



UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN
FACULTAD DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA



**CLASIFICACIÓN DE ESTÍMULOS EMOCIONALES MEDIANTE
ANÁLISIS DE CLÚSTERES BASADO EN RESPUESTAS FISIOLÓGICAS
DE PUPILOMETRÍA, GCR Y PPG.**

POR

Bárbara Diannira Gutiérrez Arriagada

Informe Final Memoria de Título presentada a la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Concepción para optar al grado académico de Ingeniero/a Civil Biomédica

Profesores Guía

Esteban Pino

Mabel Urrutia

Comisión

Pamela Guevara

Marzo 2025

Concepción

(Chile)

© 2025, Bárbara Diannira Gutiérrez Arriagada

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento. .

Agradecimientos

A mi mamá, que aunque ya no está físicamente, sigue siendo mi mayor inspiración y ejemplo a seguir.

A mi papá y hermanos, por su apoyo incondicional, por creer en mí incluso en los momentos de mayor incertidumbre, y por brindarme siempre su cariño y motivación.

A los profesores Esteban Pino, Mabel Urrutia y Pamela Guevara, por su orientación a lo largo de este proceso y a todas las personas asociadas al proyecto FONDECYT 13220040 EMOCREA: Descubre y recrea tus emociones en entornos de realidad virtual mediante técnicas neurocientíficas y de inteligencia artificial, por brindarme la oportunidad de formar parte de este trabajo.

Resumen

El presente informe forma parte de la investigación del proyecto FONDECYT 13220040, EMOCREA: Descubre y recrea tus emociones en entornos de realidad virtual mediante técnicas neurocientíficas y de inteligencia artificial. En este contexto, el estudio se enfoca en la clasificación de estímulos emocionales a partir del análisis de señales fisiológicas como la pupilometría, la conductancia galvánica de la piel (GSR) y la fotopletismografía (PPG), con el objetivo de identificar patrones de respuesta emocional a estímulos visuales en un entorno experimental controlado.

La investigación se basa en modelos teóricos del reconocimiento emocional, incorporando un enfoque multidimensional de las emociones que permite analizar el compromiso, la identidad y la aproximación. Se implementaron técnicas de procesamiento de señales y análisis de clusters, utilizando el algoritmo K-means para agrupar los estímulos en categorías emocionales según su impacto fisiológico.

El estudio se llevó a cabo con un grupo de adolescentes, quienes fueron expuestos a videos con contenido emocional. Durante la visualización, se registraron sus respuestas fisiológicas y se aplicaron modelos estadísticos de efectos mixtos para evaluar la distribución de las dimensiones emocionales en los grupos estudiados. Los resultados evidenciaron diferencias significativas en la respuesta fisiológica entre los clústeres de estímulos, particularmente en los parámetros de dilatación pupilar, variabilidad de la frecuencia cardíaca y conductancia de la piel. Se encontró que dimensiones como Commitment (compromiso) y Attention (atención) estaban correlacionadas con los cambios en la señal pupilar, lo que refuerza la validez de la pupilometría como un indicador clave en el análisis emocional.

En conclusión, los hallazgos obtenidos permiten establecer una relación entre las respuestas fisiológicas y las dimensiones emocionales evaluadas, respaldando la literatura que señala que la pupilometría es un método efectivo para diferenciar estados emocionales a partir de estímulos visuales. Asimismo, la segmentación basada en clústeres evidenció patrones fisiológicos diferenciados en los participantes, lo que aporta nuevas perspectivas en el estudio del reconocimiento de emociones y su aplicabilidad en contextos experimentales.

Abstract

This report is part of the research conducted under the FONDECYT 13220040 project, EMOCREA: Discover and recreate your emotions in virtual reality environments using neuroscientific and artificial intelligence techniques. In this context, the study focuses on classifying emotional stimuli based on the analysis of physiological signals—namely pupillometry, galvanic skin response (GSR), and photoplethysmography (PPG)—with the goal of identifying patterns of emotional response to visual stimuli in a controlled experimental setting.

The research draws on theoretical models of emotional recognition, incorporating a multidimensional approach that allows for the analysis of engagement, identity, and approach. Signal processing techniques and cluster analyses were employed, using the K-means algorithm to group stimuli into emotional categories according to their physiological impact.

The study was carried out with a group of adolescents exposed to emotionally charged videos. During the viewing, their physiological responses were recorded, and mixed-effects statistical models were applied to evaluate the distribution of emotional dimensions within the study groups. The results revealed significant differences in physiological responses among the stimulus clusters, particularly in pupil dilation, heart rate variability, and skin conductance. It was found that dimensions such as Commitment and Attention were correlated with changes in the pupillary signal, reinforcing the validity of pupillometry as a key indicator in emotional analysis.

In conclusion, the findings establish a relationship between physiological responses and the emotional dimensions assessed, aligning with existing literature that supports pupillometry as an effective method to differentiate emotional states from visual stimuli. Moreover, the cluster-based segmentation showed distinct physiological patterns among participants, offering new perspectives for the study of emotion recognition and its applicability in experimental contexts.

Índice general

AGRADECIMIENTOS	I
Resumen	I
Abstract	II
1. Introducción	1
1.1. Introducción General	1
1.2. Objetivos	2
1.2.1. Objetivo General	2
1.2.2. Objetivos Específicos	2
1.3. Alcances y Limitaciones	2
1.3.1. Alcances	2
1.3.2. Limitaciones	3
1.4. Metodología	3
1.5. Temario	4
2. Marco Teórico	6
2.1. Modelo de emociones	6
2.1.1. Emociones básicas y su universalidad	6
2.1.2. Modelo Circunflejo	6
2.1.3. Modelo Valencia - Activación - Dominancia (VAD)	7
2.1.4. Modelo de Compromiso - Identidad - Aproximación	8
2.2. Bases Fisiológicas de las Respuestas Emocionales	8
2.2.1. Teorías de las Respuestas Fisiológicas a las Emociones	8
2.2.2. Implicaciones del Sistema Endocrino	9
2.2.3. Procesamiento Central de Emociones	9
2.3. Señales Fisiológicas Utilizadas	9
2.3.1. Pupilometría	9
2.3.1.1. Fundamentos Fisiológicos de la Respuesta Pupilar	10
2.3.1.2. Bases Cognitivas y emocionales de la variación pupilar	11
2.3.1.3. Medición y Procesamiento de Datos Pupilométricos	11
2.3.2. Galvanic Skin Response (GSR)	12
2.3.3. Fotopletismografía (PPG)	13
2.4. Técnicas de Agrupamiento	14
3. Estado del Arte	16
3.1. Introducción	16
3.2. Contexto general del análisis de emociones	16
3.3. GSR (Galvanic Skin Response)	17
3.4. PPG (Fotopletismografía)	18
3.5. Pupilometría	19
3.6. Mapeo Multidimensional de Emociones	20

4. Contexto Experimental	22
4.1. Participantes	22
4.2. Base de datos	22
4.2.1. Modo de Calificación	22
4.2.2. Organización de la base de datos	23
4.3. Estímulos	23
4.3.1. Selección de estímulos	23
4.4. Registro Señales Fisiológicas	24
5. Preprocesamiento de las señales	26
5.1. Señal GSR	26
5.2. Señal PPG	27
5.3. Señal de Pupilometría	28
5.4. Extracción de características	30
5.4.1. Características señal PPG	30
5.4.2. Señal GSR (Respuesta Galvánica de la Piel)	32
5.4.3. Señal de Pupilometría	34
6. Análisis Estadístico entre Clusters	35
6.1. Análisis estadístico de las señales por clúster	35
7. Agrupación Basada en la señal de Pupilometría	41
7.1. Elección del número óptimo de grupos	41
7.2. Análisis estadístico por Indicador	46
7.3. Interpretación fisiológica de los resultados	51
7.4. Análisis de Dimensiones Emocionales entre Grupos	52
7.4.1. Relación Dimensiones Emocionales con la Señal Pupilar	56
7.4.1.1. Compromiso (<i>Commitment</i>):	56
7.4.1.2. Atención (<i>Attention</i>):	57
8. Discusión y Conclusiones	58
8.1. Discusión	58
8.2. Conclusión	59
8.3. Trabajo a Futuro	60
Glosario	61
Referencias	62
Anexos	64
A. Participantes Eliminados para el Estudio	64
B. Análisis Post Hoc de Indicadores Significativos entre Clusters	65
C. Distribucion Dimensiones Emocionales por Clúster	67
D. Visualización en el Espacio PCA por Grupo	71

E. Promedio de las señales para $k=5$ hasta $k = 10$	74
F. Promedio de Dimensiones Emocionales por Grupo	77
G. Distribución Dimensiones Emocionales por Grupo	78
H. Lista de videos estímulo enumerados del 1 al 111	82

Índice de Tablas

4.3.1.Resultados de significancia entre clusters para diferentes categorías.	24
7.4.1.Resultados del modelo LME para cada dimensión emocional.	54
7.4.2.Promedio de Commitment e Identity en cada Grupo	54
7.4.3.Resultados del Análisis Post Hoc para las dimensiones significativas.	55
A.1. Registro de participantes no considerados en el análisis	64
B.1. Post Hoc para Ampitud Máxima de Dilatación	65
B.2. Post Hoc para Latencia de Contracción	65
B.3. Post Hoc para Latencia de Dilatación	65
B.4. Post Hoc para PDV (Variabilidad Pupilar)	65
B.5. Post Hoc para Máxima Velocidad de Contracción	65
B.6. Post Hoc para Fluctuaciones Rápidas	66
F.1. Promedio de dimensiones emocionales por grupo.	77
H.1. Lista de videos y sus respectivos ID	82

Índice de figuras

2.1.1. Modelo Círculo de Russell [1]	7
2.1.2. Modelo de Emociones VAD [2]	7
2.3.1. Representación esquemática de los músculos del iris: el músculo esfínter pupilar (circular) y el músculo dilatador pupilar (radial) [3]	10
2.3.2. Equipo EyeLink Portable Duo [4]	11
2.3.3. Separación de la señal de GSR en sus componentes fásico y tónico [5]	13
4.3.1. Boxplots de categorías relevantes para los 3 clústers de videos para adolescentes	24
5.1.1. Comparación señal GSR original y filtrada (Sujeto 5 - Trial 2)	27
5.2.1. Comparación de señales PPG: sin filtrar (rojo, parte superior) y filtrada (azul, parte inferior). Sujeto 5- Trial 2	28
5.3.1. Comparación de los trials 3 y 4 del sujeto 15 entre las señales originales y las señales interpoladas	29
5.3.2. Comportamiento promedio del área pupilar durante los Trials	30
6.1.1. Boxplot de Distribución Amplitud máxima de Dilatación por Clúster	36
6.1.2. Boxplot de Latencia de Contracción por Clúster	36
6.1.3. Boxplot de Latencia de Dilatación por Clúster	37
6.1.4. Boxplot de Variabilidad Pupilar por Clúster	37
6.1.5. Boxplot de Velocidad máxima de Contracción por Clúster	38
6.1.6. Boxplot de Fluctuaciones rápidas por Clúster	38
6.1.7. Boxplot de Pendiente mínima por Clúster	39
6.1.8. Promedio de la señal de pupilometría por Clúster	39
6.1.9. Proyección de los componentes PCA por Clúster	40
7.1.1. Determinación del número óptimo de clústeres mediante el Método del Codo (izquierda) y el Coeficiente Silhouette (derecha)	42
7.1.2. Visualización de los 2 grupos en el plano de PCA.	43
7.1.3. Visualización de los 3 grupos en el plano de PCA.	43
7.1.4. Visualización de los 4 grupos en el plano de PCA.	44
7.1.5. Promedio de la señal pupilar para 2 Grupos.	45
7.1.6. Promedio de la señal pupilar para 3 Grupos.	45
7.1.7. Promedio de la señal pupilar para 4 Grupos.	46
7.2.1. Distribución de Máxima Amplitud por Grupo	47
7.2.2. Distribución de Latencia de dilatación por Grupo	48
7.2.3. Distribución del Área bajo la curva por Grupo	48
7.2.4. Distribución de Máxima Amplitud por Grupo	49
7.2.5. Distribución de la Variabilidad Pupilar por Grupo	49
7.2.6. Distribución de la Velocidad Máxima de Contracción por Grupo	50
7.2.7. Distribución de Fluctuaciones Rápidas por Grupo	50
7.2.8. Distribución de la Pendiente máxima por Grupo	51
7.2.9. Distribución de la Pendiente Mínima por Grupo	51
7.4.1. Comparación de Promedios de Dimensiones por Grupo	52

7.4.2.Boxplots comparativos de las dimensiones <i>Commitment</i> y <i>Attention</i> por grupo. . . .	55
7.4.3.Gráfico de dispersión que muestra la relación entre sujeto (Sujeto) y video (Video) para cada grupo.	56
C.1. Distribución de Approach y Arousal por Clúster	67
C.2. Distribución de Attention y Certainty por Clúster	68
C.3. Distribución de Commitment y Control por Clúster	68
C.4. Distribución de Dominance y Effort por Clúster	69
C.5. Distribución de Fairness - Identity por Clúster	69
C.6. Distribución de Obstruction y Safety por Clúster	70
C.7. Distribución de Upswing y Valence por Clúster	70
D.1. Visualización de los 5 grupos en el plano de PCA.	71
D.2. Visualización de los 6 grupos en el plano de PCA.	71
D.3. Visualización de los 7 grupos en el plano de PCA.	72
D.4. Visualización de los 8 grupos en el plano de PCA.	72
D.5. Visualización de los 9 grupos en el plano de PCA.	73
D.6. Visualización de los 10 grupos en el plano de PCA.	73
E.1. Promedio de la señal pupilar para 5 Grupos.	74
E.2. Promedio de la señal pupilar para 6 Grupos.	74
E.3. Promedio de la señal pupilar para 7 Grupos.	75
E.4. Promedio de la señal pupilar para 8 Grupos.	75
E.5. Promedio de la señal pupilar para 9 Grupos.	76
E.6. Promedio de la señal pupilar para 10 Grupos.	76
G.1. Distribución de Approach y Arousal por Grupo	78
G.2. Distribución de Attention y Certainty por Grupo	79
G.3. Distribución de Commitment y Control por Grupo	79
G.4. Distribución de Dominance y Effort por Grupo	80
G.5. Distribución de Fairness - Identity por Grupo	80
G.6. Distribución de Obstruction y Safety por Grupo	81
G.7. Distribución de Upswing y Valence por Grupo	81

Capítulo 1 Introducción

1.1. Introducción General

La clasificación de emociones a través de respuestas fisiológicas ha captado gran interés en la investigación, ya que permite identificar estados emocionales de manera objetiva y no invasiva. Las emociones humanas, más allá de ser experiencias subjetivas, están asociadas a cambios fisiológicos medibles en el cuerpo, como la actividad pupilar, la conductancia de la piel y la frecuencia cardíaca. Estas respuestas reflejan la activación del Sistema Nervioso Autónomo (SNA) ante diferentes estímulos emocionales, lo que proporciona una base para su análisis y clasificación [6].

Diversos modelos teóricos, como el Modelo Circunflejo de Russell [1] y el Modelo de Valencia-Activación-Dominancia (VAD) [7] permiten organizar las emociones en dimensiones que facilitan su estudio. El análisis de estas dimensiones, combinado con la evaluación de respuestas fisiológicas, ha abierto nuevas oportunidades para desarrollar sistemas automáticos de reconocimiento emocional aplicables en áreas como la psicología, la interacción humano-computadora y la salud mental.

Este informe se enfoca en la clasificación de estímulos emocionales utilizando señales de conductancia galvánica de la piel (GSR), fotoplethismografía (PPG), principalmente, señales de pupilometría. El análisis de estas señales, obtenidas durante la presentación de estímulos visuales a los participantes, busca identificar patrones de respuesta fisiológica relacionados con emociones evaluadas en términos de identidad, aproximación y compromiso. Para ello, se aplican técnicas de preprocesamiento y segmentación de las señales, y posteriormente se extraen características fisiológicas clave que serán utilizadas para el análisis de clústeres y la clasificación de emociones [8].

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

Identificar patrones de respuesta fisiológica mediante pupilometría, GSR y PPG y su relación con la clasificación de estímulos emocionales evaluados en las escalas de identidad, aproximación y compromiso utilizando análisis de clústeres.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Preparar los datos fisiológicos de pupilometría, conductancia de la piel y fotopleletismografía para su uso en algoritmos de clasificación.
- Aplicar técnicas de análisis de clústers para agrupar las respuestas fisiológicas en función de sus características comunes.
- Comparar los clústers identificados con las evaluaciones subjetivas de identidad, aproximación y compromiso para establecer relaciones entre las respuestas fisiológicas y las características de los estímulos.
- Interpretar los resultados para determinar cómo los patrones de pupilometría, GSR y PPG pueden ser utilizados para clasificar estímulos emocionales.

1.3. Alcances y Limitaciones

1.3.1. Alcances

El presente estudio se enfoca en el análisis de señales fisiológicas, específicamente pupilometría, conductancia galvánica de la piel (GSR) y fotopleletismografía (PPG), con el objetivo de identificar patrones de respuesta emocional en un entorno experimental controlado. Además, el estudio se desarrolla con un grupo de participantes compuesto por 53 adolescentes cursando segundo año de enseñanza media.

1.3.2. Limitaciones

Existen ciertas limitaciones que deben considerarse. En primer lugar, la duración de los estímulos utilizados en el experimento fue relativamente corta (13 segundos), lo que podría haber limitado la capacidad de capturar variaciones más complejas en las respuestas fisiológicas. Asimismo, los videos empleados fueron seleccionados bajo criterios éticos que restringieron el uso de contenido con alta carga emocional.

1.4. Metodología

1. **Revisión Bibliográfica:** Antes de trabajar con las señales obtenidas, se realiza una revisión exhaustiva de la literatura existente para identificar los modelos teóricos y los métodos más utilizados en el análisis de emociones a partir de señales fisiológicas
2. **Recogida de Datos:** El estudio se llevó a cabo en el laboratorio de neurociencia de la Facultad de Educación de la Universidad de Concepción. Los datos fisiológicos fueron obtenidos de adolescentes cursando segundo año de enseñanza media, quienes participaron voluntariamente en la investigación aprobada por el Comité de Ética de la Universidad.
3. **Extracción de Características:** Para cada señal fisiológica se extrajeron parámetros clave que permitieran la diferenciación de patrones emocionales. En el caso de la pupilometría, se analizaron métricas como la amplitud de dilatación pupilar, velocidad de contracción y latencia de dilatación. Para GSR y PPG, se calcularon medidas como la respuesta fásica y la variabilidad de la frecuencia cardíaca.
4. **Análisis de Datos:** Se realizaron análisis estadísticos para evaluar la relación entre las respuestas fisiológicas y la clusterización inicial de los estímulos basada en dimensiones afectivas. Posteriormente, se aplicaron técnicas de agrupamiento sobre las señales de pupilometría para explorar patrones en la respuesta emocional.
5. **Clusterización Basada en Pupilometría:** Dado que la clusterización inicial con múltiples señales fisiológicas no produjo una segmentación clara, se realizó un nuevo agrupamiento basado exclusivamente en pupilometría. Se empleó el algoritmo K-means con valores de k entre 2 y

10, determinando el número óptimo de clusters mediante el método del codo y el coeficiente Silhouette.

6. **Análisis Estadístico e Interpretación de Resultados:** Finalmente, se realizaron pruebas estadísticas para evaluar la significancia de las diferencias entre grupos y se analizaron las relaciones entre la segmentación fisiológica y las dimensiones emocionales evaluadas subjetivamente.

1.5. Temario

- **Capítulo 1: Introducción**

Se presenta una visión general del proyecto, los objetivos de la investigación y el contexto en el que se desarrolla. Además, se mencionan los alcances y limitaciones del estudio.

- **Capítulo 2: Marco Teórico**

Se detallan los fundamentos teóricos y conceptuales que sustentan el trabajo, incluyendo modelos de clasificación de emociones, bases fisiológicas de las señales analizadas y técnicas de análisis de datos aplicadas.

- **Capítulo 3: Estado del Arte**

Se revisan estudios previos y avances recientes en el campo del reconocimiento de emociones mediante señales fisiológicas, incluyendo el uso de GSR, pupilometría y PPG.

- **Capítulo 4: Contexto experimental**

Este capítulo describe:

- Participantes y criterios de selección.
- Estímulos utilizados y su categorización en dimensiones emocionales.
- Procedimiento experimental y condiciones de registro de datos.

Además se explican las condiciones y procedimientos empleados en la experimentación, incluyendo el diseño del experimento, la organización de los estímulos y el proceso de recolección de datos fisiológicos en los participantes.

- **Capítulo 5: Preprocesamiento de las Señales**

Se detallan los métodos utilizados para limpiar y procesar las señales fisiológicas de pupilometría, GSR y PPG, asegurando la calidad de los datos antes del análisis.

- **Capítulo 6 : Análisis estadístico entre clústeres**

Se presentan los resultados del análisis estadístico de los clusters obtenidos, evaluando las diferencias significativas entre los grupos de acuerdo con las respuestas fisiológicas y las dimensiones emocionales.

- **Capítulo 7: Agrupación basada en señal de pupilometría**

Se describe el proceso de segmentación basado exclusivamente en pupilometría, incluyendo la selección del número óptimo de clusters y la interpretación de los resultados obtenidos en términos de respuestas emocionales.

- **Capítulo : Discusión y Conclusiones**

Se resumen los hallazgos principales del estudio, se discute la relevancia de los resultados en el contexto del reconocimiento de emociones y se plantean direcciones futuras para investigaciones en esta área.

Capítulo 2 Marco Teórico

2.1. Modelo de emociones

2.1.1. Emociones básicas y su universalidad

El concepto de emociones básicas propuesto por Paul Ekman [9] es fundamental para la comprensión de cómo las emociones se expresan y se reconocen de manera universal. Según Ekman, existen seis emociones básicas universales: felicidad, tristeza, miedo, sorpresa, disgusto y enojo. Estas emociones, se caracterizan por tener patrones específicos de expresión facial que son reconocibles en diversas culturas, lo que sugiere una base biológica y evolutiva para las emociones.

2.1.2. Modelo Circunflejo

James A. Russell [1] propone el Modelo Circunflejo del Afecto, este organiza las emociones en dos dimensiones principales: - Valencia (Eje X): Representa el grado de placer o desagrado de una emoción. Las emociones positivas como por ejemplo, la felicidad, están en un extremo, mientras que las negativas como la tristeza, están en el extremo opuesto. - Activación (Eje Y): Representa el nivel de activación o energía asociado con una emoción. Las emociones de alta activación como por ejemplo, enojo, se encuentran en un extremo, mientras que las de baja activación, como la calma, están en el otro. El modelo circunflejo que se muestra en la figura 2.1.1, presenta las emociones distribuidas en un círculo, lo que permite visualizar como emociones similares están agrupadas y cómo se diferencian en términos de valencia y activación. Esta organización facilita la comprensión de las transiciones emocionales y las relaciones entre diferentes estados emocionales.

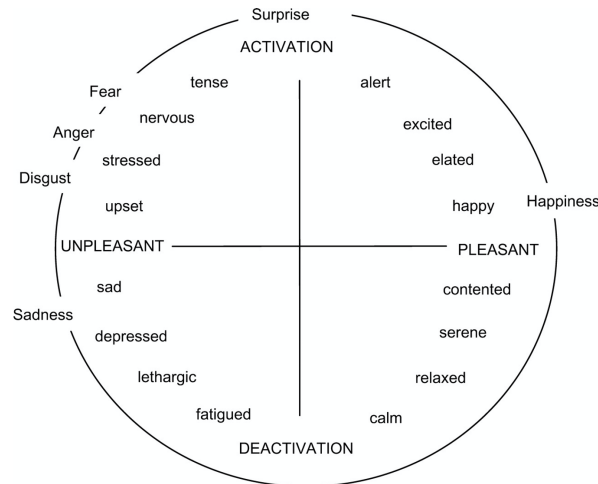


Figura 2.1.1: Modelo Circunflejo de Russell [1]

2.1.3. Modelo Valencia - Activación - Dominancia (VAD)

Este modelo, es una extensión del modelo bidimensional propuesto por Russell [1], ya que se agrega el concepto de dominancia como una tercera dimensión, la cual captura el grado de control o influencia percibido en una situación emocional [7]. La inclusión de la dominancia permite una diferenciación más matizada entre emociones que pueden compartir niveles similares de valencia y activación, pero difieren en la percepción de control, como el miedo y la ira.

