad, curtosis, desviación estándar, máximo, mínimo y rango	0.8734	0.8555	0.4050	0.9397	0.6928	0.6434
11	Media, varianza, oblicuidad, curtosis, desviación estándar, máximo, mínimo, rango, moda y mediana	0.9785	0.8613	Se indefine	0.9888	0.7416	Se indefine

Fuente: García-Suárez, elaboración propia

La combinación de características número 11 mostró el mayor desempeño como se ilustra en la tabla II. En la ecuación 1 se describe el modelo matemático con mejor desempeño para los estudiantes con TDAH y en la ecuación 2 se describe el modelo matemático con mejor desempeño para los estudiantes sin TDAH.

En el gráfico IV se ilustran los comportamientos de los modelos de regresión lineal múltiple con mayor desempeño comparados con el porcentaje de atención original tanto para el caso de la muestra de niños con TDAH (ecuación 1), como para la muestra de niños sin TDAH (ecuación 2).

$$Y = -610.9 + 328.3x_1 - 108.2x_2 + 233x_3 + 471.1x_4 - 816.7x_5 + 6521.1x_6 - 6476.1x_7 - 5985.9x_8 + 0x_9 - 375.6x_{10} \quad (1)$$

$$Y = -639 + 460x_1 + 109x_2 - 35x_3 + 522x_4 - 1797x_5 - 48559x_6 + 48548x_7 + 49324x_8 + 0x_9 - 447x_{10} \quad (2)$$

Donde:

Y: Es el vector de porcentaje de atención calculado a partir de las características extraídas de la postura corporal.

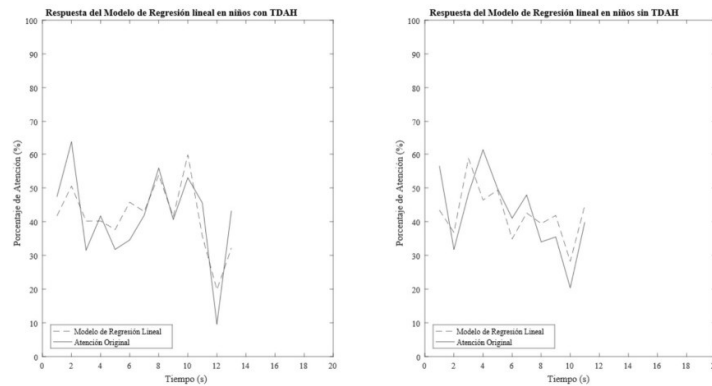
$x_1$ : Es el vector de la característica "media" extraída de la postura corporal.

$x_2$ : Es el vector de la característica "varianza" extraída de la postura corporal.

$x_3$ : Es el vector de la característica "oblicuidad" extraída de la postura corporal.

- $x_4$ : Es el vector de la característica “curtuosis” extraída de la postura corporal.
- $x_5$ : Es el vector de la característica “desviación estándar” extraída de la postura corporal.
- $x_6$ : Es el vector de la característica “máximo” extraída de la postura corporal.
- $x_7$ : Es el vector de la característica “mínimo” extraída de la postura corporal.
- $x_8$ : Es el vector de la característica “rango” extraída de la postura corporal.
- $x_9$ : Es el vector de la característica “moda” extraída de la postura corporal.
- $x_{10}$ : Es el vector de la característica “mediana” extraída de la postura corporal.

**GRÁFICO IV.** Desempeño del Modelo de Regresión Lineal



Fuente: García-Suárez, elaboración propia

La comparativa de los coeficientes de correlación de los tres modelos matemáticos probados arroja como resultado que el modelo de regresión lineal mostró el mejor desempeño de los tres modelos comparados cuando se aplica la combinación 11<sup>º</sup> utilizando las 10 características extraídas: Media, varianza, oblicuidad, curtuosis, desviación estándar, máximo, mínimo, rango, moda y mediana. En esta combinación se obtiene un coeficiente de correlación  $\rho_{xy} = 0.9785$  para el caso de los niños con TDAH y un coeficiente de correlación  $\rho_{xy} = 0.9888$  para el caso de los niños sin TDAH.

## Conclusiones

Las ondas cerebrales están directamente relacionadas con el nivel de atención como se describe en algunos trabajos (Dominguez, 2015; Torres et al., 2016; Rojas et al., 2012; Campazzo et al., 2013; García, 2015; Campazzo et al., 2014; García et al., 2008; Perakakis & Potamianos, 2013; Anuradha et al., 2010), por lo tanto se elijen como la variable principal.

Se busca una variable fisiológica secundaria para encontrar su correlación con el nivel de atención. Se elije la postura corporal debido a que en la literatura existen pocos trabajos (Saneiro, 2015) que la relacionan con el nivel de atención lo que significa un área de oportunidad para generar un aporte importante en este campo de estudio.

---

La extracción de características utilizada en el análisis matemático para encontrar el coeficiente de correlación descrito en GEO tutoriales (2015), entre el porcentaje de atención y la postura corporal se utiliza de forma similar que en Celaya-Padilla et al. (2018), seleccionando un mayor número de características.

Los resultados obtenidos muestran que el «Modelo de regresión lineal» tiene mayor robustez comparada con el «Modelo no lineal de ajuste» debido a que el «Modelo de regresión lineal» no se indefinía para ninguna combinación de características, en cambio el «Modelo no lineal de ajuste» se indefinía para cierto tipo de combinaciones de características de entrada, donde el valor de sus coeficientes tiende a infinito lo cual ocasiona una inconsistencia matemática en el cálculo de la regresión. Por otra parte, el «Modelo de regresión lineal» mostró una gran ventaja en su desempeño obteniendo una mayor correlación con respecto a la correlación obtenida por el «Modelo de ajuste lineal», esto se evidencia en el valor de los coeficientes de correlación obtenidos en cada una de las 11 combinaciones de características mostradas en la tabla II.

Las ventajas del «Modelo de regresión lineal» lo hacen candidato para ser el modelo utilizado en la búsqueda del porcentaje de atención a partir de la postura corporal. Los resultados obtenidos en su desempeño fueron de una correlación máxima del 97.85% en el porcentaje de atención alcanzado en niños con TDAH y de una correlación máxima del 98.88% en el porcentaje de atención alcanzado en niños sin TDAH.

El coeficiente de correlación  $\rho_{xy}$  puede variar de -1 a 1, donde el signo indica la dirección de la correlación y el valor numérico, la magnitud de la correlación. En este contexto se puede decir que los coeficientes de correlación obtenidos tanto para el caso de los niños con TDAH ( $\rho_{xy} = 0.9785$ ), como para el caso de los niños sin TDAH ( $\rho_{xy} = 0.9888$ ), están en el intervalo de correlación positiva muy fuerte a correlación positiva perfecta, descritos en GEO tutoriales (2015).

La principal desventaja del «Modelo de regresión lineal» obtenido es el uso de 9 de las 10 características extraídas lo cual eleva el coste computacional al realizar la predicción de los datos.

Como trabajo futuro se debe realizar una experimentación con diferentes poblaciones que tengan las mismas características empleadas en este trabajo, con el objetivo obtener el porcentaje de atención a partir de los modelos propuestos y comprobar de forma experimental las variaciones en los coeficientes de correlación obtenidos.

### Referencias Bibliográficas



- Aballay, L., Aciar, S. & Reategui, E. (2015). Propuesta de un método para detección de emociones en E-Learning. *44 JAIIO - ASAI 2015 16º Simposio Argentino de Inteligencia Artificial*, 1(1), 121-128. <https://bit.ly/2ZpOZ14>
- Anuradha, J., Tisha, B., Ramachandran, V., Arulalan, K.V., & Tripath, B.K. (2010). Diagnosis of ADHD using svm algorithm. In R.K. Shyamasundar, & P. Deshpande, (Eds.), *COMPUTE '10: Proceedings of the Third Annual ACM Bangalore Conference* (pp. 1-4). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/1754288.1754317>
- Asiry, O., Shen, H., & Calder, P. (2015). Extending attention span of ADHD children through an eye tracker directed adaptive user interface. In F. Kuo, S. Marshall, H. Shen, M. Stumptner, & M.A. Babar, (Eds.), *ASWEC '15 Vol. II: Proceedings of the ASWEC 2015 24th Australasian Software Engineering Conference* (pp. 149-152). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2811681.2824997>