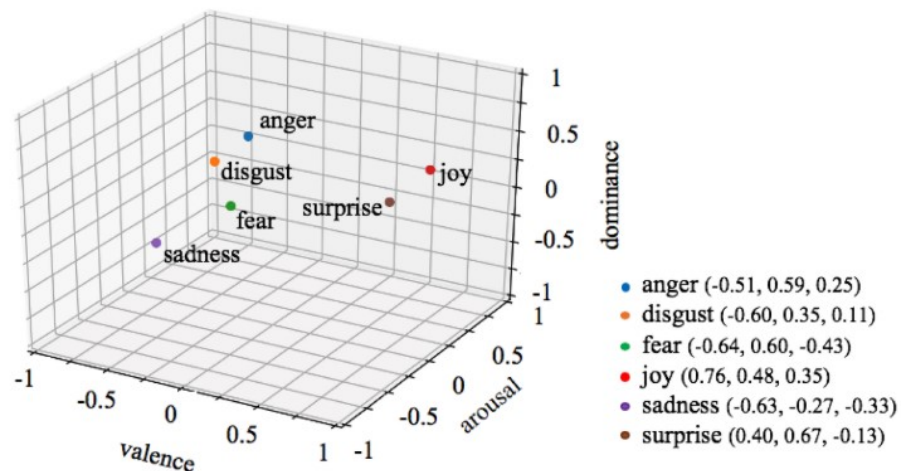


Figura 2.1.2: Modelo de Emociones VAD [2]

2.1.4. Modelo de Compromiso - Identidad - Aproximación

Este modelo describe las emociones en términos de tres dimensiones:

- **Compromiso:** Mide la intensidad con la que una persona está emocionalmente involucrada en una situación [2].
- **Identidad:** Relaciona la emoción con la identidad personal del individuo, reflejando cómo las emociones afectan y son influenciadas por la autopercepción [2].
- **Aproximación:** Indica la tendencia de una persona a acercarse o alejarse de la fuente de la emoción, reflejando respuestas conductuales [2].

En el contexto de la computación afectiva, estas dimensiones se utilizan para mejorar la interacción entre humanos y máquinas. Los sistemas que implementan este modelo pueden reconocer y responder a las emociones humanas de manera más empática y efectiva [2].

2.2. Bases Fisiológicas de las Respuestas Emocionales

Las respuestas fisiológicas asociadas a las emociones son procesos que involucran interacciones entre diversos sistemas del cuerpo, tales como el Sistema Nervioso Autónomo (SNA), Sistema Endocrino y el sistema motor. Estas respuestas indican cómo el cuerpo reacciona ante diferentes estímulos emocionales y se expresan a través de cambios en la frecuencia cardíaca, conductancia de la piel, actividad pupilar, etc [10].

2.2.1. Teorías de las Respuestas Fisiológicas a las Emociones

- **Teoría de James - Lage:** : Esta teoría postula que las respuestas viscerales son señales que generan la experiencia consciente de la emoción, es decir, cuando una persona se enfrenta a un estímulo (por ejemplo, ver una serpiente), su cuerpo responde primero (aumento del ritmo cardíaco) y, como consecuencia de esta reacción fisiológica, se experimenta el miedo. La crítica principal a esta teoría fue planteada por Walter Cannon, quien argumentó que las respuestas viscerales son demasiado generales y lentas para explicar la diferenciación de las emociones [10].
- **Hipótesis del marcador somático:** Esta sugiere que las emociones y los estados fisiológicos

asociados a experiencias previas (marcadores somáticos) influyen en la toma de decisiones. Estas señales emocionales, procesadas principalmente en la corteza prefrontal ventromedial, ayudan a evaluar las opciones al asociar consecuencias positivas o negativas con cada alternativa. Al actuar como un filtro emocional, los marcadores somáticos facilitan decisiones rápidas y efectivas, incluso de forma no consciente. Esta teoría es relevante en neurociencia, psicología y economía conductual, y explica cómo el cerebro integra emociones y razonamiento para guiar el comportamiento humano [10].

2.2.2. Implicaciones del Sistema Endocrino

El sistema endocrino regula la liberación de hormonas influyentes en la respuesta emocional. La adrenalina y el cortisol se liberan en situaciones de estrés, preparando al cuerpo para una respuesta de lucha o huida. Estas hormonas afectan la frecuencia cardíaca, la presión sanguínea y otros parámetros fisiológicos [11].

2.2.3. Procesamiento Central de Emociones

El sistema límbico, que incluye estructuras como la amígdala y el hipocampo, es responsable de la evaluación emocional y la memoria de eventos. La amígdala, por ejemplo, se activa en respuesta a estímulos amenazantes y desempeña un papel en la percepción del miedo y la ansiedad. La variabilidad de la frecuencia cardíaca se ha utilizado como un indicador de la influencia del sistema límbico sobre el SNA, mostrando patrones específicos para emociones como miedo y estrés crónico [11].

2.3. Señales Fisiológicas Utilizadas

2.3.1. Pupilometría

La pupilometría se refiere al estudio de los cambios en el diámetro y otros parámetros de la pupila (como su velocidad de dilatación o contracción), con el fin de analizar distintos procesos fisiológicos y psicológicos. Esta técnica se ha convertido en un recurso valioso para la medición de la activación emocional, la carga cognitiva y la atención, debido a la conexión de la pupila con el sistema nervioso autónomo.

2.3.1.1. Fundamentos Fisiológicos de la Respuesta Pupilar

La pupila es el orificio situado en el centro del iris, cuya función principal consiste en regular la cantidad de luz que ingresa al ojo. El iris contiene dos grupos musculares antagonistas de músculo liso: el esfínter y el dilatador de la pupila, cada uno de estos músculos está inervado por un componente diferente del sistema nervioso autónomo, en la figura 2.3.1, se puede ver una representación esquemática de estos músculos.

El músculo esfínter, encargado de contraer la pupila, está bajo el control del sistema parasimpático. En contraste, los músculos dilatadores, responsables de abrir la pupila, reciben estímulos del sistema nervioso simpático. Por lo tanto, el tamaño de la pupila es el resultado integrado de la proporción de actividad que ocurre en las vías nerviosas que inervan estos dos grupos musculares [3].

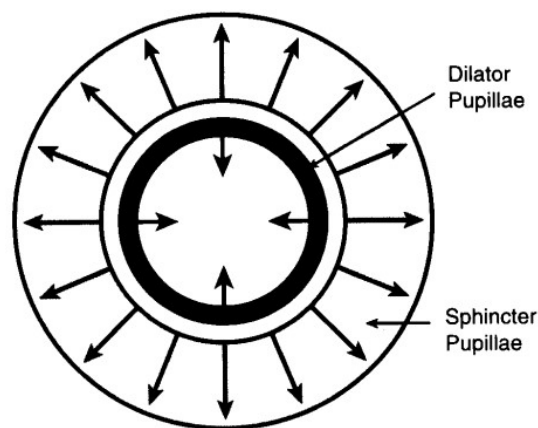


Figura 2.3.1: Representación esquemática de los músculos del iris: el músculo esfínter pupilar (circular) y el músculo dilatador pupilar (radial) [3]

Por otro lado, el cambio de la pupila en función de la luminosidad, constituye la respuesta pupilar más evidente. Al aumentar la intensidad lumínica, se activa la vía parasimpática que conduce a la miosis (contracción), mientras que en condiciones de baja iluminación predomina la vía simpática y se produce la midriasis (dilatación) [12]. Para estudios que busquen aislar la respuesta emocional de la pupila, es esencial contar con condiciones de iluminación controlada o aplicar algoritmos de corrección de la respuesta lumínica.

2.3.1.2. Bases Cognitivas y emocionales de la variación pupilar

1. **Carga Cognitiva y atención:** Durante la resolución de tareas que demandan una alta carga mental o cognitiva, se produce una dilatación pupilar proporcional a la exigencia de recursos cognitivos. La pupila también reacciona a atención selectiva, estímulos novedosos o relevantes pueden generar incrementos pupilares en respuesta a la activación del sistema de alerta [13].
2. **Procesamiento emocional:** Emociones de valencia negativa (miedo, sorpresa, estrés) suelen asociarse a dilataciones pupilares por activación simpática. Por otro lado, estados emocionales positivos o de interés también pueden reflejarse en cambios pupilares, aunque las diferencias interpersonales y contextuales pueden modular la respuesta. Parámetros como el diámetro basal de la pupila, amplitud de dilatación, velocidad de cambio (dilatación o contracción), latencia de respuesta y tiempo de recuperación, permiten aproximarse al estudio de la dinámica de la respuesta pupilar y vincularla a factores internos y externos [14].

2.3.1.3. Medición y Procesamiento de Datos Pupilométricos

La captura de datos pupilares se realiza generalmente mediante eye trackers que utilizan cámaras de alta velocidad para medir el diámetro de la pupila a frecuencias de muestreo que oscilan entre 500 y 1000 Hz. Estos sistemas emplean algoritmos de seguimiento ocular para registrar la posición y el tamaño de la pupila en tiempo real, minimizando los artefactos de movimiento que podrían afectar la calidad de los datos. Para este estudio se utilizó el equipo EyeLink Portable Duo (Figura 2.3.2), dispositivo de rastreo ocular que ofrece una alta precisión y una excelente resolución temporal. Incluye herramientas de verificación y corrección de deriva (drift correction), que contribuyen a la consistencia de los registros a lo largo de la sesión experimental.



Figura 2.3.2: Equipo EyeLink Portable Duo [4]

2.3.2. Galvanic Skin Response (GSR)

La respuesta galvánica de la piel mide los cambios en la actividad eléctrica de la piel en respuesta a la activación del sistema nervioso simpático. Esta señal se considera un indicador directo de la excitación emocional y refleja el nivel de actividad de las glándulas sudoríparas en la piel. Cuando una persona experimenta estrés, miedo, excitación o cualquier otro estado de alta activación emocional, las glándulas sudoríparas aumentan su secreción, provocando una disminución en la resistencia eléctrica de la piel, resultando en un aumento en la conductancia.

El GSR se basa en la relación entre la secreción de sudor en la piel y la actividad del sistema nervioso autónomo. Esta actividad está mediada principalmente por el sistema simpático, que responde a estímulos emocionales o cognitivos (ansiedad, miedo, sorpresa, etc). La conductancia se mide aplicando una pequeña corriente eléctrica entre dos electrodos colocados en las palmas de las manos o en los dedos [15].

Las características del GSR contiene dos componentes que reflejan diferentes aspectos de la respuesta emocional y fisiológica:

- **Componente Tónico:** Representa el nivel basal de la actividad galvánica de la piel a lo largo del tiempo. Este cambia lentamente y refleja el estado general del arousal del sujeto. Este componente es útil para estudiar diferencias individuales y cambios en el estado de activación a largo plazo, como ocurre en situaciones de estrés crónico [5].
- **Componente Fásico.** Este componente refleja las respuestas rápidas y transitorias a estímulos específicos, como la aparición de un estímulo. Estas respuestas se manifiestan como peaks abruptos en la señal y suelen tener una duración de 1 a 5 segundos. El análisis de este componente es crucial para detectar eventos en respuesta a estímulos específicos [5].

En la figura 2.3.3, se observa la separación de la señal GSR en sus componentes fásico y tónico. La línea Raw Data representa la señal completa antes de ser descompuesta. El componente tónico (línea discontinua) muestra el nivel basal de conductancia que cambia lentamente con el tiempo, mientras que el componente fásico refleja las respuestas rápidas a estímulos específicos. Esta separación permite analizar tanto la reactividad a eventos discretos como los cambios graduales en la activación emocional del sujeto [5].

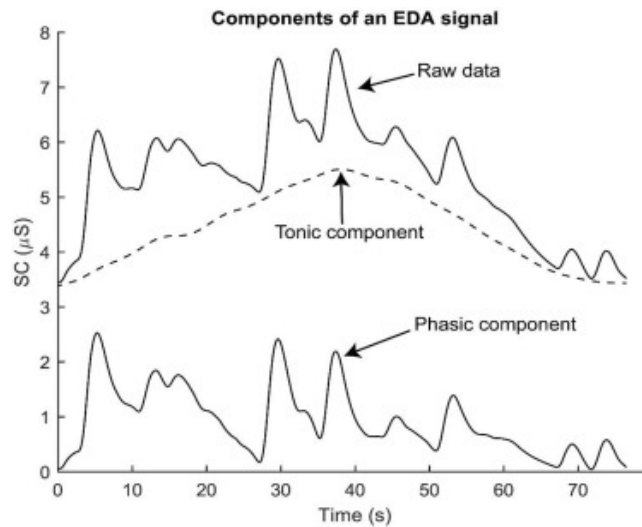


Figura 2.3.3: Separación de la señal de GSR en sus componentes fásico y tónico [5]

2.3.3. Fotopletismografía (PPG)

La fotopletismografía (PPG) es una técnica no invasiva que se utiliza para medir cambios en el volumen sanguíneo en los tejidos periféricos del cuerpo. Estos cambios se detectan a través de un haz de luz emitido y un detector que mide la cantidad de luz reflejada o transmitida a través de la piel.

El PPG se utiliza principalmente para evaluar parámetros cardiovasculares como la Frecuencia Cardíaca (HR) y la Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca (HRV), que proporcionan información importante sobre el estado de activación emocional y el funcionamiento del sistema nervioso autónomo [16]. Esta señal se obtiene mediante el uso de un dispositivo que aplica una luz LED (roja o infrarroja) en un área específica de la piel, como el dedo, la muñeca o el lóbulo de la oreja. El volumen de sangre en los vasos capilares cambia con cada latido cardíaco, lo que altera la intensidad de la luz reflejada o transmitida. Estas variaciones se registran como un gráfico pulsátil, que refleja los cambios rítmicos en el flujo sanguíneo [17].

A partir de la señal de PPG se pueden calcular varios parámetros, dentro de los cuales están:

- **Frecuencia Cardíaca (HR):** Se determina midiendo el número de peaks por minuto en la señal, lo que indica la cantidad de latidos por minuto. La frecuencia cardíaca aumenta con emociones de alta excitación (como miedo o ira) y disminuye en estados de relajación [17].
- **Variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV):** Esta se calcula midiendo las variaciones en el intervalo de tiempo entre latidos sucesivos (R-intervals). Este parámetro es útil para evaluar el

equilibrio entre el sistema nervioso simpático (asociado con la respuesta de “lucha o huida”) y el sistema parasimpático (asociado con la relajación). Esta tiende a ser alta en estados de calma y baja en situaciones de estrés o ansiedad.

- **Índice de perfusión (PI):** Medida de la amplitud de la señal PPG, esta refleja la cantidad de sangre que fluye en los vasos capilares. Se utiliza para evaluar la respuesta vasomotora, que cambia con diferentes estados emocionales y niveles de activación.

2.4. Técnicas de Agrupamiento

El análisis de agrupamiento o clustering, constituye un conjunto de métodos estadísticos y de aprendizaje automático destinados a identificar estructuras o patrones en conjuntos de datos sin etiquetas predefinidas [18].

El objetivo principal de este enfoque radica en agrupar observaciones de manera que aquellas que integran un mismo conjunto (o clúster) exhiban un mayor grado de similitud entre sí, en comparación con las observaciones que pertenecen a otros conjuntos.

Existen diferentes categorías de métodos de clustering, que varían en los criterios utilizados para evaluar la similitud entre las muestras y en los parámetros que requieren. Entre estos métodos, K-Means es uno de los algoritmos más usados debido a su simplicidad y eficiencia computacional.

El éxito de K-Means depende en gran medida de la elección de k que indica la cantidad óptima de clústeres. Para estimar esta cantidad óptima, se emplean procedimientos como:

- **Método del codo (Elbow Method):** Se utiliza para determinar el número óptimo de grupos (clústeres) en un algoritmo de agrupamiento, especialmente en *K - means*. Su fundamento radica en calcular, para cada posible número de clústeres K , la suma de cuadrados de las distancias dentro de cada clúster (Within-Cluster Sum of Squares, WCSS), mediante la siguiente fórmula:

$$WCSS = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2$$

donde C_i es el conjunto de puntos que pertenecen al clúster i , μ_i es el centroide de dicho clúster y x representa un punto de datos. Luego, se grafica la curva en función de K para identificar el punto de inflexión o “codo”, en el cual la disminución de la WCSS deja de ser significativa al

incrementar K . Este “codo” sugiere el número óptimo de clústeres [19].

- **Coficiente Silhouette:** Ofrece una medida alternativa para evaluar la calidad de la agrupación y, en consecuencia, ayudar a seleccionar el número de clústeres. Para cada punto i , se define:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}}$$

donde $a(i)$ es la distancia promedio entre el punto i y los demás puntos dentro de su mismo clúster, y $b(i)$ es la distancia promedio entre el punto i y los puntos del clúster más cercano. (inter-clúster). El valor de $s(i)$ oscila entre -1 y 1. Valores cercanos a 1 indican que el punto está bien asignado a su clúster, valores cercanos a 0 sugieren una asignación incierta y valores negativos implican que el punto podría encajar mejor en otro clúster. Para evaluar todo el conjunto de datos, se calcula el promedio de $s(i)$ sobre todos los puntos, lo que permite estimar qué tan bien separados y compactos están los clústeres [20].

Capítulo 3 Estado del Arte

3.1. Introducción

El campo de la clasificación de emociones mediante el uso de señales fisiológicas ha experimentado un gran avance gracias a la combinación de tecnologías emergentes y el desarrollo de nuevos métodos de análisis de datos. Estas mejoras permiten una evaluación más precisa de las respuestas fisiológicas del cuerpo ante distintos estímulos emocionales. El uso de señales como la conductancia galvánica de la piel (GSR), fotopletismografía (PPG) y pupilometría ha mostrado resultados prometedores en la identificación y clasificación de emociones, lo cual es esencial para aplicaciones en áreas como la psicología, la interacción humano-computadora y la salud mental.

3.2. Contexto general del análisis de emociones

El estudio de las emociones mediante el uso de señales fisiológicas ha cobrado relevancia en las últimas décadas debido a la necesidad de caracterizar objetivamente los estados afectivos de las personas. Áreas como la interacción humano-computador (HCI), la psicología, la salud mental, el marketing y la educación se han beneficiado del desarrollo de técnicas que permiten detectar y reconocer emociones basadas en respuestas biológicas [21]. La importancia de estas aproximaciones radica en la posibilidad de diseñar sistemas adaptativos que respondan de manera sensible al estado afectivo del individuo, en comprender mejor los procesos subyacentes a la experiencia emocional.

En este contexto, se han investigado diferentes señales fisiológicas para el reconocimiento de emociones, dentro de las cuales se encuentran la respuesta galvánica de la piel (GSR), la fotopletismografía (PPG) y la pupilometría. Estas señales proporcionan información complementaria, puesto que cada una de ellas refleja distintos mecanismos de la activación del sistema nervioso autónomo. Si bien GSR y PPG han sido ampliamente estudiadas, la pupilometría ha emergido como una técnica de especial interés gracias a su alta resolución temporal y a la riqueza de información que ofrece acerca de la actividad simpática y parasimpática [22].

3.3. GSR (Galvanic Skin Response)

La Respuesta Galvánica de la Piel ha experimentado un renovado interés en la última década, en parte gracias al desarrollo de dispositivos portátiles y técnicas de análisis de datos que facilitan la detección en tiempo real de cambios electrodérmicos. Investigaciones como las de Kreibig [23], han consolidado la importancia de la actividad electrodérmica para medir la intensidad emocional y han destacado cómo los patrones de GSR se correlacionan con diferentes estados de valencia (positiva o negativa) y activación (alto o bajo arousal). Recientemente, se han explorado enfoques que emplean señales de respuesta galvánica de la piel (GSR) en combinación con algoritmos de aprendizaje automático para mejorar la precisión en la clasificación de estados emocionales, proponiendo un método novedoso que utiliza características seleccionadas automáticamente de señales GSR y máquinas de vectores de soporte (SVM). Estos hallazgos sugieren que la integración de señales GSR con algoritmos de aprendizaje automático puede robustecer la detección de estados afectivos en tiempo real, abriendo la puerta a aplicaciones más precisas en el monitoreo continuo de la actividad emocional [24].

La detección de mentiras mediante polígrafos se considera un uso clásico de la GSR. Sin embargo, los avances recientes en la miniaturización de sensores y en técnicas de procesamiento de la señal han propiciado aplicaciones más amplias, como el análisis de la respuesta electrodérmica en contextos clínicos, la interacción humano-computadora y la investigación en salud mental, donde la combinación de GSR con algoritmos de aprendizaje automático incrementa la precisión y la versatilidad en la evaluación de estados emocionales.

Paralelamente, han surgido aplicaciones clínicas y de salud mental donde el registro prolongado de la GSR aporta información sobre el curso de condiciones como la ansiedad y la depresión, favoreciendo la detección temprana de episodios de estrés agudo. Sumado a ello, en el ámbito de la interacción humano-computadora, las interfaces adaptativas pueden ajustar su contenido en función de la respuesta electrodérmica del usuario, optimizando la experiencia y reduciendo la carga cognitiva o emocional.

Por lo tanto, GSR no solo se limita a estudios de laboratorio con entornos controlados, sino que ha demostrado gran versatilidad en escenarios reales. Los avances en la miniaturización de sensores y el incremento de la capacidad de procesamiento han posibilitado la monitorización ambulatoria de los usuarios, aportando datos para la comprensión de la actividad autonómica en situaciones cotidianas. Estas líneas de investigación recientes refuerzan la idea de que la señal GSR es uno de los marcadores

fisiológicos más empleados para rastrear la activación emocional, tanto en contextos experimentales como en aplicaciones clínicas y tecnológicas

3.4. PPG (Fotopleletismografía)

La fotopleletismografía se ha convertido en una técnica ampliamente utilizada para el estudio de las emociones y el estrés gracias a su capacidad de registrar parámetros como la frecuencia cardíaca (HR) y la variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV). La ventaja principal radica en la posibilidad de obtener HR y HRV de manera sencilla y en entornos no invasivos, lo que ha llevado a la incorporación de sensores PPG en dispositivos portátiles, como relojes inteligentes, y a su uso en investigaciones donde los participantes pueden desarrollar sus actividades cotidianas sin necesidad de un entorno controlado [25].

En los últimos años, varios estudios han explorado la correlación entre métricas derivadas de PPG y estados emocionales específicos, como la ansiedad, la tensión, el estrés agudo o la excitación positiva. Por ejemplo, se ha reportado que el incremento sostenido en la frecuencia cardíaca y determinados patrones en la HRV se asocian con un mayor nivel de arousal emocional, lo que permite diferenciar entre estados de alta y baja activación. Investigaciones recientes han aprovechado algoritmos de aprendizaje automático que, a partir de la señal PPG, pueden clasificar con notable exactitud emociones básicas (alegría, miedo, tristeza) o detectar picos de estrés en tiempo real. Este tipo de aproximaciones abre la posibilidad de diseñar sistemas de retroalimentación inmediata que monitoricen el estado emocional de una persona y ajusten, por ejemplo, la interfaz de usuario o el entorno de trabajo para reducir la carga cognitiva o el estrés percibido [25].

La introducción de dispositivos wearables con sensores PPG embebidos como las bandas inteligentes o cinturones textiles, que registran la actividad cardio-respiratoria [26], ha simplificado la recogida de datos en escenarios reales. Esto resulta relevante para investigar fenómenos como la fatiga crónica o los trastornos de ansiedad, donde la monitorización continua contribuye a identificar patrones fisiológicos sutiles que reflejan cambios en el estado emocional.

3.5. Pupilometría

A diferencia de otras señales, la pupilometría cuenta con una alta resolución temporal que permite detectar fluctuaciones muy sutiles en la pupila en cuestión de milisegundos. Además, puede correlacionarse con diversos procesos cognitivos y afectivos, como la atención visual, la sorpresa, el miedo o el interés sostenido. Sin embargo, un desafío metodológico es aislar la respuesta emocional de la pupila de la respuesta al cambio de iluminación (reflejo pupilar a la luz), por lo que la mayoría de los experimentos de laboratorio controlan estrictamente la iluminación ambiente o aplican algoritmos de corrección [10].