- 
- Avila, S.O., Rakona, B., & Mistry, P. (2015). Non-invasive optical detection of hand gestures. In S. Nanayakkara, & E. Yi-Luen, (Eds.), *AH '15: Proceedings of the 6th Augmented Human International Conference* (pp. 179–180). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2735711.2735801>
- Aymerich-franch, L. (2012). Los juegos en entornos virtuales como herramientas de aprendizaje: Estudio de la respuesta emocional de los participantes. *SPHERA PÚBLICA Revista de Ciencias Sociales y de la Comunicación*, 12(12), 183-197. <https://bit.ly/2Zrve9q>
- Bandodkar, A.J., & Wang, J. (2014). Non-invasive wearable electrochemical sensors: A review. *Trends in Biotechnology*, 32(7), 363-371. <https://doi.org/10.1016/j.tibtech.2014.04.005>
- Blank, M., & Sinclair, M. (2011). Demo: Non-invasive and long-term core temperature measurement. In R. Ganti, (Ed.), *mHealthSys '11: Proceedings of the First ACM Workshop on Mobile Systems, Applications, and Services for Healthcare* (pp. 1–2). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2064942.2064957>
- Campazzo, E.N., Martínez, M., Guzmán, A.E., & Agüero, A.L. (2013). *Desarrollo de interface de detección de emociones para su utilización en redes sociales y entornos virtuales de aprendizaje*. SEDICI. <https://bit.ly/2YNg51N>
- Campazzo, E.N., Martínez, M., Guzmán, A.E., & Agüero, A.L. (2014). *Entornos virtuales de aprendizaje integrado a tecnología móvil y detección de emociones*. SEDICI. <https://bit.ly/38PxF8E>
- Celaya-Padilla, J.M., Galván-Tejada, C.E., López-Monteaquedo, F.E., Alonso-González, O., Moreno-Báez, A., Martínez-Torteya, A., Galván-Tejada, J.L., Arceo-Olague, J.G., Luna-García, & H., Gamboa-Rosales, (2018). Speed bump detection using accelerometric features: A genetic algorithm approach. *Sensors*, 18(2), 443-448. <https://doi.org/10.3390/s18020443>
- Centers for Disease Control and Prevention (Ed.)(2020). *Attention-deficit / hyperactivity disorder (ADHD)*. <https://bit.ly/391E405>
- Desney, S.T., & Nijholt, A. (2010). *Brain-computer interfaces*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-84996-272-8>
- Doberossan, L., & Rodríguez, C.A. (2004). *La postura corporal en el deporte simétrico y asimétrico* [Disertación de Maestría, Universidad Abierta Interamericana]. Studylib. <https://bit.ly/38ZGa0W>
- Domínguez, C. (2015). *Las ondas binaurales y sus efectos* [Disertación de Maestría, Ciudad Cooperativa Cruz Azul]. Versión online. <https://bit.ly/38htYbB>
- Eadie, M., & Steele, R.J. (2017). Non-invasive blood glucose monitoring and data analytics. In S. Zhang, & H. Kettani, (Eds.), *ICCD A '17: Proceedings of the International Conference on Compute and Data Analysis* (pp. 138–142). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3093241.3093283>
- Flores, M.A. (Ed.)(2019). *Implementando una regresión lineal múltiple con MATLAB*. <https://bit.ly/3hbCZWX>
- García, A., Calleros, J.M., Guerrero, J., & Palomino, A. (2019). Development of a system for the identification of ADHD in children: attention monitor. In H.M. Fardoun, S. Albiol, A.A.M. Hassan, & E. Guia (Eds.), *REHAB '19: Proceedings of the 5th Workshop on ICTs for improving Patients Rehabilitation Research Techniques* (pp. 87–91). Springer. <https://doi.org/10.1145/3364138.3364159>
- García, A., Calleros, J.M., & Palomino, A. (2019). Identification of patterns in children with ADHD based on brain waves. In P.H. Ruiz, & V. Agredo-Delgado (Eds.), *5th Iberoamerican Workshop, HCI-Collab 2019 HCI-COLLAB 2019* (pp. 255–268). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-37386-3>
- García, A., Calleros, J.M., & Palomino, A. (2018). Data acquisition system for the monitoring of attention in people and development of interfaces for commercial devices. In P.H. Ruiz, & V. Agredo-Delgado (Eds.), *4th Iberoamerican Workshop, HCI-Collab 2018* (pp. 83–97). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-05270-6\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-05270-6_7)