Investigaciones recientes han evidenciado que la dilatación pupilar se asocia a estímulos de alto contenido emocional (tanto positivos como negativos), y que su magnitud y velocidad de cambio pueden indicar la intensidad con la que se experimenta una emoción [11]. Asimismo, la pupilometría es menos sensible al movimiento corporal que la respuesta galvánica de la piel, siempre y cuando la mirada del participante se mantenga estable y se cuente con sistemas de eye-tracking adecuados. Dentro de los parámetros o indicadores de interés que se han utilizado para estudiar respuestas emocionales en un rango amplio de escenarios, se encuentran:

- **Diámetro pupilar basal:** Corresponde a la medida inicial de la pupila antes de la presentación de un estímulo. Un diámetro basal mayor puede indicar un mayor nivel de activación o un estado de alerta elevado.
- **Dilatación pupilar (amplitud y velocidad):** Un aumento rápido y sostenido del diámetro pupilar suele relacionarse con un incremento en la actividad simpática, reflejando interés, excitación o estrés agudo.
- **Constricción pupilar:** Asociada principalmente a la actividad parasimpática. Cuando se reduce el diámetro de la pupila en ausencia de cambios lumínicos importantes, puede representar un retorno a un estado de relajación .
- **Latencia y tiempo de recuperación:** El tiempo que transcurre desde la presentación del estímulo hasta el pico de dilatación, así como el tiempo que tarda en volver a la línea base, constituyen indicadores de la rapidez y la duración de la respuesta emocional o cognitiva.

Este conjunto de indicadores pupilares ha sido ampliamente asociado al grado de activación del

sistema nervioso autónomo, así como a diferentes procesos atencionales. Por ejemplo, en [3] se señala que la amplitud pupilar guarda relación con la carga de procesamiento cognitivo, mientras que en [27] se destaca la utilidad de la pupila como ventana para monitorear cambios preconcientes en la atención y la emoción.

Se ha abordado el rol de la pupilometría como una medida altamente sensible para capturar la activación cognitiva y la respuesta emocional en tiempo real. Según lo aportado por Sirois y Brisson en [13], la dilatación pupilar no solo refleja la influencia del sistema simpático ante un estímulo emocionalmente relevante, sino que también puede verse modulada por el nivel de compromiso cognitivo de la persona. Al manipular la complejidad de la tarea o el grado de novedad de los estímulos, se han observado variaciones sistemáticas en el diámetro pupilar que preceden incluso a la conciencia de los participantes sobre su propio estado de atención. Estas evidencias respaldan la idea de que la pupila no es solo un indicador reactivo de excitación, sino un marcador dinámico que se ajusta a las necesidades atencionales y emocionales en diferentes contextos experimentales. Asimismo, los avances en sistemas de eye-tracking de alta precisión han propiciado estudios de mayor duración y con escenarios más cercanos a la vida real, abriendo la puerta al uso de la pupilometría en aplicaciones como el monitoreo del estrés en entornos laborales, la adaptación de interfaces de usuario según la carga cognitiva percibida y la evaluación temprana de trastornos de ansiedad o atención. En consecuencia, la convergencia de métodos de análisis avanzado y el creciente interés por medir la actividad pupilar en entornos naturales consolidan la pupilometría como una de las técnicas más prometedoras para examinar la interacción entre procesos cognitivos, emocionales y fisiológicos.

3.6. Mapeo Multidimensional de Emociones

La complejidad del fenómeno emocional va más allá de las categorías básicas (alegría, tristeza, ira, miedo, asco, sorpresa). Reconociendo esta diversidad, en [28] se llevó a cabo un estudio que abordó 2,185 vídeos cortos capaces de provocar un amplio espectro de respuestas afectivas. A través de autoinformes de los participantes, los autores identificaron 27 categorías emocionales que forman un mapa continuo, en el que múltiples emociones se conectan mediante gradientes de intensidad.

Este trabajo es particularmente relevante en la investigación del reconocimiento de emociones porque provee un set de estímulos audiovisuales validados y etiquetados, ampliando el rango de estados

afectivos estudiables. Al incluir tanto emociones positivas (por ejemplo, admiración, diversión, ternura) como negativas (ira, asco, tristeza), así como estados complejos (nostalgia, alivio, amor).

En el caso de la pupilometría, la presentación de estos estímulos permite examinar no solo la magnitud de la respuesta pupilar ante cada categoría emocional, sino también la velocidad y la consistencia temporal de dicha respuesta. Esto abre la puerta a investigaciones más matizadas que superen el simple paradigma “alto arousal vs. bajo arousal” o “valencia positiva vs. valencia negativa”, contribuyendo a caracterizaciones más finas y diferenciadas de la activación autonómica [28].

Capítulo 4 Contexto Experimental

4.1. Participantes

Este experimento se llevó a cabo en el laboratorio de neurociencia de la Facultad de Educación de la Universidad de Concepción.

Las señales utilizadas en esta investigación son proporcionadas por el proyecto Fondecyt Exploración 13220040, el cual, cuenta con la aprobación del Comité de Ética, Bioética y Bioseguridad de la Vicerrectoría de Investigación y Desarrollo de la Universidad de Concepción. Este proyecto tiene como objetivo inducir emociones a través de estímulos visuales y analizar su impacto en señales fisiológicas específicas. En la investigación participaron adolescentes (15 - 16 años) cursando 2° medio. Estos participantes se ofrecieron voluntariamente y no presentaban enfermedades neurológicas.

4.2. Base de datos

La base de datos empleada en este estudio proviene del artículo titulado "Self-report captures 27 distinct categories of emotion bridged by continuous gradients"[28].

Este conjunto de datos fue diseñado para investigar cómo las experiencias emocionales reportadas se distribuyen en un espacio semántico, integrando tanto categorías emocionales discretas como dimensiones afectivas continuas.

4.2.1. Modo de Calificación

La base de datos recoge evaluaciones de participantes sobre videos emocionalmente evocadores mediante tres métodos principales:

1. Calificaciones Categóricas: Los participantes evaluaron cada video indicando el grado en que evocaba alguna de las 34 categorías emocionales propuestas.
2. Calificaciones Dimensionales: Además de las categorías discretas, los participantes evaluaron los videos en términos de dimensiones emocionales continuas.

3. Respuestas abiertas: Los participantes describieron libremente sus emociones al ver un subconjunto de videos, lo que permitió identificar etiquetas emocionales adicionales y corroborar las categorías predefinidas.

4.2.2. Organización de la base de datos

La base de datos está organizada en forma tabular, donde cada fila corresponde a un video y cada columna representa una variable o dimensión evaluada, incluyendo las puntuaciones asignadas a cada una de las 34 categorías emocionales (0 a 100), reflejando la intensidad promedio de cada emoción y las puntuaciones en dimensiones continuas (1 al 9).

4.3. Estímulos

Se seleccionaron videos de la base de datos descrita por Cowen y Kelter [28]. Esta base contiene un total de 2,185 videos cortos evaluados en términos de 27 categorías emocionales como alegría, tristeza, asombro, miedo, y otras dimensiones afectivas. Cada video fue evaluado por entre 9 y 17 observadores, proporcionando datos con etiquetas emocionales subjetivas.

4.3.1. Selección de estímulos

La selección de videos se realizó en varias etapas para garantizar que los estímulos fueran adecuados para los participantes del estudio y cumplieran con los requisitos experimentales:

- Duración del video: Se incluyeron únicamente videos con una duración de 13 segundos, adaptando aquellos cuya duración original excedía este límite. Este tiempo fijo se eligió para mantener la uniformidad en el diseño experimental y para evitar la fatiga de los participantes.
- Filtrado de contenido explícito: Se eliminaron videos con una puntuación alta (mayor a 50) en la categoría de "Deseo Sexual" para garantizar la pertinencia del contenido a poblaciones sensibles, como adolescentes y escolares. Este paso eliminó un total de 116 videos de la selección inicial.
- Selección por categorías emocionales relevantes: Se identificaron tres categorías principales para clasificar los videos según los intereses del estudio, siendo estas Aproximación, Compromiso e Identidad.

- Agrupación mediante K-means: Los videos fueron agrupados en tres clústers basados en las categorías seleccionadas. Estos representaban diferentes niveles emocionales (alto, neutro y bajo), como se muestra en los análisis de boxplots realizados, estos análisis se pueden observar en la figura 4.3.1 y tabla 4.3.1. La distribución para adolescentes quedó de la siguiente forma:

- **C0:** Valores neutros
- **C1:** Valores bajos
- **C2:** Valores altos

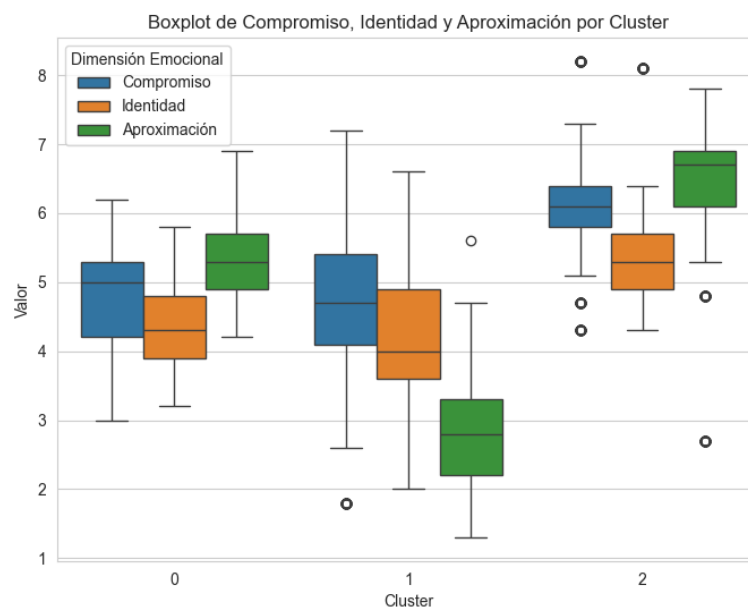


Figura 4.3.1: Boxplots de categorías relevantes para los 3 clústers de videos para adolescentes

Tabla 4.3.1: Resultados de significancia entre clusters para diferentes categorías.

Categoría	Cluster 0 vs 1	Cluster 0 vs 2	Cluster 1 vs 2
Aproximación	<0.0001	<0.0001	<0.0001
Compromiso	0.9098	<0.0001	<0.0001
Identidad	0.1479	<0.0001	<0.0001

4.4. Registro Señales Fisiológicas

El experimento fue configurado para presentar 36 videos por bloque (3 bloques) y 3 videos en el bloque de práctica, necesitando así 111 videos para el experimento. Los videos estímulo fueron

agrupados en clústers mediante el algoritmo K-means, utilizando como variables clave las dimensiones afectivas (Aproximación, Compromiso e Identidad para adolescentes). Luego se ordenaron los videos por clúster y se seleccionaron los 37 videos de cada clúster con mayor ppi (a mayor ppi, mayor calidad de la imagen). Se extrajo 1 video de cada clúster, para ser utilizado en el bloque de práctica.

A medida que los participantes visualizaban cada video, al finalizar cada prueba (trial), debían evaluar el contenido en una escala del 1 al 9 según las dimensiones de Compromiso, Identidad y Aproximación. De manera simultánea, se registraban sus respuestas fisiológicas mediante señales de PPG, GSR, seguimiento de movimientos oculares y el registro de la variación del área pupilar.

Capítulo 5 Preprocesamiento de las señales

Se trabajó con los datos de 53 sujetos, cada uno expuesto a 111 estímulos. En primer lugar, se cargaron los datos en bruto de los archivos originales de cada sujeto. Estos archivos contenían la información completa de las señales fisiológicas.

Esta extracción se realizó con la biblioteca MNE en Python. Para esto se seleccionaron específicamente los canales que registraban la señal de GSR y PPG. Una vez extraídas, se organizaron junto con sus tiempos respectivos, conservando los eventos y sus identificadores asociados.

Para facilitar el procesamiento de estas señales, toda la información fue guardada en formato .mat. Los datos de pupilometría se cargaron desde el archivo que contenía tanto la señal registrada como los eventos asociados a los estímulos.

5.1. Señal GSR

La señal de GSR fue registrada a una frecuencia de muestreo de 500 Hz y se sometió inicialmente a una etapa de filtrado para obtener la componente fásica y atenuar tanto la línea base como el contenido de alta frecuencia que no corresponde a la actividad electrodérmica.

Se aplicó un filtro pasa alto Butterworth de 2.º orden con frecuencia de corte de 0.05 Hz y luego un filtro pasa bajo Butterworth (también de 2.º orden) con frecuencia de corte de 1 Hz. El filtro pasa alto a 0.05 Hz elimina la componente lenta, que se produce debido a cambios muy graduales en la conductancia de la piel y a factores externos como la temperatura o los electrodos. El filtro pasa bajo a 1 Hz se eligió para conservar las variaciones que caracterizan el componente fásico de la señal que suele manifestarse en el rango de bajas frecuencias (por debajo de 1 Hz). Se utilizó la función “*filtfilt*” para evitar retardo de fase.

Después de la fase de filtrado, que elimina las componentes de baja y alta frecuencia no deseadas, se aplica un filtro de suavizado Savitzky-Golay para reducir el ruido residual. Este suavizado se realiza a través de un proceso de regresión polinómica local utilizando la función `sgolayfilt` de MATLAB, utilizando un polinomio de orden 3 (`sgolay_order = 3`) y una ventana de 11 puntos (`sgolay_window = 11`). El valor central de cada ventana se reemplaza por el valor estimado a partir del polinomio ajustado, y este proceso se repite a lo largo de toda la señal. Este filtro suaviza los

datos ajustando un polinomio a cada ventana de la señal para minimizar las fluctuaciones rápidas sin alterar significativamente la estructura de esta que es importante para la interpretación de la respuesta galvánica de la piel. Una vez la señal filtrada y suavizada, se realizó la segmentación en bloques de 13 segundos a partir de los eventos de interés.

En la figura 5.1.1, se presenta una comparativa entre la señal GSR original y la señal procesada (filtrada y suavizada) para el trial 2 del sujeto 5. La gráfica superior muestra la señal original, mientras que la gráfica inferior ilustra la señal tras el filtrado.

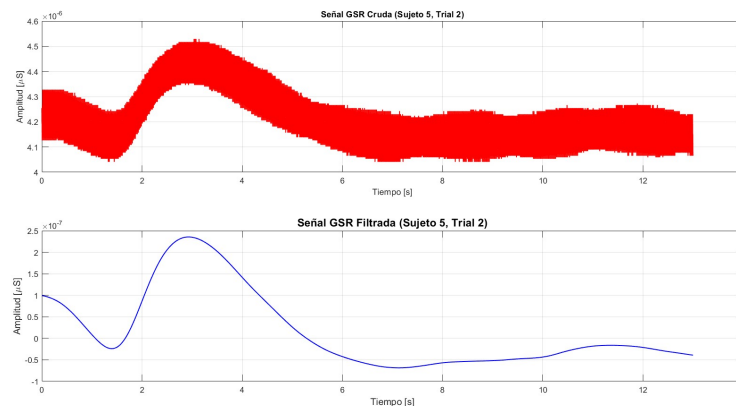


Figura 5.1.1: Comparación señal GSR original y filtrada (Sujeto 5 - Trial 2)

5.2. Señal PPG

En primer lugar, se realizó una segmentación basada en los eventos de interés. Cada segmento correspondió a 13 segundos de señal (con una frecuencia de muestreo de 500 Hz), iniciando en la marca de evento correspondiente y extrayendo el bloque de datos hasta completar los 13 segundos.

Posteriormente, a cada segmento se le aplicó un filtro pasabanda Butterworth de orden 2, cuyas frecuencias de corte se establecieron en 0.5 Hz y 5 Hz. La razón de elegir este rango de corte (0.5–5 Hz) es que la frecuencia cardíaca máxima esperada, incluso en condiciones de ejercicio, difícilmente supera los 4–5 Hz (equivalente a 240–300 latidos por minuto). Por lo tanto, un corte superior de 5 Hz permite conservar las variaciones relevantes de la señal PPG asociadas a la actividad cardíaca sin incluir componentes de alta frecuencia, que suelen ser considerados ruido. Para la implementación del filtrado se utilizó la función “*filtfilt*”, que aplica el filtro tanto hacia adelante como hacia atrás, evitando con ello el desfase que aparecería en un filtrado convencional.

En la figura 5.2.1 se observa un ejemplo de la señal sin filtrar, que representa los datos crudos obtenidos del sensor y la señal filtrada.

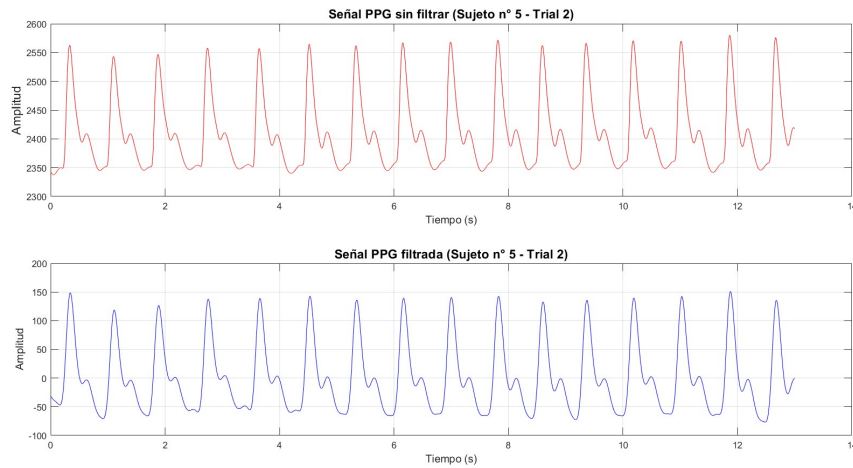


Figura 5.2.1: Comparación de señales PPG: sin filtrar (rojo, parte superior) y filtrada (azul, parte inferior). Sujeto 5- Trial 2

5.3. Señal de Pupilometría

La señal de pupilometría se segmentó en intervalos de 16 segundos. A partir de cada marca de inicio, se extrajo un segmento de datos, ajustando el tiempo desde el inicio del trial en segundos para mantener la coherencia temporal. Cada segmento representa la variación del área pupilar ante un estímulo específico.

Durante el registro, los parpadeos generaban interrupciones en la señal. Para corregir esto, se identificaron los momentos en los que ocurre un parpadeo, marcando como “artefacto” aquellos puntos en los que la señal tenía valores por debajo de un umbral definido.

Una vez identificados los artefactos, se seleccionaron los valores de la señal antes y después del parpadeo como puntos de referencia para la interpolación. Luego se aplicó una interpolación cúbica (spline) entre los puntos válidos antes y después del parpadeo, ajustando la curva de manera continua. Finalmente, los segmentos de cada trial, ya corregidos y filtrados, se guardaron en un archivo. mat.

En la figura 5.3.1 se puede ver una comparación de los trials 3 y 4 del sujeto 15, donde la señal punteada indica la señal original y la línea continua indica la señal procesada.

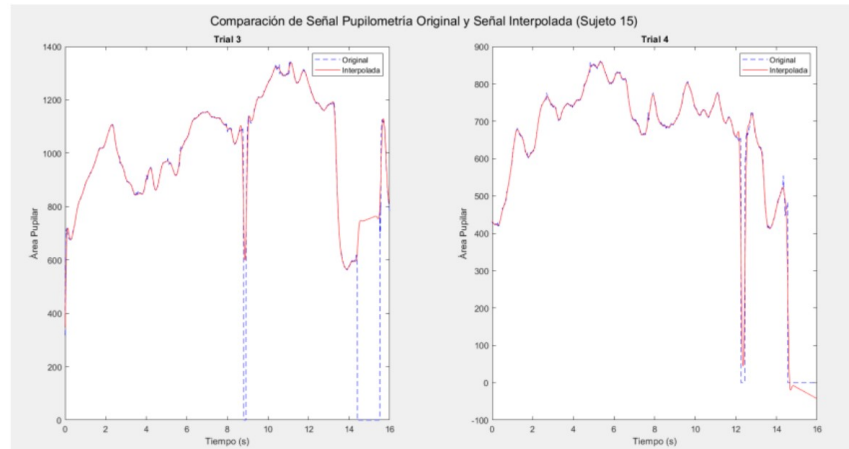


Figura 5.3.1: Comparación de los trials 3 y 4 del sujeto 15 entre las señales originales y las señales interpoladas

Además, durante los primeros 2 segundos de cada segmento, se identificaron movimientos de ajuste pupilar provocados por los cambios de luz de la pantalla al inicio de cada estímulo.

Para evitar que estos artefactos influyeran en el análisis, se eliminaron los datos correspondientes a los primeros 2 segundos de cada trial. Esta decisión se basó en un análisis del comportamiento promedio del área pupilar en función del tiempo, como se muestra en la figura 5.3.2, donde la línea roja punteada indica el corte de los 2 segundos iniciales, y la línea verde punteada señala el final del estímulo (13 segundos).

Con este análisis, se observa una clara variación ascendente del área pupilar (dilatación) durante los primeros 2 segundos, lo que corresponde al ajuste fisiológico de la pupila ante el cambio de luminosidad provocado por la transición desde la pantalla blanca. A partir del segundo 2, la curva se estabiliza, indicando que los efectos de la adaptación lumínica ya no influyen significativamente en la señal.

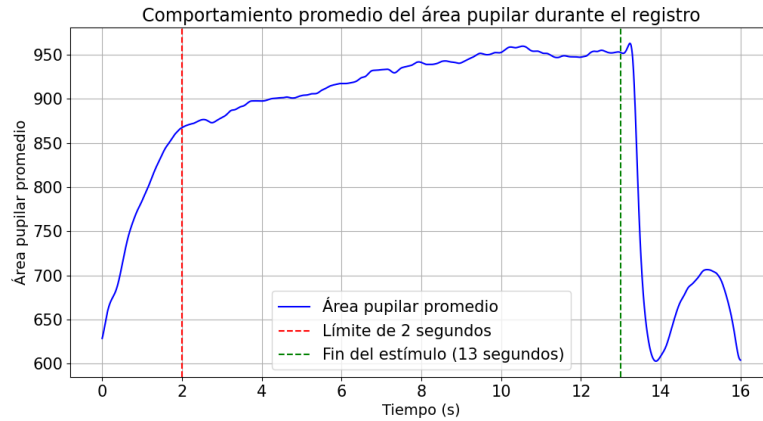


Figura 5.3.2: Comportamiento promedio del área pupilar durante los Trials

Finalmente, para garantizar que la señal analizada correspondiera únicamente a la respuesta del estímulo y no estuviera influenciada por el ajuste inicial de la pupila ante el cambio de luminosidad, se seleccionó un segmento de 11 segundos por cada trial. Este segmento comprende desde el segundo 2 (momento en el que la señal se estabiliza tras el ajuste lumínico inicial) hasta el segundo 13 (finalización del video estímulo).

5.4. Extracción de características

Teniendo las señales preprocesadas y listas para su análisis, se proceden a extraer los indicadores relevante de cada señal, dentro de estos indicadores los principales para el posterior análisis son:

5.4.1. Características señal PPG

1. Media (Mean) y Desviación Estándar (Std)

$$\text{Mean} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad \text{Std} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$$

La media (\bar{x}) indica el nivel promedio de la señal PPG en el segmento analizado, mientras que la desviación estándar mide la dispersión de los valores con respecto a la media.

2. RMS (Root Mean Square)

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$$

Refleja la potencia o energía promedio de la señal PPG a lo largo del tiempo.

3. Curtosis y Asimetría (Skewness)

- **Curtosis** (κ) mide cuán concentrada es la distribución de valores:

$$\kappa = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2\right)^2}$$

- **Asimetría** (α) indica la simetría de la señal respecto a la media:

$$\alpha = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2\right)^{3/2}}$$

Estos indicadores permiten describir la forma de la distribución de la amplitud de la señal.

4. Amplitud Pico a Pico (Peak-to-Peak)

$$\text{P2P} = \text{máx}(x) - \text{mín}(x)$$

Indica el rango total de variación de la señal durante el período analizado.