- 
- García, A.E. (2015). Análisis de ondas cerebrales para determinar emociones a partir de estímulos visuales [Disertación de Maestría, Universidad Veracruzana]. Repositorio institucional. <https://bit.ly/38enLgB>
- García, A., Muñoz, J.M., & Suarez, C. (2008). Gestión de emociones en espacios virtuales de formación. *Investigación Educativa*, 12(21), 45 - 65. <https://bit.ly/3enf1X0>
- GEO tutoriales (Ed.)(2015). *Cómo se relaciona el Coeficiente de Correlación de Pearson (r) y el Coeficiente de Determinación r Cuadrado (r²)*. <https://bit.ly/30iuu5l>
- Guin, A., & Baishya, B.B. (2013). *Brain-controlled wheel chair using LABVIEW* [Master dissertation, SRM University]. Researchgate. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.4303.7686>
- Hernández, A.M. (2015). Aprendizaje Electrónico Afectivo: Un modelo Innovador para desarrollar una acción tutorial virtual de naturaleza inclusiva. *Formación universitaria*, 8(2), 19-26. <https://bit.ly/2Wjgrvc>
- Hernández, A., Vásquez, R., Olivares, B.A., Cortes G., & López I. (2016). Sistema de detección de emociones para la recomendación de recursos educativos. *Revista Ibérica de Sistemas y Tecnologías de Información*, 1(17), 80-95. <http://dx.doi.org/10.17013/risti.17.80-95>
- Horii, T., Nagai, Y., & Asada, M. (2017). Active perception based on energy minimization in multimodal human-robot interaction. In B. Wrede, & Y. Nagai, (Eds.), *HAI '17: Proceedings of the 5th International Conference on Human Agent Interaction* (pp. 103–110). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3125739.3125757>
- Huh, J., & Ackerman, M.S. (2010). Exploring social dimensions of personal information management with adults with AD/HD. In E. Mynatt, & D. Schoner, (Eds.), *CHI EA '10: CHI '10 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems* (pp. 3715–3720). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/1753846.1754044>
- Marín, E.J. (2014). *Detección de emociones del usuario* [Disertación de Maestría, Pontificia Universidad Católica de Valparaíso]. Versión online. <https://bit.ly/2ZmSvb3>
- Mathworks (Ed.)(2019). *Análisis de datos*. <https://bit.ly/3hhI3c6>
- McLaren, E.S., & Antle, A.N. (2017). Exploring and evaluating sound for helping children self-regulate with a brain-computer application. In P. Blikstein, & B. Abrahamson, (Eds.), *IDC '17: Proceedings of the 2017 Conference on Interaction Design and Children* (pp. 393–398). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3078072.3084299>
- Naylamp Mechatronics (Ed.)(2016). *Tutorial MPU6050, acelerómetro y giroscopio sensor MPU-6050. Attention-deficit / hyperactivity disorder (ADHD)*. <https://bit.ly/3fuhJLw>
- Pascual, M.F., Begoña, Z., & Buldian, K.C. (2014). Adaptive cognitive rehabilitation interventions based on serious games for children with ADHD using biofeedback techniques: Assessment and evaluation. In S. Boll, & F. Köhler, (Eds.), *PervasiveHealth '14: Proceedings of the 8th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare* (pp. 321–324). ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering). <https://doi.org/10.4108/icst.pervasivehealth.2014.255249>
- Perakakis, M., & Potamianos, A. (2013). An affective evaluation tool using brain signals. In J. Kim, (Ed.), *IUI '13 Companion: Proceedings of the companion publication of the 2013 international conference on Intelligent user interfaces companion* (pp. 105–106). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2451176.2451222>
- Pinto, R.D., & Ferreira, H.A. (2015). Development of a non-invasive brain computer interface for neurorehabilitation. In H.M. Fardoum, P. Gamito, V.M.R. Penichet, & D.M. Alghazzawi, (Eds.), *REHAB '15: Proceedings of the 3rd 2015 Workshop on ICTs for improving Patients Rehabilitation Research Techniques* (pp. 126–130). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2838944.2838975>

- 
- Ravichandran, S., & Huang, J. (2009). Motivating children with attention deficiency disorder using certain behavior modification strategies. In C.T. Lim, & J.C.H. Goh, (Eds.), *IFMBE Proceedings* (pp. 1057–1068). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-92841-6>
- Regan, L.M., Shane, D., Kalyan, R.M., Bertram, P.C., Gaetz, M., Doucette, A., Taylor, B.A., Orr, A.P., & Keiver, K. (2013). Games as neurofeedback training for children with FASD. In N. Sawhney, & E. Reardon, (Eds.), *IDC '13: Proceedings of the 12th International Conference on Interaction Design and Children* (pp. 165–172). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2485760.2485762>
- Roig-Maimó, M.F., Mackenzie, I.S., Manresa-Yee, C., & Varona, J. (2017). Evaluating fitts' law performance with a non-ISO task. In J.M. González-Calleros, (Ed.), *Interacción '17: Proceedings of the XVIII International Conference on Human Computer Interaction* (pp. 1–8). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3123818.3123827>
- Rojas, S., Garzón, J., Martínez, D., Escobar, M., & Robayo, C. (2012). Lector de ondas cerebrales para implementar un sistema alternativo y aumentativo de comunicación. In M.M. Larondo, H. Alvarez, I.E. Esparragoza, & C. Rodríguez (Eds.), *10th Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology. Megaprojects: Building Infrastructure by fostering engineering collaboration, efficient and effective integration and innovative planning* (pp. 1–9). LACCEI. <https://bit.ly/3dO3uPS>
- Saneiro, M.M. (2015). Apoyo psicoeducativo y afectivo en entornos virtuales de aprendizaje. *International Journal of Developmental and Educational Psychology*, 1(2), 233-241. <https://doi.org/10.17060/ijodaep.2015.n2.v1.338>
- Sonne, T., & Jensen, M.M. (2016). ChillFish: A respiration game for children with ADHD. In S. Bakker, C. Hummels, & B. Ullmer, (Eds.), *TEI '16: Proceedings of the TEI '16: Tenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction* (pp. 271–278). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2839462.2839480>
- Sonne, T., Marshall, P., Obel, C., Thompsen, P.H., & Grønbaek, K. (2016). An assistive technology design framework for ADHD. In H. Duh, & C. Lueg, (Eds.), *OzCHI '16: Proceedings of the 28th Australian Conference on Computer-Human Interaction* (pp. 60–70). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3010915.3010925>
- Torres, F., Sánchez, C., & Palacios, K. (2016). Adquisición y análisis de señales cerebrales utilizando el dispositivo MindWave. *Maskana*, 5(1), 83-93. <https://bit.ly/3ilOLzw>
- Weisberg, O., Galoz, A., Berkowitz, R., Weiss, N., Peretz, O., Azoulay, S., Rubin, D.K., & Zuckerman, O. (2014). TangiPlan: Designing an assistive technology to enhance executive functioning among children with ADHD. In B.S. Thomsen, & L. Elbæk, (Eds.), *IDC '14: Proceedings of the 2014 conference on Interaction design and children* (pp. 293–296). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2593968.2610475>
- Zuckerman, O., Hoffman, G., Rubin, D.K., Klomek, A.B., Shitrit, N., Amsalem, Y., & Shlomi, Y. (2016). KIP3: Robotic companion as an external cueto students with ADHD. In S. Bakker, C. Hummels, & B. Ullmer, (Eds.), *TEI '16: Proceedings of the TEI '16: Tenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction* (pp. 621–626). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2839462.2856535>