5. Frecuencia Cardíaca (HR) y Variabilidad (HRV)

- Para estimar la Frecuencia Cardíaca (HR) se detectan los picos principales de la onda PPG (`findpeaks`) y se calcula:

$$\text{HR} = \left(\frac{\text{número de picos}}{\text{duración en segundos}} \right) \times 60$$

- Para la Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca (HRV), se obtienen los intervalos RR (Δt_i) entre picos consecutivos, y se calculan parámetros como:

- *Media de RR (Mean RR)*

$$\text{Mean RR} = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} \Delta t_i$$

- *Desviación estándar de RR (SDNN)*

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{M-2} \sum_{i=1}^{M-1} (\Delta t_i - \overline{\Delta t})^2}$$

- *RMSSD (Root Mean Square of the Successive Differences)*

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{M-2} \sum_{i=1}^{M-2} (\Delta t_{i+1} - \Delta t_i)^2}$$

5.4.2. Señal GSR (Respuesta Galvánica de la Piel)

1. Latencia del primer pico

A partir de la señal GSR filtrada, se detectan los picos mediante `findpeaks`. La latencia se define como el tiempo transcurrido desde el inicio del segmento hasta el primer pico:

$$\text{Latencia} = \frac{\text{índice del primer pico}}{f_s},$$

donde f_s es la frecuencia de muestreo.

2. Duración de la respuesta

Se asume como el intervalo de tiempo entre el primer y último pico detectados dentro del segmento:

$$\text{Duración} = \frac{\text{índice del último pico} - \text{índice del primer pico}}{f_s}.$$

3. Pendiente de la señal (Slope)

Se calcula la primera derivada de la señal ($\frac{d(\text{GSR})}{dt}$) y se identifica el valor máximo (o mínimo):

$$\text{Slope} = \text{máx} \left| \frac{d(\text{GSR})}{dt} \right|.$$

Indica la rapidez máxima de cambio en la conductancia de la piel.

4. Frecuencia de picos (FPeaks)

Es el recuento de picos detectados en la ventana analizada:

FPeaks = número total de picos en el segmento.

5. Media Fásica y Amplitud del primer pico

- *Media Fásica:*

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{GSR}[i].$$

- *Amplitud del primer pico:* si se detecta al menos un pico, se toma el valor de este para medir la magnitud de la respuesta inicial.

6. Área Bajo la Curva (AUC)

Se integra la señal a lo largo del tiempo:

$$\text{AUC} = \int_0^T \text{GSR}(t) dt \approx \sum_{i=1}^N \text{GSR}[i] \cdot \Delta t,$$

donde $\Delta t = \frac{1}{f_s}$.

7. Variabilidad / RMS / Varianza

- *RMS de la GSR:*

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{GSR}[i]^2}.$$

- *Varianza:*

$$\text{Var}(\text{GSR}) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\text{GSR}[i] - \bar{x})^2.$$

Describen la magnitud promedio y la dispersión de la señal GSR, relacionada con la activación simpática.

5.4.3. Señal de Pupilometría

1. Máxima Amplitud

$$\text{MaxAmplitude} = \text{máx}(\text{pupila}) - \text{mín}(\text{pupila}).$$

Rango total del cambio en el tamaño pupilar.

2. Área Bajo la Curva (AUC)

$$\text{AUC} = \int_0^T \text{pupila}(t) dt.$$

Mide la magnitud global de la respuesta pupilar en el intervalo.

3. Variabilidad Pupilar

Se emplea la desviación estándar de la señal:

$$\text{PDV} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\text{pupila}[i] - \bar{x})^2}.$$

4. Fluctuaciones Rápidas (Rapid Fluctuations)

Consiste en contar los cambios de signo en la derivada, representando cambios bruscos de tendencia en la dinámica pupilar a lo largo del tiempo:

$$\sum_{i=1}^{N-1} \left| \text{sign}\left(\frac{d(\text{pupila})}{dt}[i+1]\right) - \text{sign}\left(\frac{d(\text{pupila})}{dt}[i]\right) \right|.$$

5. Pendiente Máxima y Mínima

$$\text{Max Slope} = \text{máx}\left(\frac{d(\text{pupila})}{dt}\right), \quad \text{Min Slope} = \text{mín}\left(\frac{d(\text{pupila})}{dt}\right).$$

Describen el mayor y menor ritmo de cambio (positivo y negativo) del diámetro pupilar.

Capítulo 6 Análisis Estadístico entre Clusters

6.1. Análisis estadístico de las señales por clúster

Se realizó un análisis estadístico con el objetivo de identificar diferencias significativas en las características fisiológicas entre los clústeres en los que fueron agrupados los videos estímulo antes de ser presentados a los participantes.

Para cada característica, se verificó si la distribución de los datos en cada cluster se ajustaba a la normalidad. En caso de que al menos no tuviera normalidad o existieran varianzas no homogéneas, se empleó la prueba Kruskal–Wallis.

Cuando Kruskal–Wallis fue significativo $p < 0,05$, se aplicó la prueba post-hoc Dunn con corrección por Bonferroni (implementada a través de la librería `scikit_posthocs`).

Los indicadores que resultaron significativos fueron:

- Amplitud Máxima de Dilatación
- Latencia de Contracción
- Latencia de dilatación
- Variabilidad Pupilar
- Velocidad Máxima de Contracción
- Fluctuaciones Rápidas
- Pendiente Mínima

Siendo estas solo indicadores correspondientes a la señal de Pupilometría y en varios casos los valores p del post-hoc Dunn (comparación por pares), indicaron que no todos los pares eran significativos.

Los resultados obtenidos a partir del análisis estadístico se complementaron con boxplots que permitieron visualizar la distribución de cada característica fisiológica significativa dentro de los clusters definidos. Estos se pueden ver en las figuras 6.1.1, 6.1.2, 6.1.3, 6.1.4, 6.1.5, 6.1.6, 6.1.7.

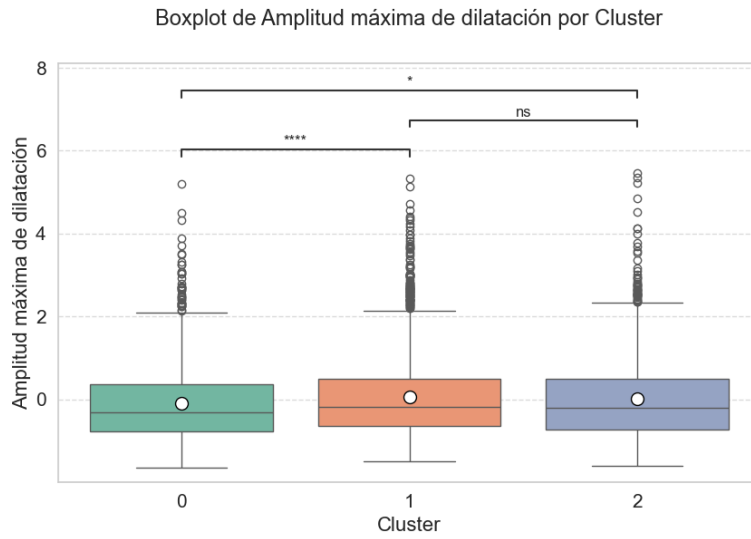


Figura 6.1.1: Boxplot de Distribución Amplitud máxima de Dilatación por Clúster

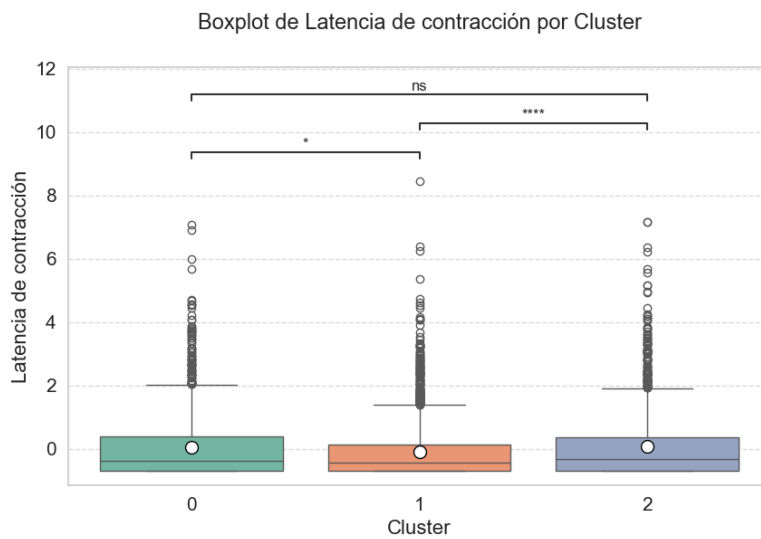


Figura 6.1.2: Boxplot de Latencia de Contracción por Clúster

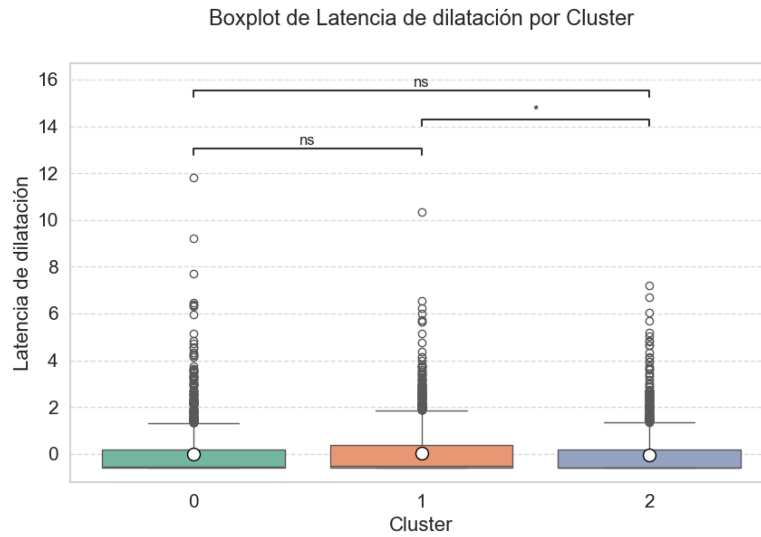


Figura 6.1.3: Boxplot de Latencia de Dilatación por Clúster

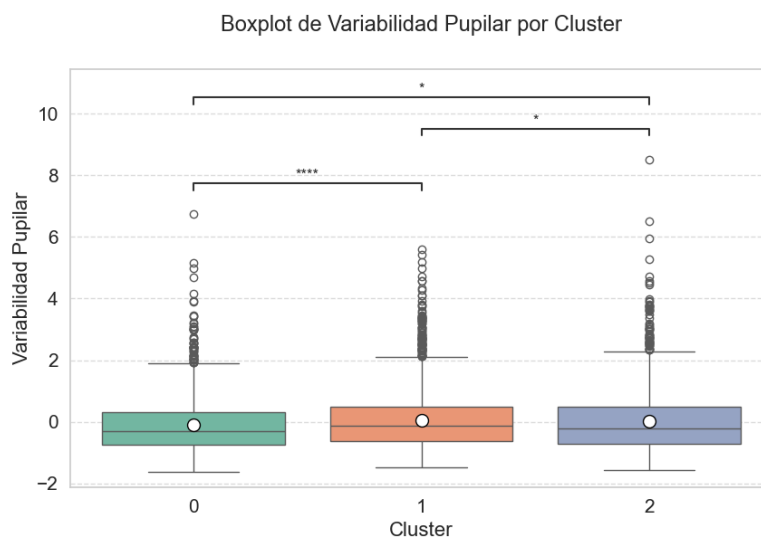


Figura 6.1.4: Boxplot de Variabilidad Pupilar por Clúster

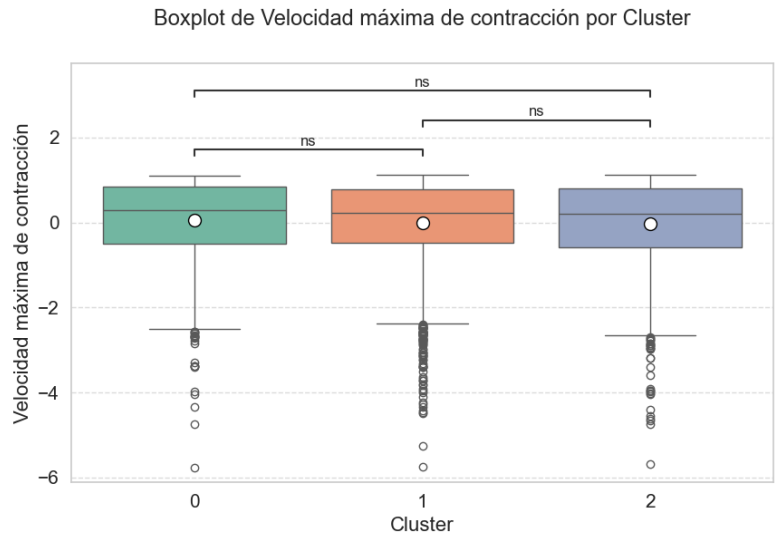


Figura 6.1.5: Boxplot de Velocidad máxima de Contracción por Clúster

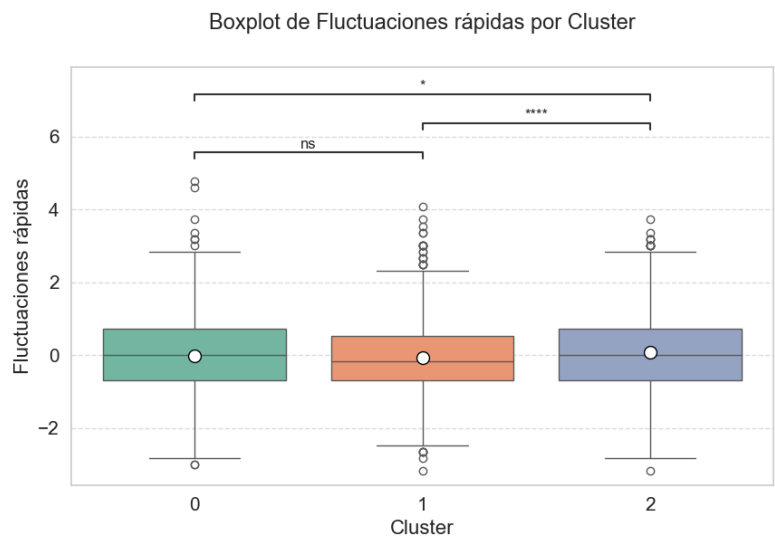


Figura 6.1.6: Boxplot de Fluctuaciones rápidas por Clúster

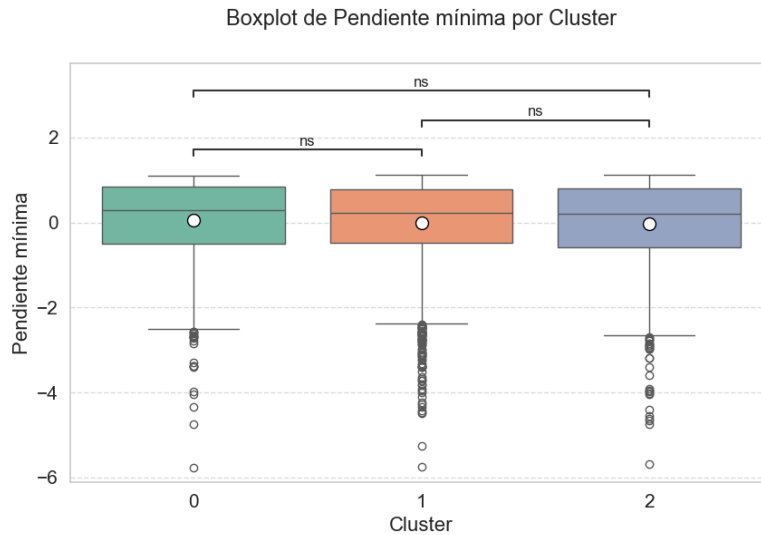


Figura 6.1.7: Boxplot de Pendiente mínima por Clúster

Dado que las características significativas obtenidas tras el análisis estadístico se limitan principalmente a la señal de pupilometría, se llevó a cabo un análisis más profundo sobre esta señal para evaluar su comportamiento entre los clústeres.

Se calculó el promedio de la señal de pupilometría (variación del área pupilar con respecto al tiempo) por clúster, ilustrado en la figura 6.1.8, donde se observa que aunque las señales presentaban ligeras variaciones en los valores promedio, las tendencias generales a lo largo del tiempo eran similares y en algunos momentos se superponían. Sin embargo, a pesar de la superposición, se ve un comportamiento diferenciado en el C2 (valores altos de Aproximación, Compromiso e Identidad), mostrando una tendencia a mayores valores de área pupilar en comparación con C0 y C1.

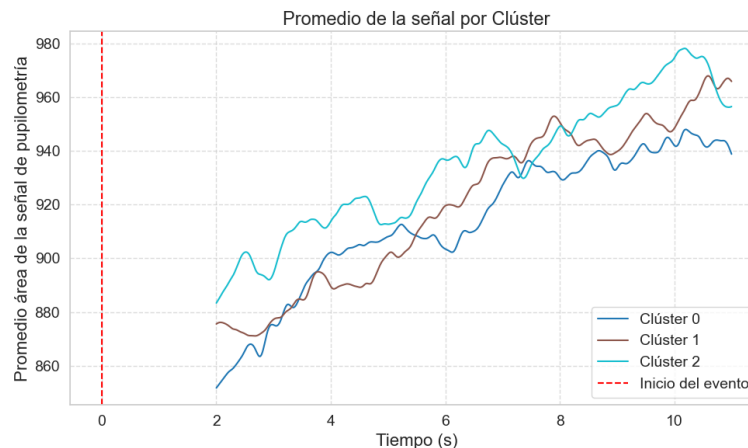


Figura 6.1.8: Promedio de la señal de pupilometría por Clúster

Posteriormente, como se muestra en la figura 6.1.9, se realizó un análisis de componentes principales (PCA) para reducir la dimensionalidad de las características extraídas de la señal pupilar y visualizar la distribución de los datos en un espacio bidimensional.

Esta proyección en los dos primeros componentes principales mostró una considerable superposición, reflejando una falta de diferenciación de la señal entre los clústeres.

Las principales características que influyeron en el primer componente incluyen amplitud máxima de dilatación, variabilidad pupilar, y velocidad máxima de contracción, mientras que el segundo componente está más influenciado por latencia de contracción y fluctuaciones rápidas.

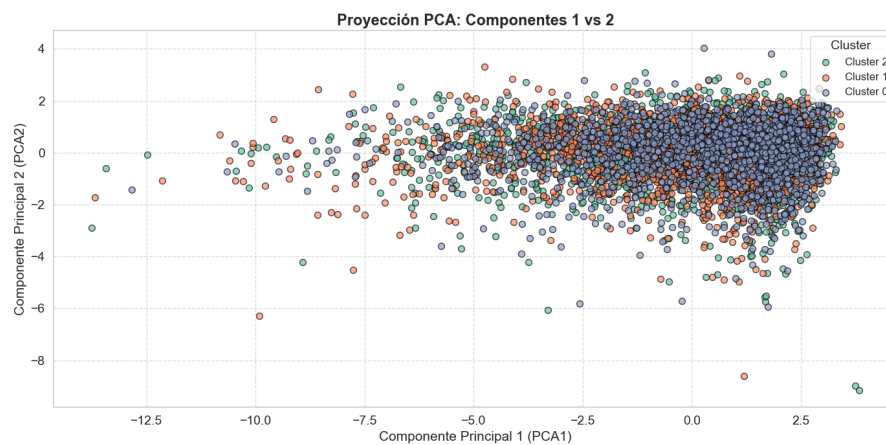


Figura 6.1.9: Proyección de los componentes PCA por Clúster

Capítulo 7 Agrupación Basada en la señal de Pupilometría

Los análisis del comportamiento de las señales fisiológicas llevaron a la decisión de generar una nueva agrupación basada exclusivamente en las señales de pupilometría. Este nuevo agrupamiento tiene como objetivo explorar si esta clasificación permite identificar diferencias más claras en las respuestas fisiológicas de los participantes.

Para evitar confusiones con los clústeres definidos previamente, estos nuevos agrupamientos serán denominados “Grupos”.

7.1. Elección del número óptimo de grupos

Para determinar el número óptimo de Grupos, se aplicó el algoritmo K-means variando k entre 2 y 10. Se calcularon las siguientes métricas, cuyos resultados se pueden ver en la figura 7.1.1.

- **Método del Codo (Inercia):** la inercia disminuye de forma continua conforme crece k , sin mostrar un “codo” (punto donde la inercia comienza a disminuir de manera más lenta) pronunciado que indique un punto óptimo claro.
- **Coefficiente Silhouette:** Analizando el gráfico, se observó que $k = 3$ logra un equilibrio adecuado entre la separación de los grupos y la reducción de la variabilidad interna dentro de cada clúster. Esto permite identificar tres patrones diferenciados, lo que podría reflejar mejor la diversidad de las respuestas. Si bien con $k=2$, el Coeficiente de Silhouette es el que ofrece la mayor separación relativa entre grupos, esta agrupación no era recomendable ya que divide los datos en dos grupos muy amplios que agrupan demasiada variabilidad interna, por lo que $k = 3$ resulta una elección más adecuada.

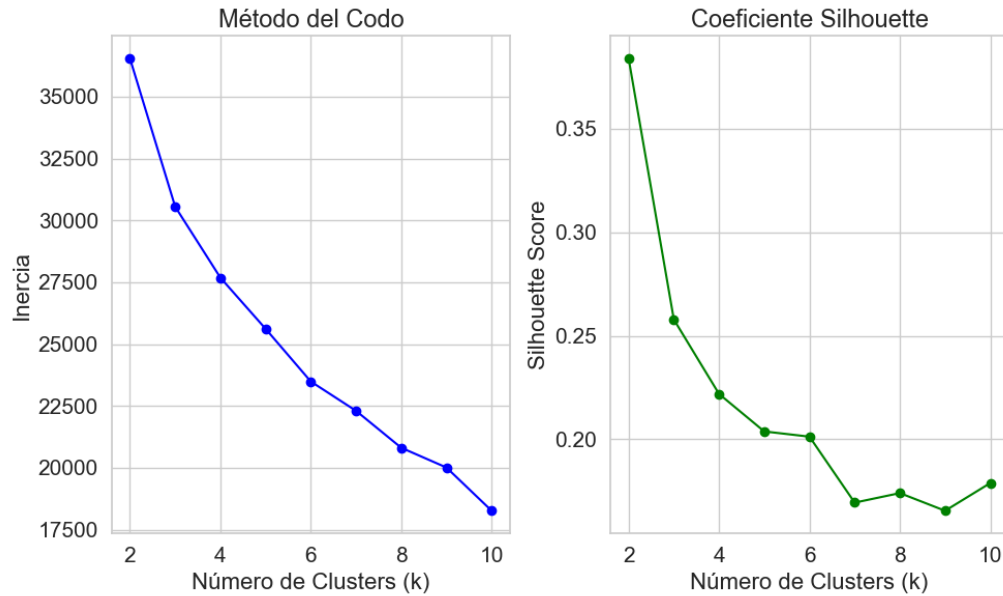


Figura 7.1.1: Determinación del número óptimo de clústeres mediante el Método del Codo (izquierda) y el Coeficiente Silhouette (derecha)

Además, se realizó una reducción de dimensionalidad mediante PCA a 2 componentes, graficando los datos para diferentes valores de k . Se adjuntan a modo de ejemplo las visualizaciones para $k=2$, $k=3$ y $k=4$ (véanse figuras 7.1.2, 7.1.3, 7.1.4).

Para $k = 2$, se observó una separación clara, pero se agrupa la mayoría de los datos en un único clúster demasiado amplio, perdiendo la oportunidad de distinguir subgrupos. Por otro lado, para $k = 3$ y $k = 4$ se presentaron grupos con fronteras más definidas.

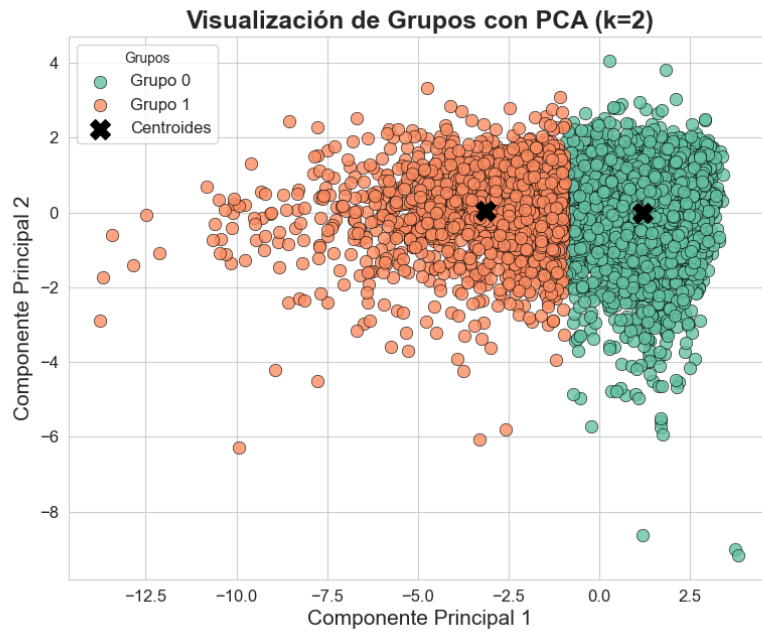


Figura 7.1.2: Visualización de los 2 grupos en el plano de PCA.

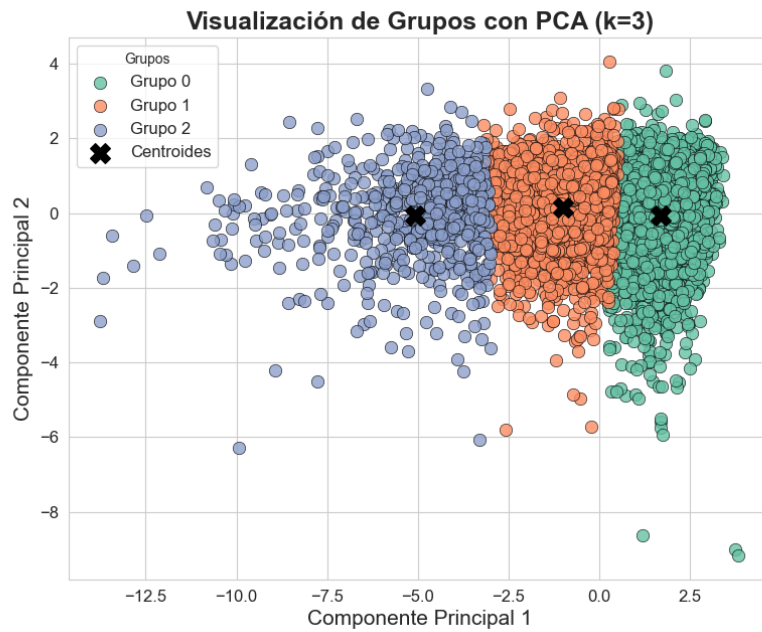


Figura 7.1.3: Visualización de los 3 grupos en el plano de PCA.

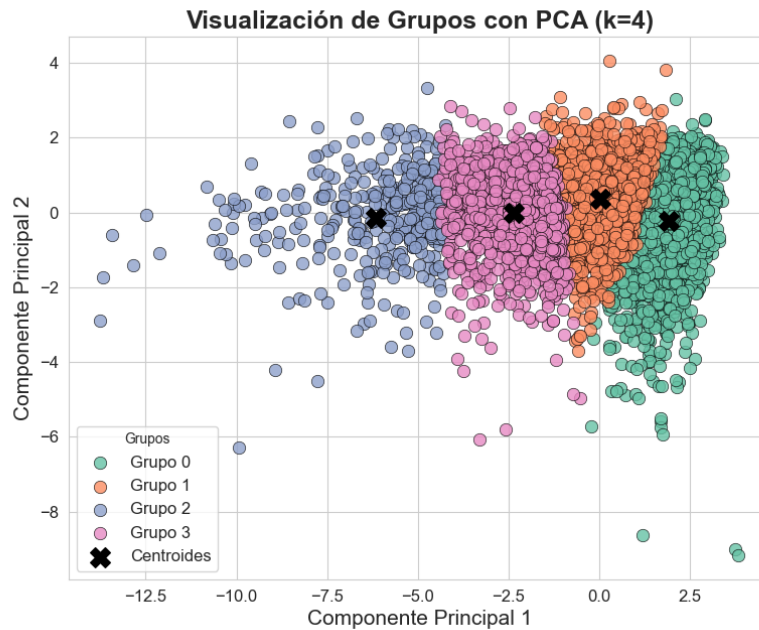


Figura 7.1.4: Visualización de los 4 grupos en el plano de PCA.

Luego, para cada configuración ($k=2$, $k=3$ y $k=4$), se analizó la evolución temporal del área pupilar promedio dentro de cada grupo. Este análisis se puede ver en las figuras 7.1.5, 7.1.6, 7.1.7.

1. **Para $k = 2$:** Se observan dos curvas promedio con diferencias notorias, pero al abarcar un gran número de trials en cada clúster, la variabilidad interna aumenta.
2. **Para $k = 3$:** Se observan 3 curvas diferenciadas. Donde se puede observar, que el grupo 1 exhibe valores de área pupilar más altos en comparación con los otros grupos, lo que sugiere una respuesta fisiológica más pronunciada o sostenida.
3. **Para $k = 4$:** Se observa superposición en el promedio del área pupilar entre los grupos 1 y 2.

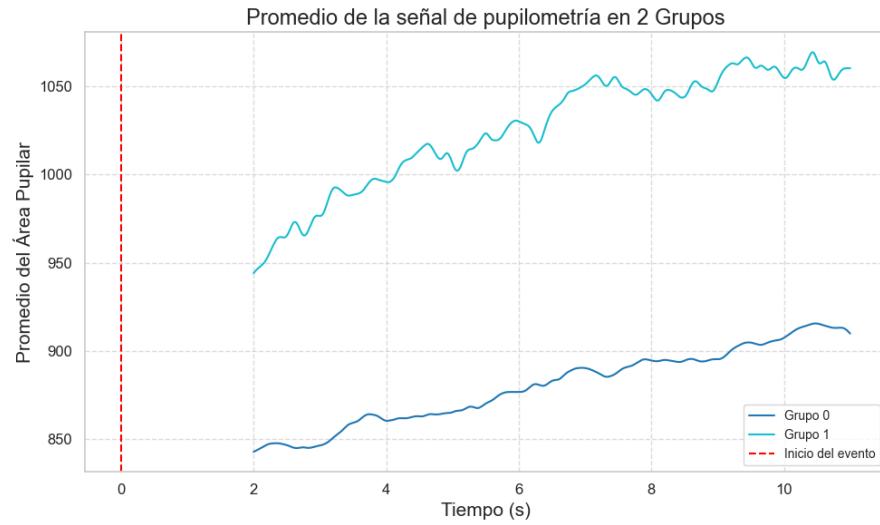


Figura 7.1.5: Promedio de la señal pupilar para 2 Grupos.

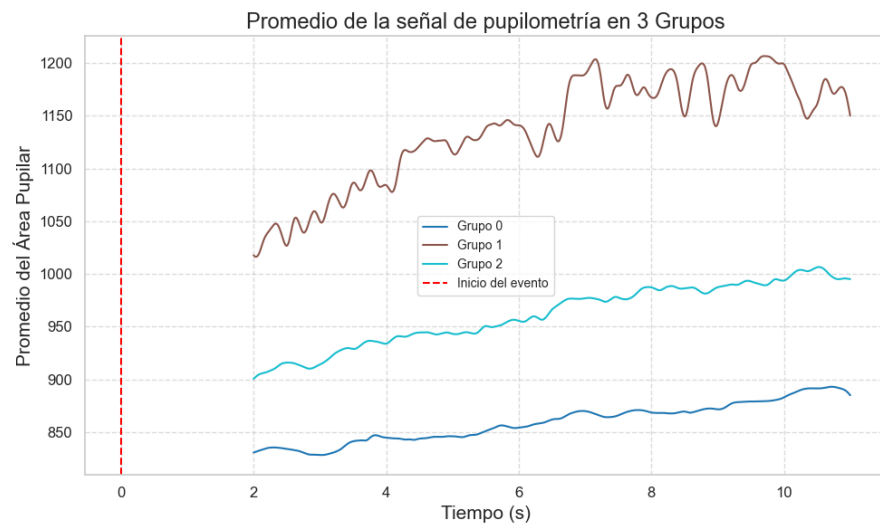


Figura 7.1.6: Promedio de la señal pupilar para 3 Grupos.

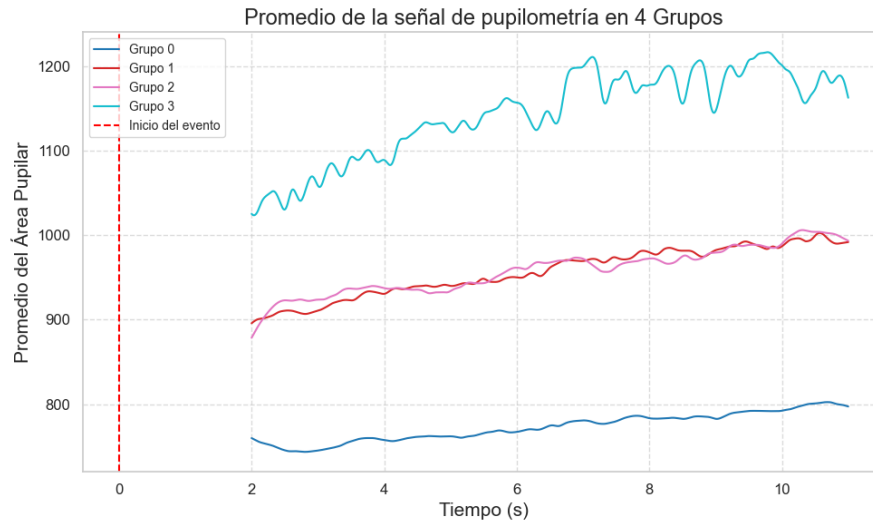


Figura 7.1.7: Promedio de la señal pupilar para 4 Grupos.

Por lo anterior, se decidió adoptar $k = 3$ como el número óptimo de grupos para la segmentación de las señales de pupilometría, ya que equilibra adecuadamente la separación entre grupos, la variabilidad interna de cada uno y la interpretabilidad de los resultados.

7.2. Análisis estadístico por Indicador

Tras la ejecución de la prueba de Kruskal-Wallis para cada uno de los indicadores, se obtuvieron valores estadísticamente significativos $p < 0,05$ en:

- Amplitud máxima de dilatación
- Latencia de dilatación
- Área bajo la curva
- Variabilidad pupilar
- Velocidad máxima de dilatación y contracción
- Fluctuaciones rápidas
- Pendiente máxima y mínima

Para esos indicadores significativos, se aplicó una prueba post-hoc de Dunn con corrección

Bonferroni, a fin de determinar entre qué pares de grupos ocurrían diferencias.

Al analizar la distribución de los indicadores significativos por grupo, ilustrados en las figuras 7.2.4, 7.2.2, 7.2.3, 7.2.4, 7.2.5, 7.2.6, 7.2.7, 7.2.8, 7.2.9 se puede observar que:

- Grupo 0: Suele presentar valores más bajos o moderados en varios parámetros de amplitud y velocidad, lo que podría indicar respuestas fisiológicas menos intensas o un umbral de activación menor.
- Grupo 1: Tiende a presentar valores más elevados en amplitud, velocidad de dilatación y área bajo la curva, sugiriendo una respuesta pupilar de mayor magnitud y, por ende, un mayor involucramiento emocional o cognitivo.
- Grupo 2: Presenta valores intermedios (aunque en algunos casos más cercanos a Grupo 1), lo que muestra cierto nivel de activación, pero menor que la del grupo 1 en ciertas variables.

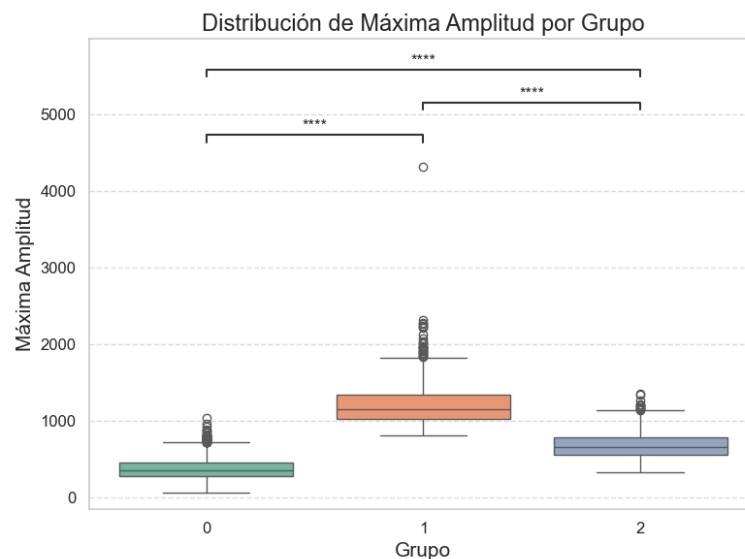


Figura 7.2.1: Distribución de Máxima Amplitud por Grupo

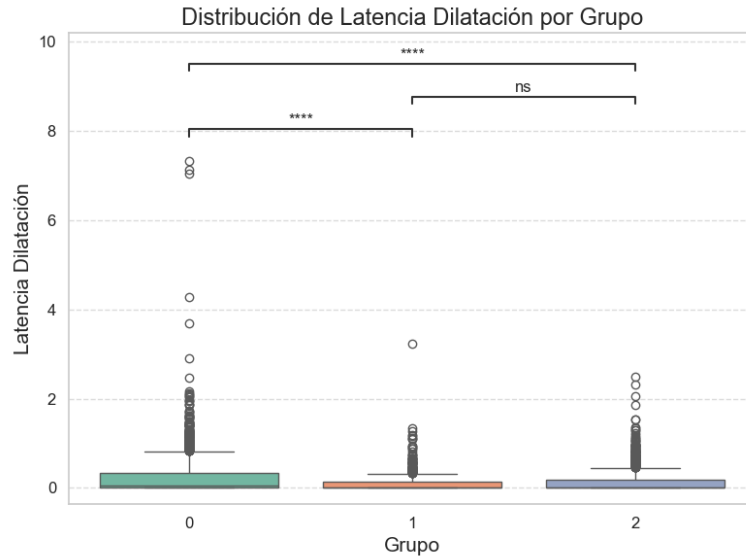


Figura 7.2.2: Distribución de Latencia de dilatación por Grupo

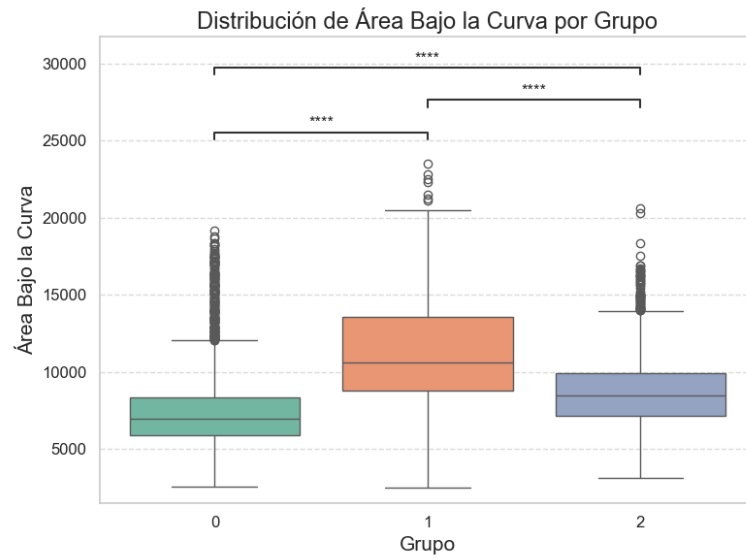


Figura 7.2.3: Distribución del Área bajo la curva por Grupo

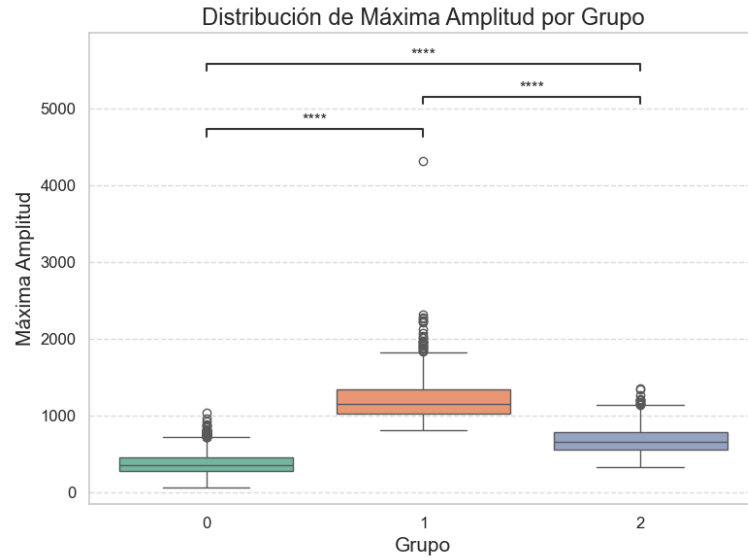


Figura 7.2.4: Distribución de Máxima Amplitud por Grupo

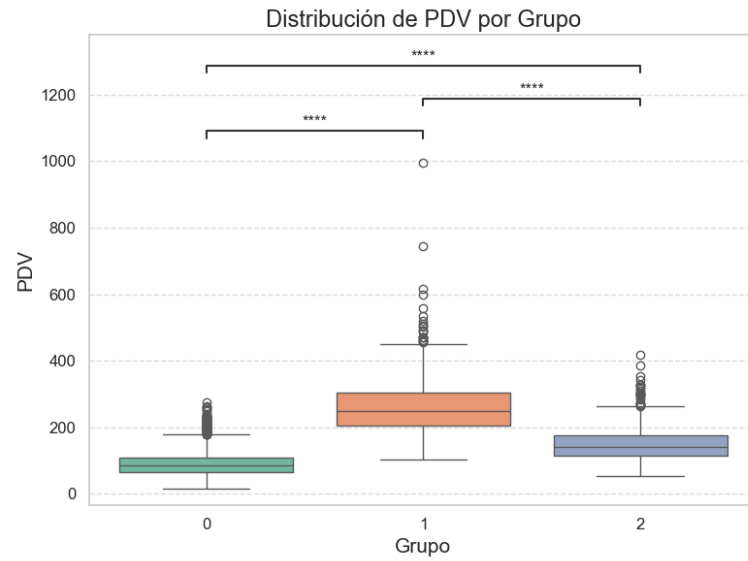


Figura 7.2.5: Distribución de la Variabilidad Pupilar por Grupo

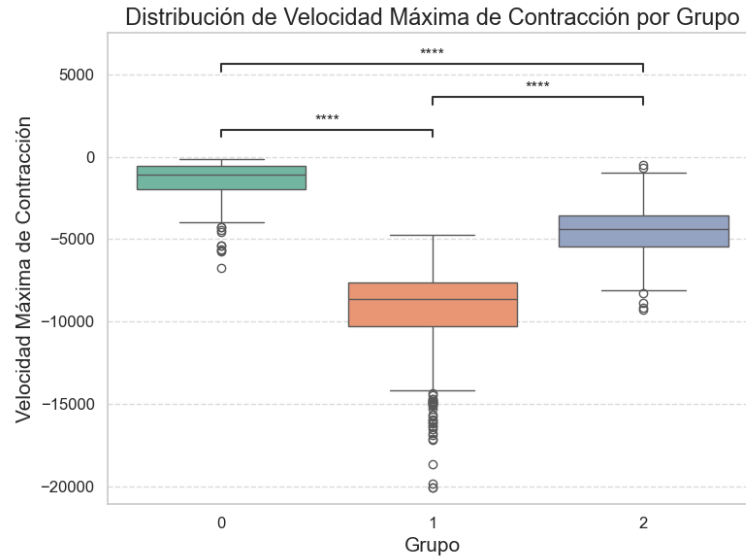


Figura 7.2.6: Distribución de la Velocidad Máxima de Contracción por Grupo

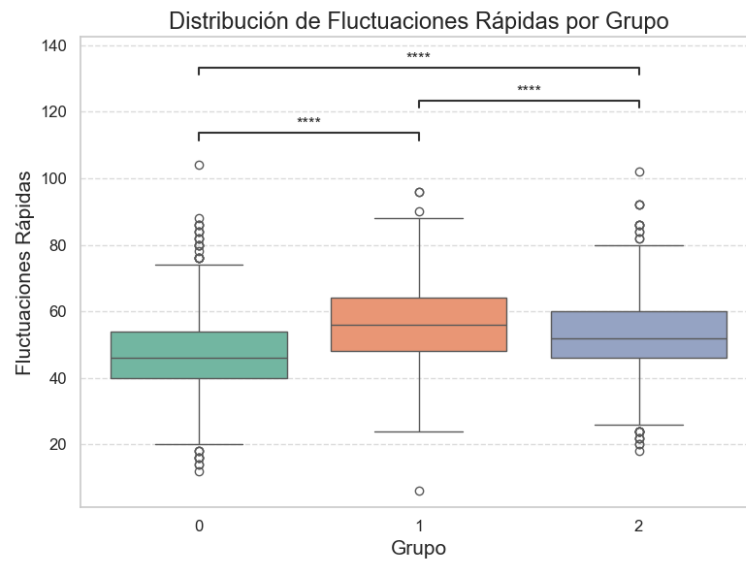


Figura 7.2.7: Distribución de Fluctuaciones Rápidas por Grupo

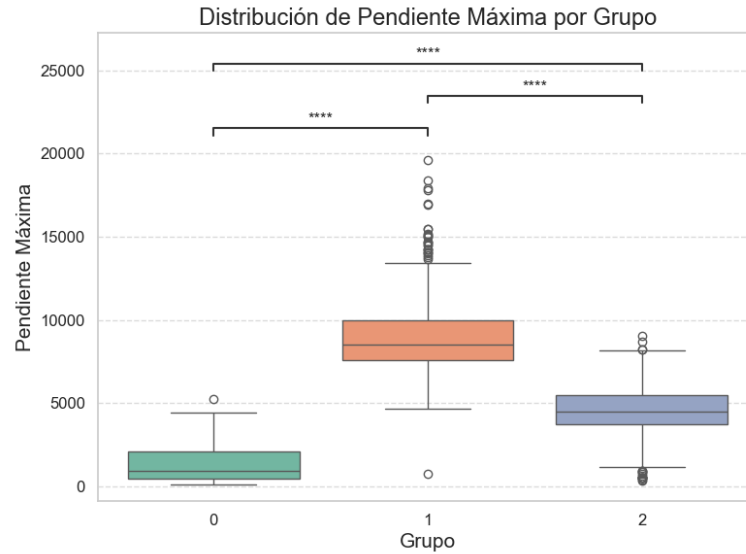


Figura 7.2.8: Distribución de la Pendiente máxima por Grupo

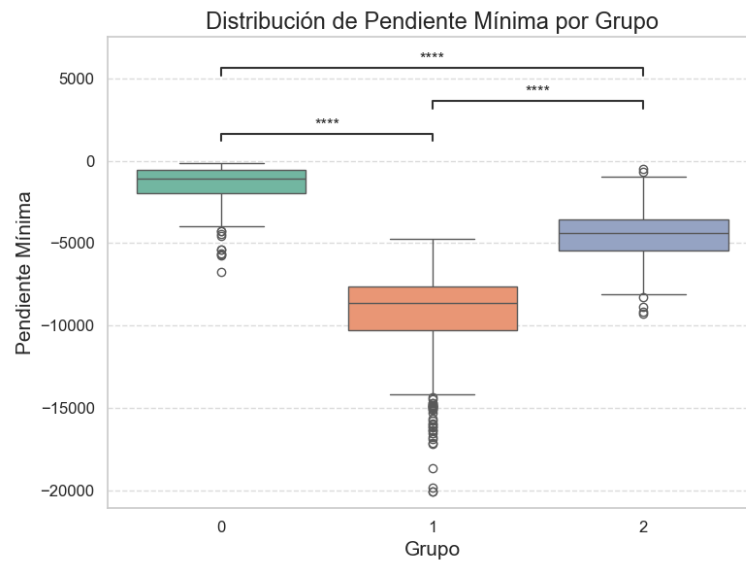


Figura 7.2.9: Distribución de la Pendiente Mínima por Grupo

7.3. Interpretación fisiológica de los resultados

A partir de los resultados obtenidos, y basándose en la literatura, se pueden esbozar las siguientes interpretaciones:

- **Grupo 0:** Muestra valores estadísticamente menores en los indicadores de dilatación y contracción. Esto podría significar respuestas más moderadas o menos reactivas ante el estímulo.