## Registro de Solicitud de Patente

<b>gob mx</b>	
Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial	
Solicitud de Patente de invención o de Registro de Modelo de Utilidad o de Registro de Diseño Industrial	
Homoclave del formato IMPI-00-009	Folio y Fecha de Recepción
Fecha de publicación del formato en el DOF 18 / 11 / 20	<b>INSTITUTO MEXICANO DE LA PROPIEDAD INDUSTRIAL</b> Dirección Divisinal de Patentes OFICINA REGIONAL CENTRO Solicitud: MX/a/2020/013724 Expediente: MX/a/2020/013724 Fecha: 15/01/2020 Hora: 10:49:54 Folio: MX/E/2020/087983 287663 
Datos generales de la solicitud	
Marcar con una X sólo una opción	
<input checked="" type="radio"/> Solicitud de Patente de invención	<input type="radio"/> PCT
<input type="radio"/> Solicitud de Registro de Modelo de Utilidad	<input type="radio"/> PCT
<input type="radio"/> Solicitud de Registro de Diseño Industrial, especifique:	
<input type="radio"/> Modelo Industrial	<input type="radio"/> Dibujo Industrial
Datos generales del o de los solicitante(s)	
Personas físicas	Personas morales
CURP:	RFC: UAP370423PP3
Nombre(s):	Denominación o razón social:
Primer apellido:	BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA
Segundo apellido:	Nacionalidad: MEXICANA
Nacionalidad:	Teléfono (número, extensión): 2222295500 EXT.3058
Teléfono (número, extensión):	Correo electrónico:
Correo electrónico:	juridicobuap@hotmail.com
<input type="radio"/> El solicitante es el inventor/diseñador	<input type="radio"/> Continúa en anexo
<input type="radio"/> Continúa en anexo	
Domicilio del o de los solicitante(s)	
Código postal: 72000	
Calle: 4 sur	
<small>(Opcional: Avenida, Boulevar, San, Boulevard, Arco, Camarón, Canal, Camino, etc.)</small>	
Número exterior: 104	Número interior:
Colonia: Centro	
<small>(Opcional: Asociación, Barrio, Bosque, Calle, Pasantaje, Sector, etc.)</small>	
Municipio o demarcación territorial: Puebla	
Entidad Federativa: Puebla	
País: México	
Datos generales del o de los inventor(es) o diseñador(es)	
CURP: GASA890329HPLRRL06	
Nombre(s): Alfredo	
Primer apellido: García	
Segundo apellido: Suárez	
Nacionalidad: Mexicana	
Teléfono (número, extensión): 2222295500 ext. 3058	
Correo electrónico: alfredo.garcias@alumno.buap.mx	
<input checked="" type="radio"/> Continúa en anexo	
	
<small>Contacto: Avenida 1550, San Mateo-Capitlán, Toluca, C.P. 54500, Estado de México. Teléfono: 55-55-34-67-60 en la Ciudad de México y área metropolitana, del interior de la República sin costo para el usuario 800-370-39-30, exteniones: 10094, 10030 y 10024. Correo electrónico: qu@impi.gob.mx</small>	
Creatividad para el Bienestar	
Página 1 de 4	

Hoja adicional complementaria "Datos generales del o de los solicitantes" /  
 "Datos generales del o de los inventores o diseñadores o creadores"  
 (Use esta hoja en caso de que la solicitud sea presentada por dos o más personas físicas o morales)

Datos generales del solicitante o inventor o diseñador o creador

Datos generales del solicitante  Datos generales del inventor o diseñador o creador

Personas físicas
CURP: PAMA670213MPLLRM09
Nombre(s): Amparo Dora
Primer apellido: Palomino
Segundo apellido: Merino
Nacionalidad: Mexicana
Teléfono (número, extensión): 2222295500-3058

Personas morales
RFC:
Denominación o razón social:
Nacionalidad:
Teléfono (número, extensión):

Domicilio del solicitante o inventor o diseñador o creador

Código postal: 72000	
Calle: 4 sur <small>(Por ejemplo: Avenida Insurgentes Sur, Boulevard Avila Camacho, Calzada Comodoro, etc.)</small>	
Número exterior: 104	Número interior:
Colonia: Centro <small>(Por ejemplo: Asociación Juárez, Residencial Itzamal, Finca Arroyo de San Juan, etc.)</small>	
Municipio o demarcación territorial: Puebla	
Entidad Federativa: Puebla	
País: México	

Datos generales del solicitante o inventor o diseñador o creador

Datos generales del solicitante  Datos generales del inventor o diseñador o creador

Personas físicas
CURP: GOCJ780621HPLNLN01
Nombre(s): Juan Manuel
Primer apellido: González
Segundo apellido: Calleros
Nacionalidad: Mexicana
Teléfono (número, extensión): 2222295500-3058

Personas morales
RFC:
Denominación o razón social:
Nacionalidad:
Teléfono (número, extensión):

Domicilio del solicitante o inventor o diseñador o creador

Código postal: 72000	
Calle: 4 sur <small>(Por ejemplo: Avenida Insurgentes Sur, Boulevard Avila Camacho, Calzada Comodoro, etc.)</small>	
Número exterior: 104	Número interior:
Colonia: Centro <small>(Por ejemplo: Asociación Juárez, Residencial Itzamal, Finca Arroyo de San Juan, etc.)</small>	
Municipio o demarcación territorial: Puebla	
Entidad Federativa: Puebla	
País: México	