- **Grupo 1:** Podría representar participantes con una fuerte reactividad pupilar. La mayor amplitud, sumada a una velocidad de dilatación elevada y un área bajo la curva amplia, sugiere que su sistema nervioso autónomo responde con más fuerza a los estímulos. Esta sobrerespuesta podría deberse a estados afectivos intensos o a una mayor carga cognitiva.
- **Grupo 2:** Se ubica, por lo general, en un punto intermedio, aunque en algunos indicadores presenta comportamientos particulares (por ejemplo en niveles de velocidad de contracción altos o pendientes negativas). Este grupo podría corresponder a un perfil mixto, con reactividad selectiva: si bien no alcanza el nivel de respuesta del Grupo 1 en amplitud general, sí muestra reacciones veloces a ciertos eventos.

7.4. Análisis de Dimensiones Emocionales entre Grupos

Para evaluar cómo varían las dimensiones emocionales entre los distintos grupos, se realizó un análisis estadístico para observar el comportamiento de las dimensiones emocionales en cada grupo. En la figura 7.4.1, se observan los promedios por grupo de cada dimensión emocional.

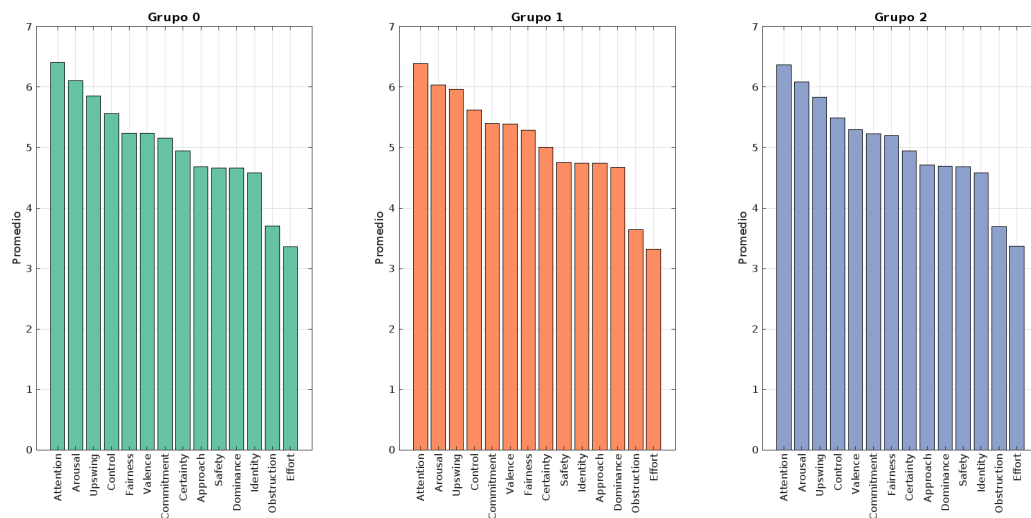


Figura 7.4.1: Comparación de Promedios de Dimensiones por Grupo

En el gráfico se pueden observar las diferencias en los valores promedio de las dimensiones emocionales entre los diferentes grupos. Sin embargo, este tipo de representación gráfica solo muestra las medias y no permite visualizar la variabilidad dentro de cada grupo, como la dispersión de los datos

individuales o la superposición entre los grupos.

Dado que esta variabilidad puede influir en las conclusiones y no es evidente en el gráfico, se procede a realizar un análisis de modelos mixtos, la comparación de estos modelos y posteriormente, pruebas post hoc para determinar diferencias específicas entre grupos.

Con el propósito de determinar la distribución estadística más adecuada para cada dimensión, se calcularon la asimetría, la curtosis y se empleó la prueba de Kolmogórov-Smirnov para comprobar si los datos se ajustaban a una distribución normal. Según el valor p resultante, las dimensiones se clasificaron como normales o no normales para luego identificar la distribución Gamma como la más apropiada. Tras ello, se ajustaron Modelos Lineales Generalizados Mixtos (GLMM) asumiendo una distribución Gamma. La fórmula general utilizada fue:

$$\text{dim} \sim \text{Grupo} + (1 \mid \text{Sujeto}) + (1 \mid \text{Trial})$$

Siendo el efecto fijo el Grupo, para evaluar si la dimensión difiere entre los diferentes grupos, Intercepto aleatorio por Sujeto para controlar la variabilidad individual e Intercepto aleatorio por Trial para controlar la variabilidad asociada a cada trial asociada a factores como el orden en que se presentan los estímulos.

En la tabla 7.4.1, se presenta un resumen de los valores F, y valores p para cada dimensión, donde se obtiene que las dimensiones “Commitment” y “Attention” mostraron diferencias estadísticamente significativas entre grupos, y en la tabla 7.4.2 se ven los promedios de ambas dimensiones por grupo.

Tabla 7.4.1: Resultados del modelo LME para cada dimensión emocional.

Dimensión	F-Value	P-Value
Aproximación	0.27	0.68
Activación	0.70	0.40
Atención*	4.48	0.03
Certeza	0.10	0.75
Compromiso*	6.00	0.01
Control	1.12	0.29
Dominancia	2.18	0.13
Esfuerzo	0.12	0.73
Justicia	0.52	0.46
Identidad	0.32	0.57
Obstáculo	0.35	0.55
Seguridad	0.19	0.66
Crecimiento	0.01	0.93
Valencia	1.49	0.22

Tabla 7.4.2: Promedio de Commitment e Identity en cada Grupo

	Grupo 0	Grupo 1	Grupo 2
Compromiso	5.159	5.396	5.231
Atención	6.410	6.390	6.370

Para comprender qué grupos difieren significativamente entre sí, se llevaron a cabo comparaciones por pares (*post hoc*) mediante el método de contraste dentro del mismo modelo mixto.

En la tabla 7.4.3 se presentan los resultados del análisis *post hoc* para las dos dimensiones emocionales que resultaron estadísticamente significativas entre los grupos: Commitment y Attention. En esa tabla se muestran las comparaciones entre cada par de grupos (0, 1 y 2) y la columna denominada “Diferencia” indica numéricamente cuánto difiere el valor medio de la dimensión emocional en un grupo respecto al otro. Cuando la diferencia es positiva, el primer grupo listado tiene un promedio mayor que el segundo; si es negativa, ese primer grupo tiene un promedio menor.

- Attention: Para la dimensión Attention, hay un caso (Grupo 0 vs. Grupo 2) donde la diferencia es negativa (-0.041). Esto significa que el promedio de Attention en el Grupo 0 es ligeramente menor al del Grupo 2.
- Commitment: Se detectaron diferencias significativas entre todos los grupos.

Tabla 7.4.3: Resultados del Análisis Post Hoc para las dimensiones significativas.

Dimensión			Diferencia	P-Value
Compromiso *	0	1	0.24	< 0,0001
Compromiso *	0	2	0.073	< 0,05
Compromiso *	1	2	0.073	< 0,01
Atención	0	1	-0.021	0.4722
Atención *	0	2	-0.041	< 0,05
Atención	1	2	-0.041	0.5

En la figura 7.4.2, se puede ver la dispersión de las dimensiones significativas por grupo.

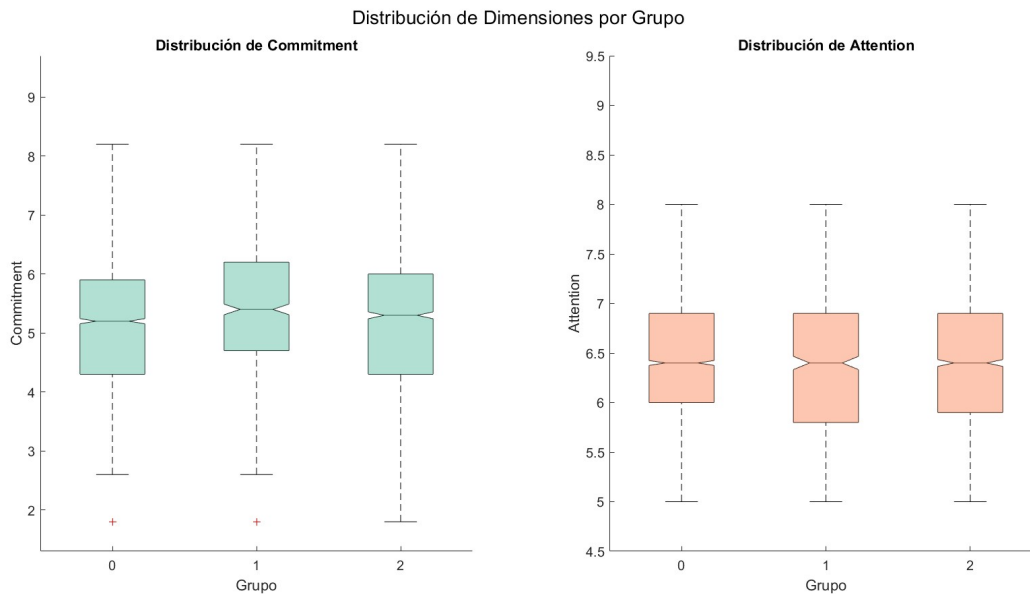


Figura 7.4.2: Boxplots comparativos de las dimensiones *Commitment* y *Attention* por grupo.

En la figura 7.4.3, se presenta un gráfico de dispersión que muestra la relación entre sujetos (eje

horizontal) y videos (eje vertical, enumerados del 1 al 111).

Una observación relevante es que el Grupo 0 es el más grande, lo que indica que una proporción considerable de participantes pertenece a este grupo. Esto se alinea con la caracterización de este grupo como “menos reactivo” en términos de respuestas emocionales. Es decir, los sujetos en este grupo exhibieron menor reactividad fisiológica ante los estímulos presentados.

La mayor cantidad de participantes en el grupo 0 sugiere que, en la muestra analizada, hay una predominancia de individuos con baja reactividad emocional. En contraste, los sujetos de otros grupos pueden representar perfiles más reactivos, con respuestas fisiológicas más marcadas ante los videos.

Otra posible explicación es que los estímulos utilizados (videos) no generaron respuestas fisiológicas intensas en la mayoría de los participantes.

En resumen, el gráfico indica que la mayoría de los sujetos pertenecen a un grupo con baja reactividad emocional.

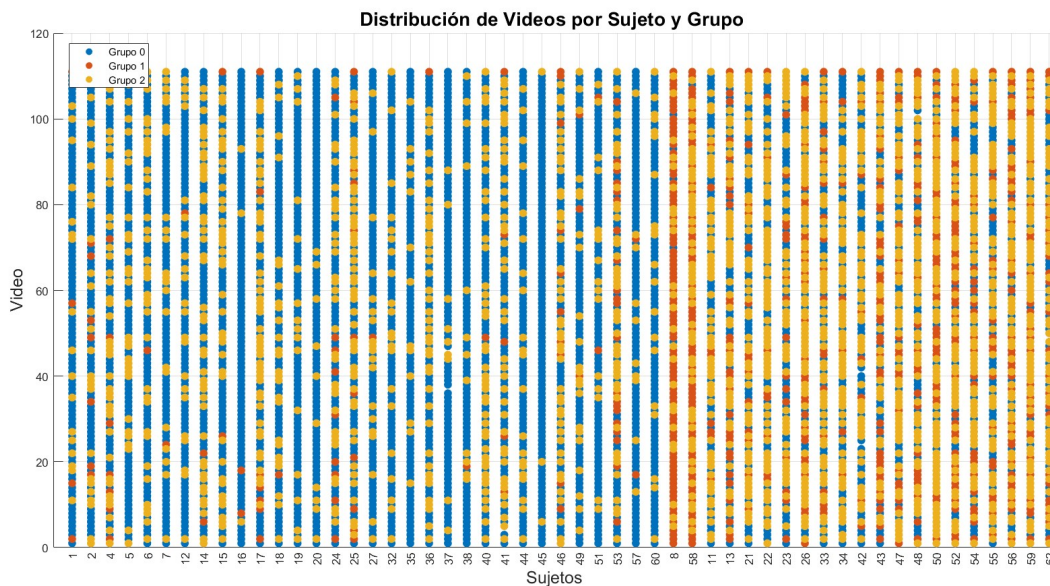


Figura 7.4.3: Gráfico de dispersión que muestra la relación entre sujeto (Sujeto) y video (Video) para cada grupo.

7.4.1. Relación Dimensiones Emocionales con la Señal Pupilar

7.4.1.1. Compromiso (*Commitment*):

Como se mencionó anteriormente, el Grupo 1 presentó una mayor reactividad pupilar (amplitud, velocidad de dilatación y contracción superiores). Esto coincide con que este grupo registra los

valores más altos de esta dimensión. Una elevada dilatación pupilar se asocia frecuentemente a mayor involucramiento emocional y/o cognitivo, lo cual podría traducirse en un mayor *compromiso* con el estímulo.

El Grupo 0, con sus respuestas pupilares más atenuadas, mostró los valores más bajos en *Commitment*. Esto sugiere una conexión entre una menor activación fisiológica (índices pupilares más bajos) y la manifestación de un menor compromiso emocional.

El Grupo 2 se ubica en un punto intermedio tanto en la mayoría de los parámetros pupilares como en los valores de *Commitment*, coherente con la idea de un perfil mixto o moderado.

7.4.1.2. Atención (*Attention*):

Si bien, los resultados sugieren que el nivel de atención se ve parcialmente reflejado en las diferencias de comportamiento pupilar entre los grupos 0 y 2, con un promedio ligeramente menor en el grupo 0 en comparación con el grupo 2. Sin embargo, estas diferencias no son tan notorias.

Capítulo 8 Discusión y Conclusiones

8.1. Discusión

1. Clusterización Inicial: La clusterización inicial de los estímulos, basada en dimensiones afectivas, no se reflejó de manera clara en las respuestas fisiológicas de los participantes. Esto sugiere que la segmentación de los videos según Aproximación, Compromiso e Identidad no generó una estructura de agrupamiento que se tradujera en patrones fisiológicos diferenciables a partir de las señales de GSR, PPG y pupilometría, lo que limita su utilidad para la clasificación emocional en este contexto.
2. Clusterización Basada en Pupilometría: Al aplicar técnicas de clustering exclusivamente sobre la señal pupilar, se identificaron tres grupos diferenciados. Estos grupos mostraron diferencias significativas en los parámetros de amplitud de dilatación, velocidad de contracción y área bajo la curva, sugiriendo que la respuesta pupilar está fuertemente vinculada con la activación emocional y cognitiva.
3. Relación con dimensiones emocionales
 - El Grupo 1 mostró la mayor reactividad pupilar y puntuaciones más altas en Compromiso, lo que sugiere una mayor implicación emocional con los estímulos.
 - El Grupo 0, con respuestas pupilares más atenuadas, presentó valores más bajos en Compromiso, lo que se asocia con una menor activación emocional y menor involucramiento cognitivo.
 - El Grupo 2 se ubicó en un punto intermedio, lo que sugiere un perfil mixto en términos de reactividad fisiológica.

Estos resultados refuerzan la importancia de la pupilometría como una herramienta confiable para evaluar estados emocionales y su potencial aplicación en el análisis de emociones en contextos como la neurociencia afectiva, la educación y el monitoreo emocional en tiempo real.

Una posible explicación para la falta de diferenciación inicial es que debido a la falta de

reactividad ante los estímulos, las principales variaciones de las señales de conductancia de la piel y la fotopletiografía pueden estar influenciadas por factores externos y no relacionadas directamente a una reacción fisiológica provocada por el estímulo. En contraste, la respuesta pupilar ha sido ampliamente asociada con la carga cognitiva y la activación autonómica, lo que la hace más estable y diferenciable en un contexto de clasificación emocional.

Otro aspecto a considerar es la distribución de los grupos en el análisis final. El hallazgo de un grupo numeroso de sujetos con respuestas atenuadas sugiere que, en esta muestra, es más común encontrar individuos con menor sensibilidad fisiológica ante los estímulos presentados. Esto plantea la posibilidad de que los estímulos utilizados no generaron respuestas fisiológicas intensas en la mayoría de los participantes, lo que pudo haber afectado la diferenciación entre grupos. Finalmente, el hecho de que el compromiso emocional (medido en términos de reactividad pupilar) estuviera relacionado con la activación fisiológica confirma estudios previos sobre la relación entre pupilometría y carga cognitiva-emocional. Sin embargo, la atención no mostró diferencias tan marcadas entre los grupos, lo que sugiere que este indicador podría requerir métricas adicionales o complementarias para su evaluación.

8.2. Conclusión

En síntesis, este trabajo demuestra que la señal pupilar proporciona la diferenciación más sólida en la clasificación de estímulos emocionales. La clusterización basada en la pupilometría permitió discriminar tres grupos con patrones de reactividad significativamente diferentes, lo que demuestra la vinculación entre el cambio pupilar y la activación emocional-cognitiva. Estos hallazgos abren la puerta a futuras líneas de investigación que podrían abarcar el uso de estímulos de mayor intensidad emocional, la inclusión de poblaciones con distintos rasgos de personalidad, o la integración de nuevas tecnologías de registro. En conjunto, la evidencia refuerza la utilidad de la pupilometría para la evaluación del estado emocional y sugiere la posibilidad de aplicar esta técnica en ámbitos como la educación, la neurociencia afectiva o el monitoreo en tiempo real de la implicación cognitivo-emocional.

En conclusión, el estudio confirma la importancia del análisis de la respuesta pupilar para diferenciar niveles de implicación emocional, aportando una vía prometedora para profundizar en la comprensión y el uso práctico del reconocimiento emocional.

8.3. Trabajo a Futuro

Si bien la pupilometría demostró ser el indicador más robusto en este estudio, la combinación con otras señales fisiológicas podría mejorar la precisión en la clasificación de estados emocionales. A continuación, se presentan algunas sugerencias para futuras investigaciones:

A pesar de los avances obtenidos, existen ciertas limitaciones que deben considerarse en investigaciones futuras:

1. **Duración de los Estímulos:** Los videos utilizados en el estudio tenían una duración de 13 segundos, lo que podría no haber sido suficiente para capturar cambios fisiológicos sostenidos en las señales analizadas. Un tiempo de exposición más prolongado permitiría una evaluación más completa de la dinámica emocional.
2. **Nivel de Impacto de los Estímulos:** La selección de los videos estuvo condicionada por restricciones éticas, ya que debían ser apropiados para menores de edad. Si bien se eligieron cuidadosamente para registrar emociones, su menor intensidad puede haber limitado respuestas fisiológicas más marcadas, afectando la diferenciación entre estados emocionales.
3. **La inclusión de algoritmos avanzados de machine learning y deep learning** podría mejorar la precisión en la clasificación de emociones, optimizando la combinación de señales fisiológicas para obtener modelos más robustos.

Glosario

SNA: Sistema Nervioso Autónomo.

GSR: Galvanic Skin Response.

PPG: Fotopletismografía.

k-Means: Algoritmo de agrupamiento no supervisado.

LME: Linear Mixed Effects.

ANOVA: Analysis of Variance.

PCA: Principal Component Analysis.

VAD: Valencia - Activación - Dominancia.

HR: Heart Rate.

HRV: Heart Rate Variability.

Bibliografía

- [1] James Russell. A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39:1161–1178, 12 1980.
- [2] Luna De Bruyne, Orphée De Clercq, and Véronique Hoste. Mixing and matching emotion frameworks: Investigating cross-framework transfer learning for dutch emotion detection. *Electronics*, 10(21), 2021.
- [3] Jackson Beatty and Bonnie Lucero-Wagoner. The pupillary system. In John T. Cacioppo, Louis G. Tassinary, and Gary G. Berntson, editors, *Handbook of Psychophysiology*, pages 142–162. Cambridge University Press, 2nd edition, 2000.
- [4] EyeLink Portable Duo. Fast, accurate, reliable eye tracking, n.d. Accessed: [FECHA DE ACCESO].
- [5] Pedro Correia, Cláudia Quaresma, Pedro Morais, Miguel Fonseca, Ricardo Vigário, and Carla Quintão. Effects of mindfulness-based stress reduction meditation on the emotional reaction to affective pictures assessed by electrodermal activity. *Biomedical Signal Processing and Control*, 86:105314, 2023.
- [6] Rituparna Barooah. *Physiology of Emotion*, pages 415–435. Springer Singapore, Singapore, 2019.
- [7] S/f. A circumplex model of affect, 2025. Recuperado el 3 de enero de 2025, de https://www.researchgate.net/publication/235361517_A_Circumplex_Model_of_Affect.
- [8] Marcos F. Bamonte, Marcelo Risk, and Víctor Herrero. Emotion recognition based on galvanic skin response and photoplethysmography signals using artificial intelligence algorithms. In Fernando Emilio Ballina, Ricardo Armentano, Rubén Carlos Acevedo, and Gustavo Javier Meschino, editors, *Advances in Bioengineering and Clinical Engineering*, pages 23–35, Cham, 2024. Springer Nature Switzerland.
- [9] Paul Ekman. An argument for basic emotions. *Cognition and Emotion*, 6(3-4):169–200, 1992.
- [10] Wang Liang. *Physiological Mechanism of Emotion*, pages 1–2. Springer Nature Singapore, Singapore, 2024.
- [11] Rituparna Barooah. *Physiology of Emotion*, pages 415–435. Springer Singapore, Singapore, 2019.
- [12] Randy Kardon, Scott C. Anderson, Thomas G. Damarjian, Emily M. Grace, Elaine Stone, and Akihiro Kawasaki. Chromatic pupil responses: preferential activation of the melanopsin-mediated versus outer photoreceptor-mediated pupil light reflex. *Ophthalmology*, 116(8):1564–1573, 2009.
- [13] Sylvain Sirois and Julien Brisson. Pupillometry. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 5(6):679–692, 2014.
- [14] Sebastiaan Mathot. Pupillometry: Psychology, physiology, and function. *Journal of Cognition*, Feb 2018.

- [15] Nargess Nourbakhsh, Yang Wang, Fang Chen, and Rafael A. Calvo. Using galvanic skin response for cognitive load measurement in arithmetic and reading tasks. In *Proceedings of the 24th Australian Computer-Human Interaction Conference, OzCHI '12*, page 420–423, New York, NY, USA, 2012. Association for Computing Machinery.
- [16] R. Balamurali, Priyansh Brannen Lall, Krati Taneja, and Gautam Krishna. Detecting human emotions through physiological signals using machine learning. pages 587–602, 2022.
- [17] Deniz Ayata, Yusuf Yaslan, and Mehmet E. Kamasak. Emotion recognition from multimodal physiological signals for emotion aware healthcare systems. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 40:149–157, 2020.
- [18] Leonard Kaufman and Peter Rousseeuw. *Finding Groups in Data: An Introduction To Cluster Analysis*. 01 1990.
- [19] Robert Thorndike. Who belongs in the family? *Psychometrika*, 18(4):267–276, 1953.
- [20] Peter J. Rousseeuw. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20:53–65, 1987.
- [21] Rafael A. Calvo and Sidney D’Mello. Affect detection: An interdisciplinary review of models, methods, and their applications. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 1(1):18–37, 2010.
- [22] J.A. Healey and R.W. Picard. Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 6(2):156–166, 2005.
- [23] Sylvia D. Kreibig. Autonomic nervous system activity in emotion: a review. *Biological Psychology*, 84(3):394–421, 2010.
- [24] Di Fan, Mingyang Liu, Xiaohan Zhang, and Xiaopeng Gong. Human emotion recognition based on galvanic skin response signal feature selection and svm, 2023.
- [25] E. Piuzzi, S. Pisa, E. Pittella, L. Podestà, and S. Sangiovanni. Wearable belt with built-in textile electrodes for cardio-respiratory monitoring. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 20(16):4500, 2020.
- [26] E. Piuzzi, S. Pisa, E. Pittella, L. Podestà, and S. Sangiovanni. Wearable belt with built-in textile electrodes for cardio-respiratory monitoring. *Sensors*, 20(16):4500, 2020.
- [27] Bruno Laeng, Sylvain Sirois, and Gustaf Gredebäck. Pupillometry: A window to the preconscious? *Perspectives on Psychological Science*, 7(1):18–27, 2012.
- [28] Alan S. Cowen and Dacher Keltner. Self-report captures 27 distinct categories of emotion bridged by continuous gradients. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(38):E7900–E7909, 2017.

Anexo A Participantes Eliminados para el Estudio

Tabla A.1: Registro de participantes no considerados en el análisis

Participante	Motivo
S3	Registro Eye Tracker incompleto
S9	Se despega sensor GSR / Registro Incompleto
S10	Se despega sensor GSR / Registro Incompleto
S28	Se despega sensor GSR / Registro Incompleto
S29	Se despega sensor GSR / Registro Incompleto
S30	Se despega sensor GSR / Registro Incompleto
S31	De detuvo el registro / Registro Incompleto
S39	Participante entrecierra los ojos por dificultad para ver /Eye Tracker no registro correctamente
S61	Se despega sensor GSR / Registro Incompleto
S63	Participante no termina el registro voluntariamente

Anexo B Análisis Post Hoc de Indicadores Significativos entre Clusters

Tabla B.1: Post Hoc para Ampitud Máxima de Dilatación

	0	1	2
0	-	0.000028	0.023460
1	0.000028	-	0.237974
2	0.023460	0.237974	-

Tabla B.2: Post Hoc para Latencia de Contracción

	0	1	2
0	-	0.011517	0.602108
1	0.011517	-	0.000030
2	0.602108	0.000030	-

Tabla B.3: Post Hoc para Latencia de Dilatación

	0	1	2
0	-	0.223459	1.000000
1	0.223459	-	0.012693
2	1.000000	0.012693	-

Tabla B.4: Post Hoc para PDV (Variabilidad Pupilar)

	0	1	2
0	-	0.000001	0.039100
1	0.000001	-	0.024424
2	0.039100	0.024424	-

Tabla B.5: Post Hoc para Máxima Velocidad de Contracción

	0	1	2
0	-	0.095196	0.072662
1	0.095196	-	1.000000
2	0.072662	1.000000	-

Tabla B.6: Post Hoc para Fluctuaciones Rápidas

	0	1	2
0	-	0.396011	0.042912
1	0.396011	-	0.000068
2	0.042912	0.000068	-

Anexo C Distribucion Dimensiones Emocionales por Clúster

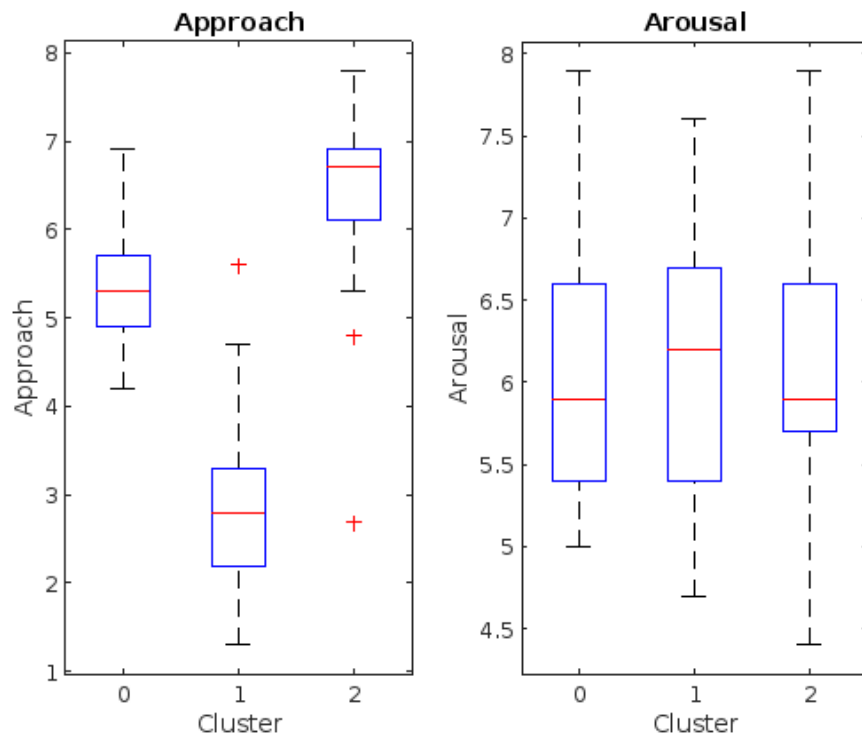


Figura C.1: Distribución de Approach y Arousal por Clúster

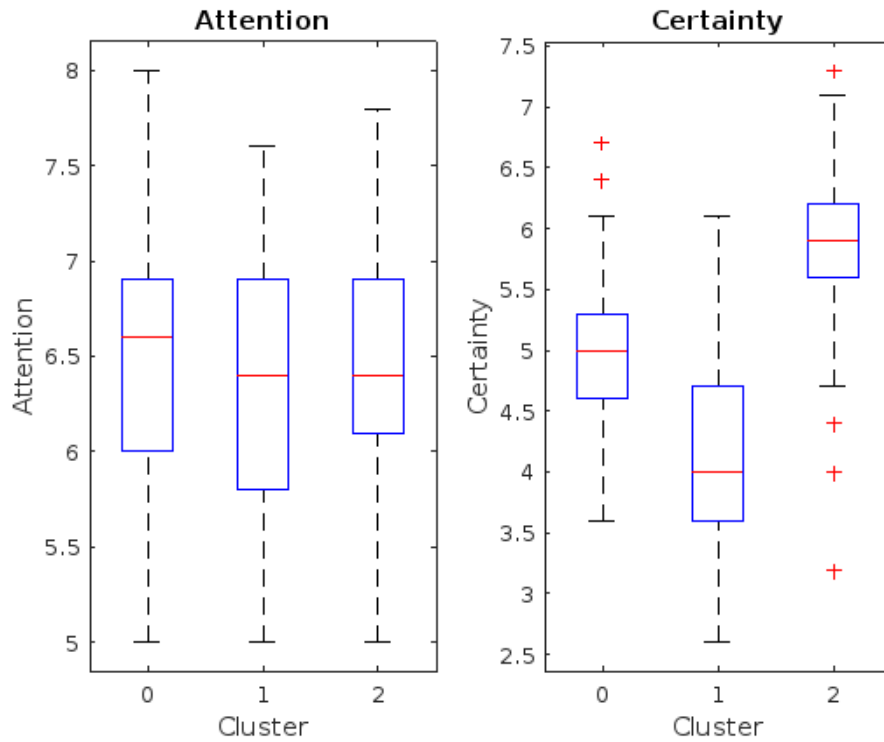


Figura C.2: Distribución de Attention y Certainty por Clúster

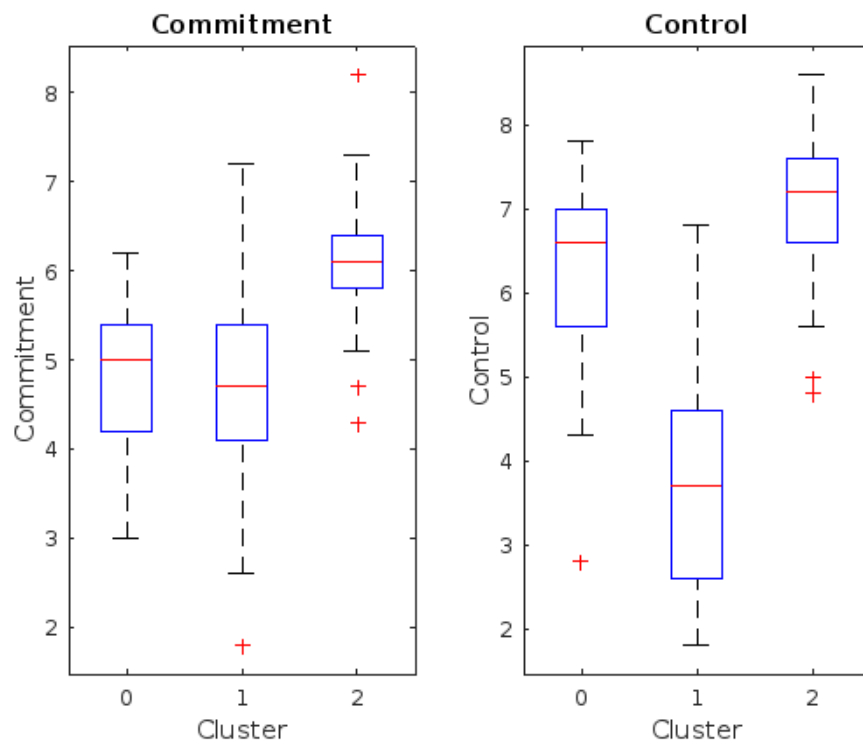


Figura C.3: Distribución de Commitment y Control por Clúster

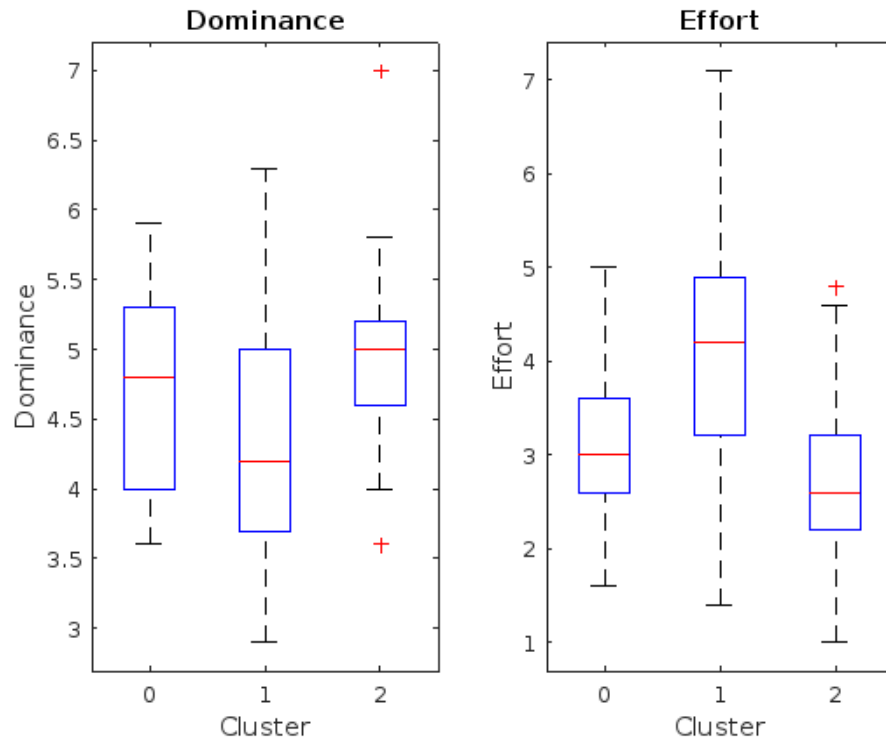


Figura C.4: Distribución de Dominance y Effort por Clúster

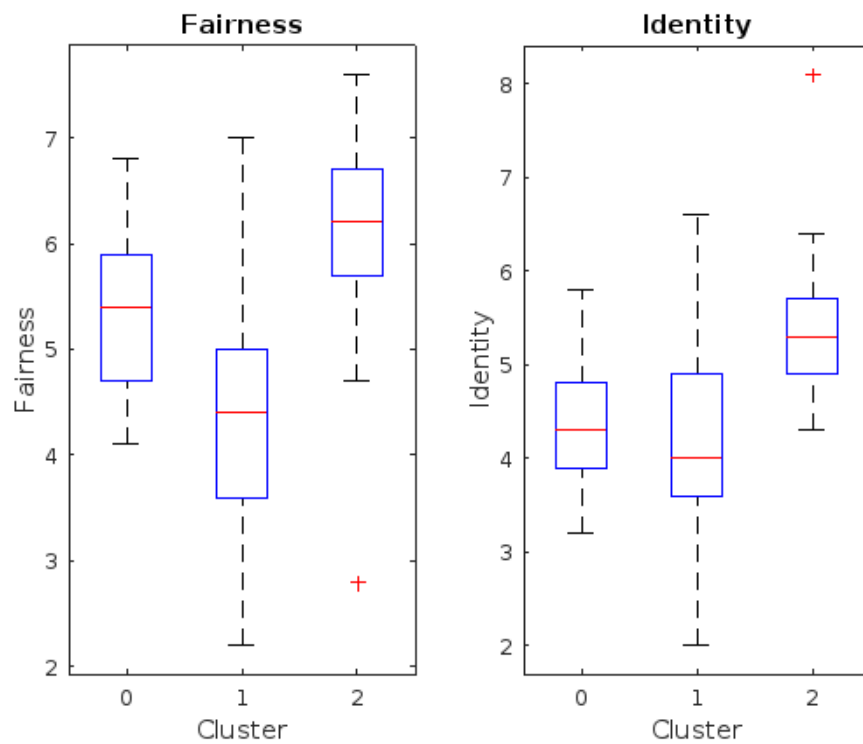


Figura C.5: Distribución de Fairness - Identity por Clúster

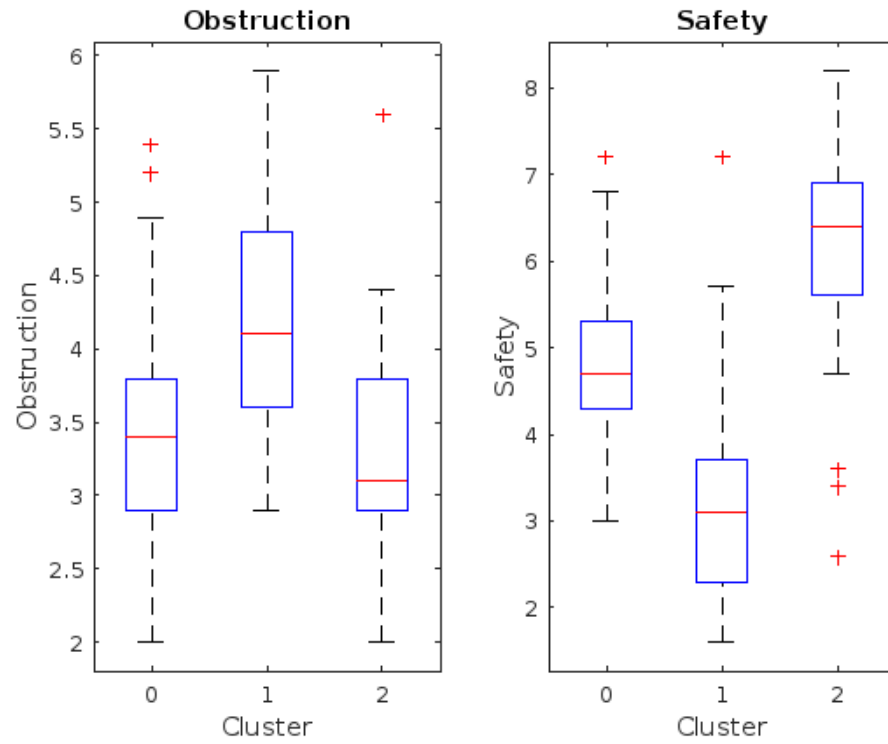


Figura C.6: Distribución de Obstruction y Safety por Clúster

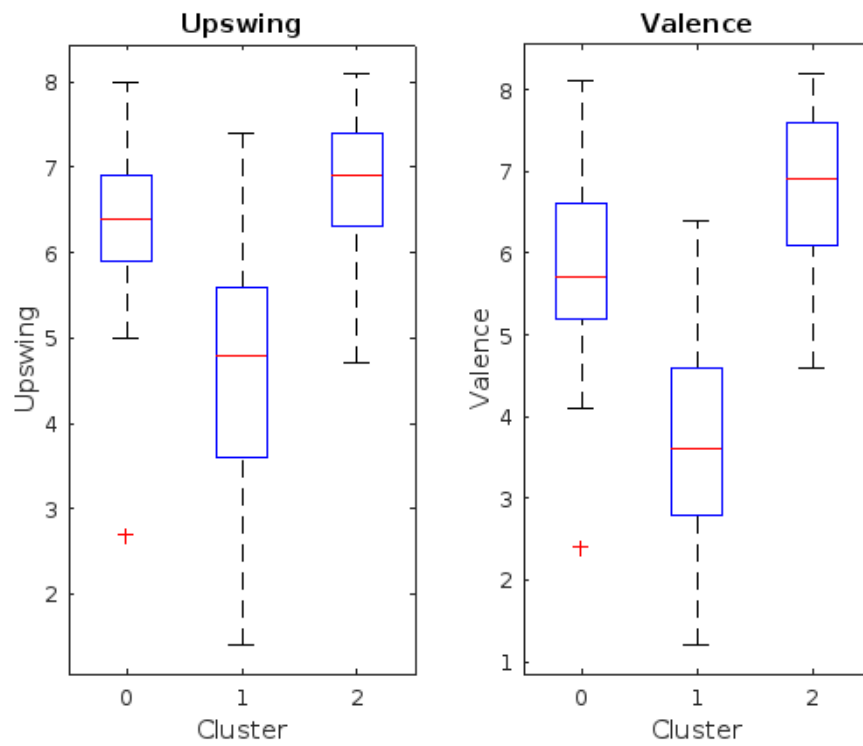


Figura C.7: Distribución de Upswing y Valence por Clúster

Anexo D Visualización en el Espacio PCA por Grupo

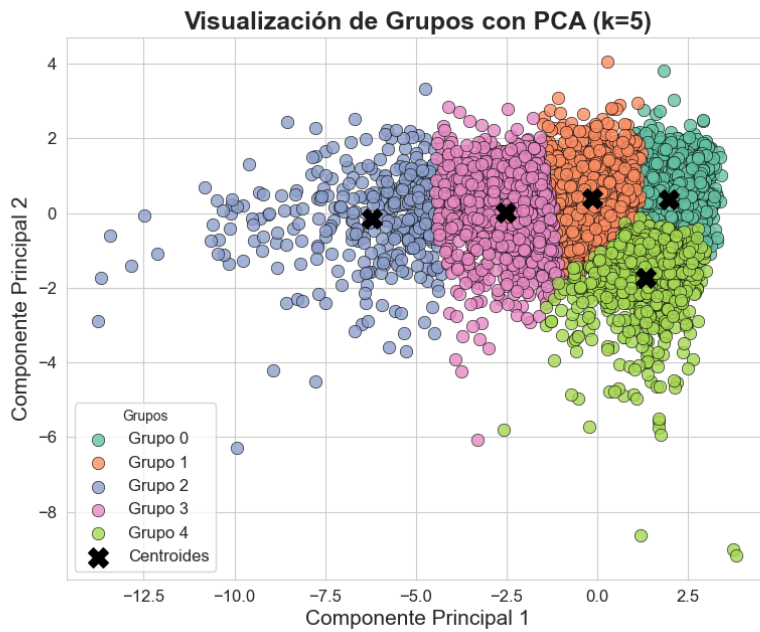


Figura D.1: Visualización de los 5 grupos en el plano de PCA.

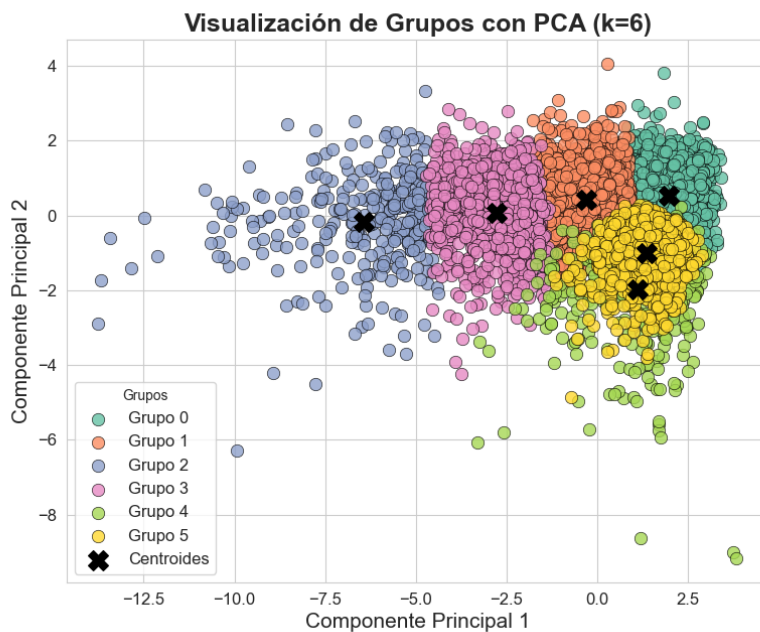


Figura D.2: Visualización de los 6 grupos en el plano de PCA.

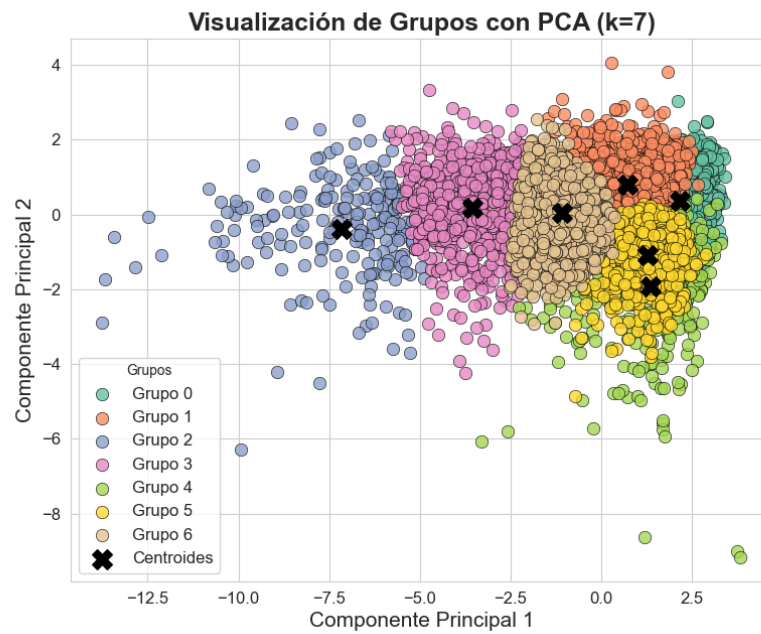


Figura D.3: Visualización de los 7 grupos en el plano de PCA.

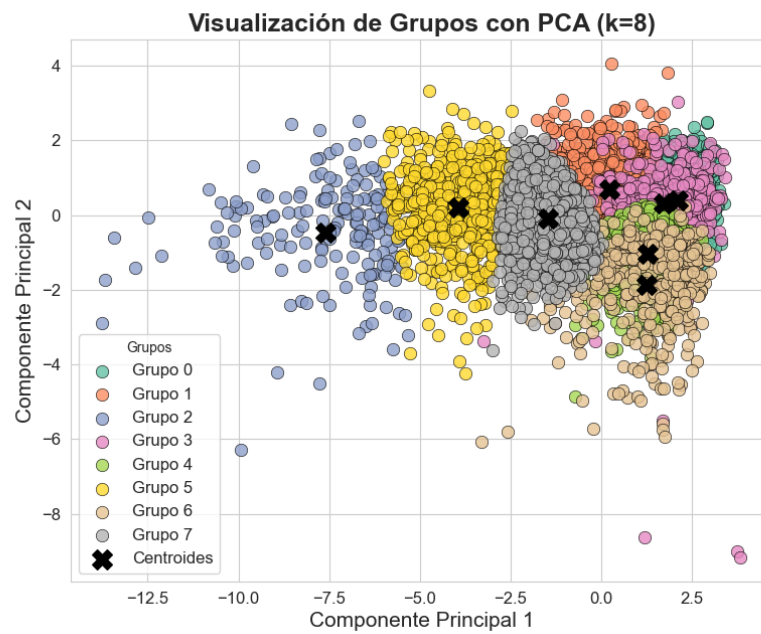


Figura D.4: Visualización de los 8 grupos en el plano de PCA.

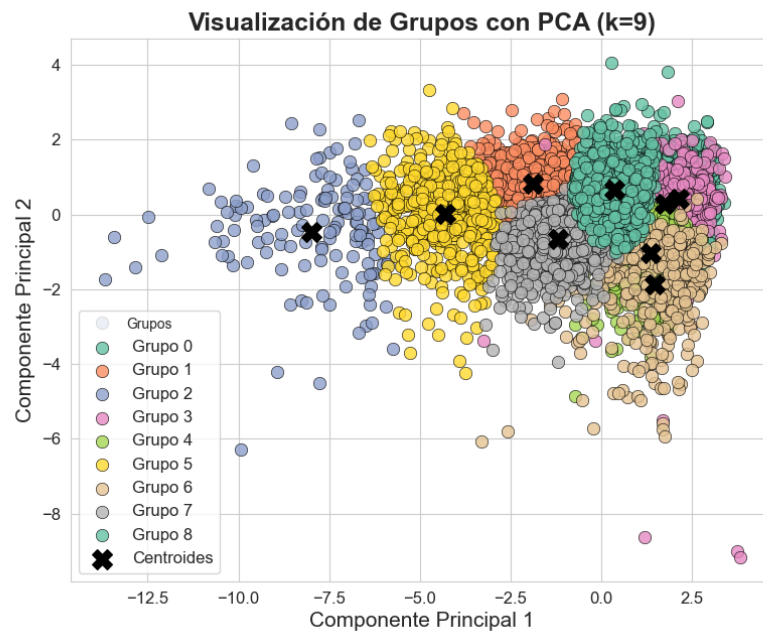


Figura D.5: Visualización de los 9 grupos en el plano de PCA.

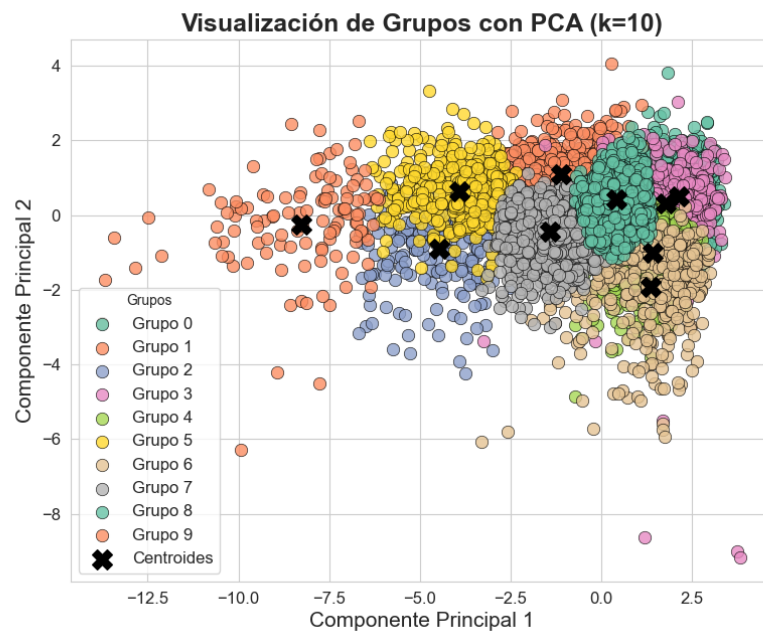


Figura D.6: Visualización de los 10 grupos en el plano de PCA.

Anexo E Pomedio de las señales para k=5 hasta k = 10

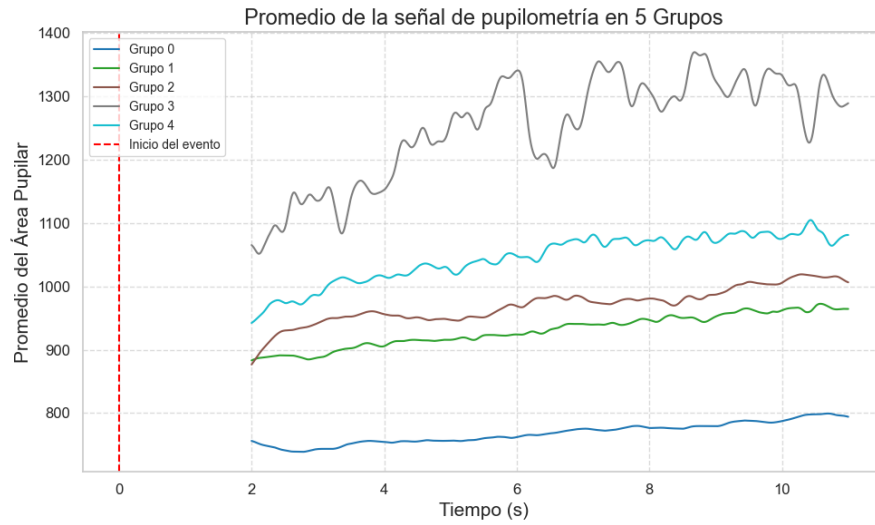


Figura E.1: Promedio de la señal pupilar para 5 Grupos.

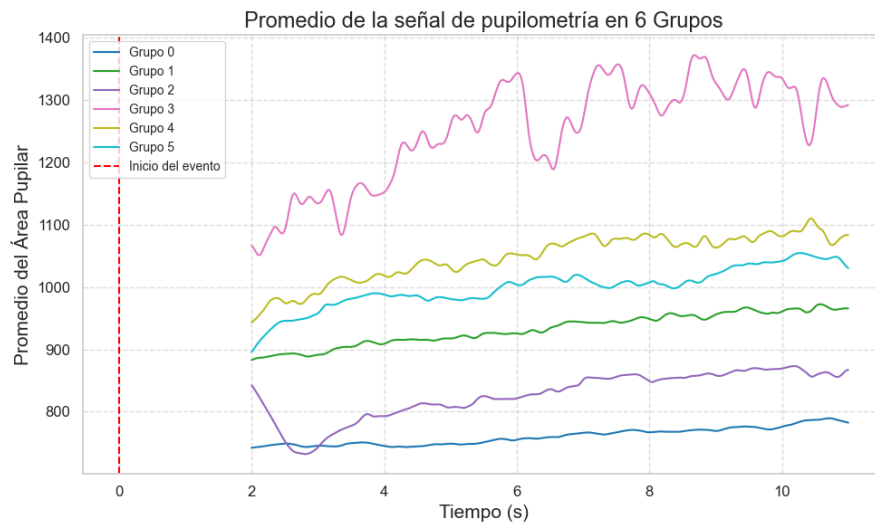


Figura E.2: Promedio de la señal pupilar para 6 Grupos.

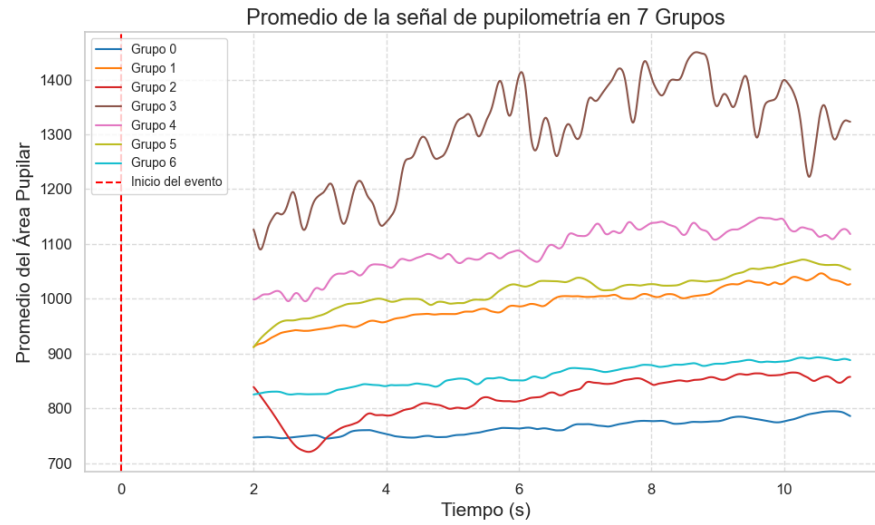


Figura E.3: Promedio de la señal pupilar para 7 Grupos.

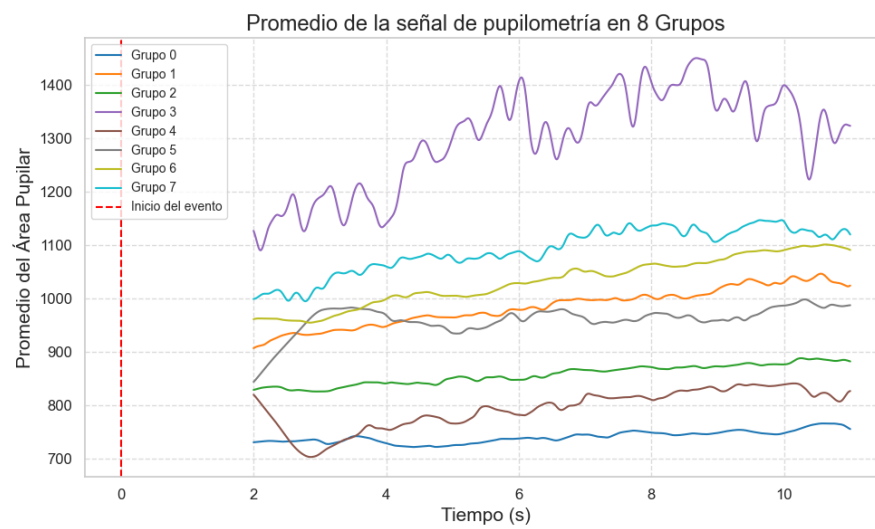


Figura E.4: Promedio de la señal pupilar para 8 Grupos.

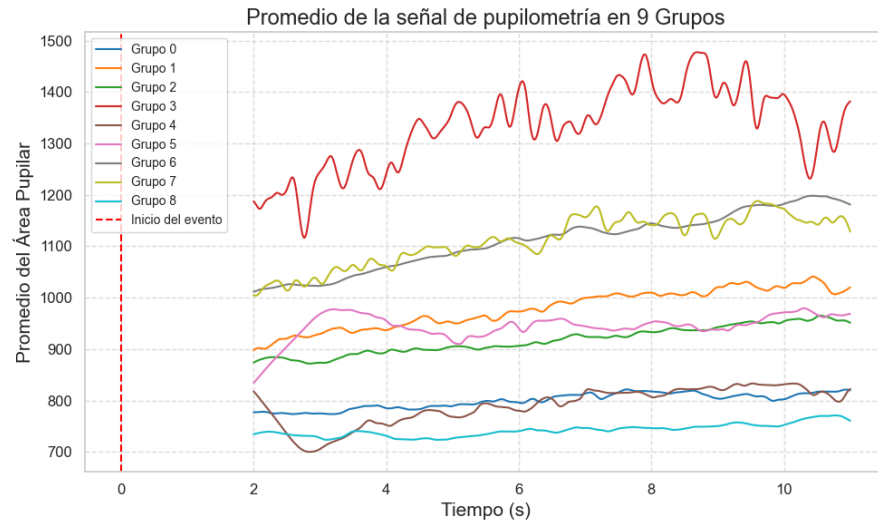


Figura E.5: Promedio de la señal pupilar para 9 Grupos.

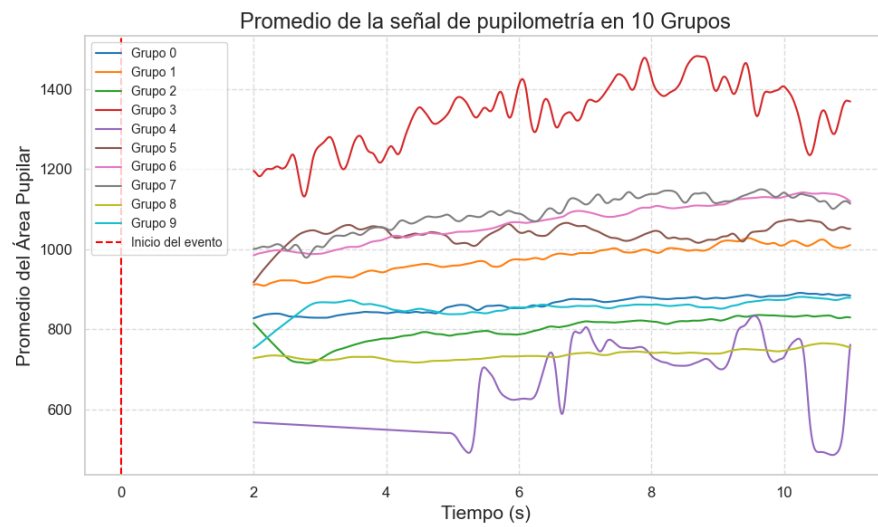


Figura E.6: Promedio de la señal pupilar para 10 Grupos.

Anexo F Promedio de Dimensiones Emocionales por Grupo

Tabla F.1: Promedio de dimensiones emocionales por grupo.

Grupo	Approach	Arousal	Attention	Certainty	Commitment	Control	Dominance
0	4.639	6.182	4.4949	5.153	5.521	5.694	4.693
1	4.375	6.583	4.489	5.53	5.385	5.945	4.767
2	4.761	6.686	4.4945	5.576	5.576	5.454	4.666

Grupo	Effort	Fairness	Identity	Obstruction	Safety	Upswing	Valence
0	3.2884	5.2412	4.5894	4.6993	5.355	5.9699	5.237
1	3.2822	5.201	4.7214	4.7581	5.9688	5.8529	5.3869
2	3.2973	5.2629	4.5147	4.6999	5.8741	5.9127	5.3921

Anexo G Distribución Dimensiones Emocionales por Grupo

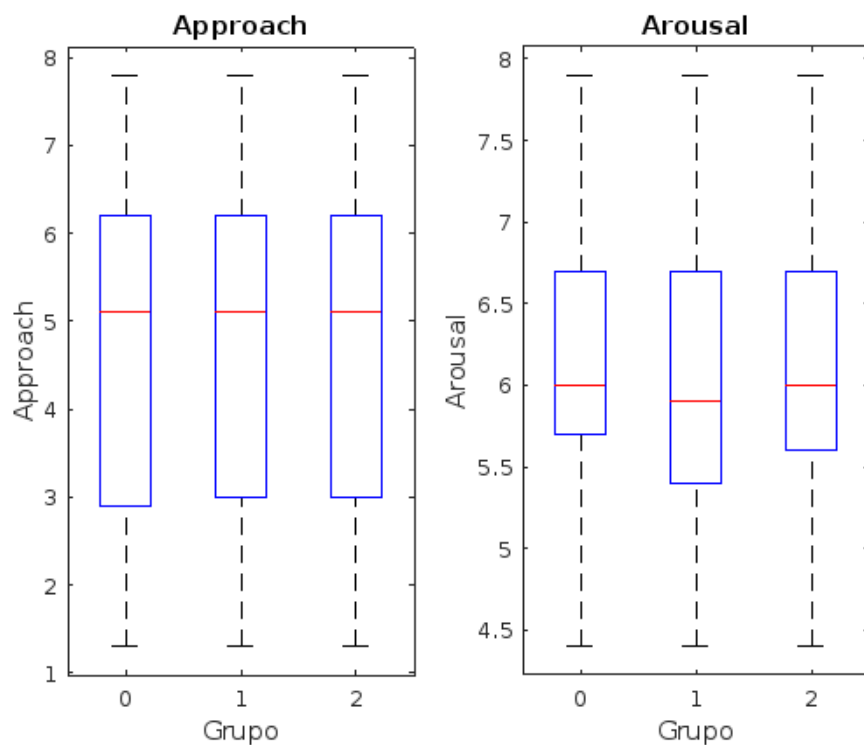


Figura G.1: Distribución de Approach y Arousal por Grupo

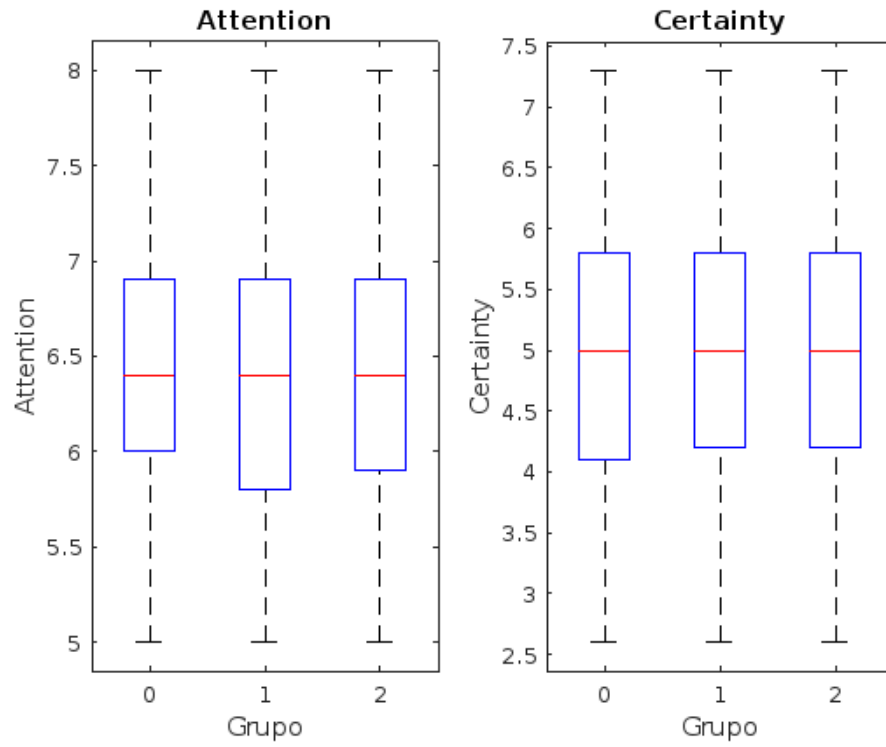


Figura G.2: Distribución de Attention y Certainty por Grupo

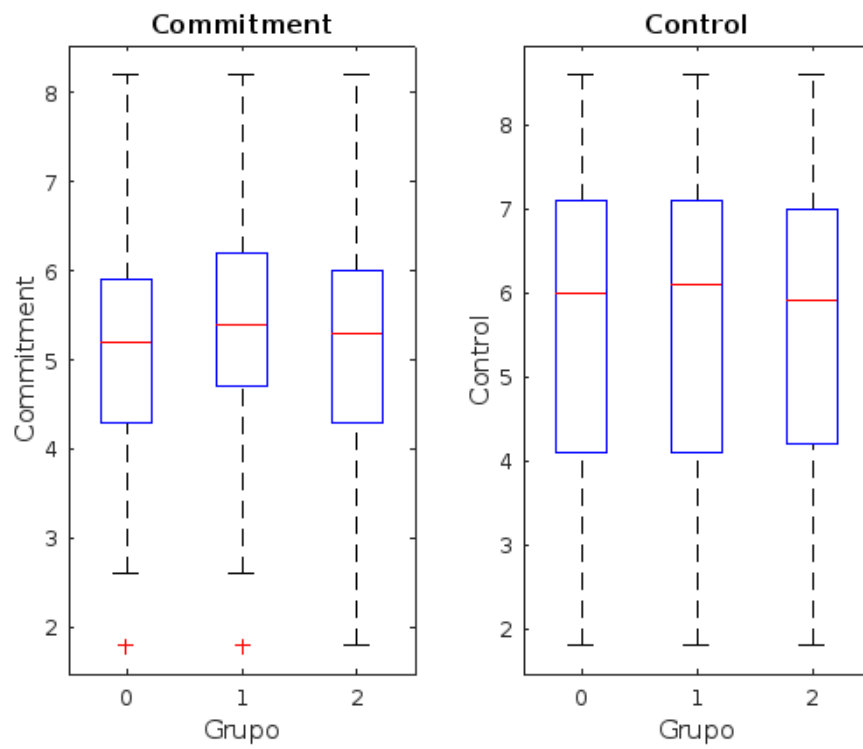


Figura G.3: Distribución de Commitment y Control por Grupo

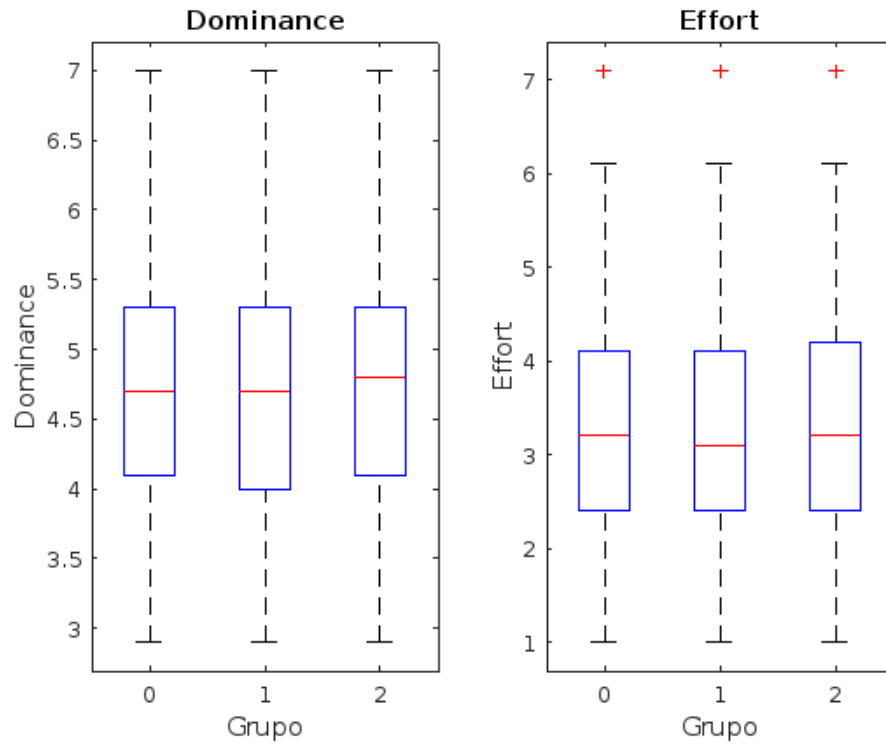


Figura G.4: Distribución de Dominance y Effort por Grupo

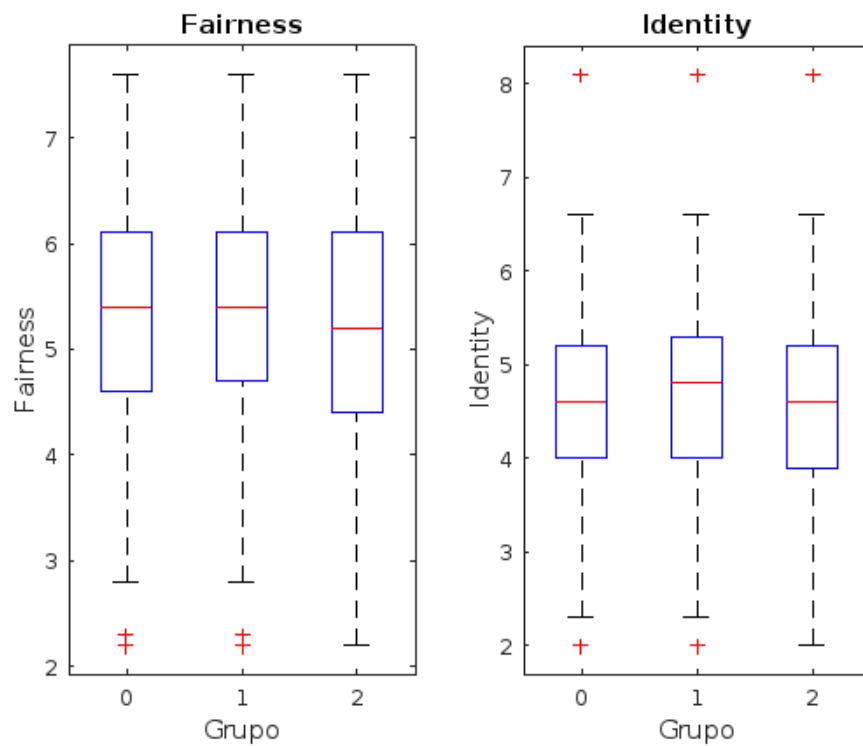


Figura G.5: Distribución de Fairness - Identity por Grupo

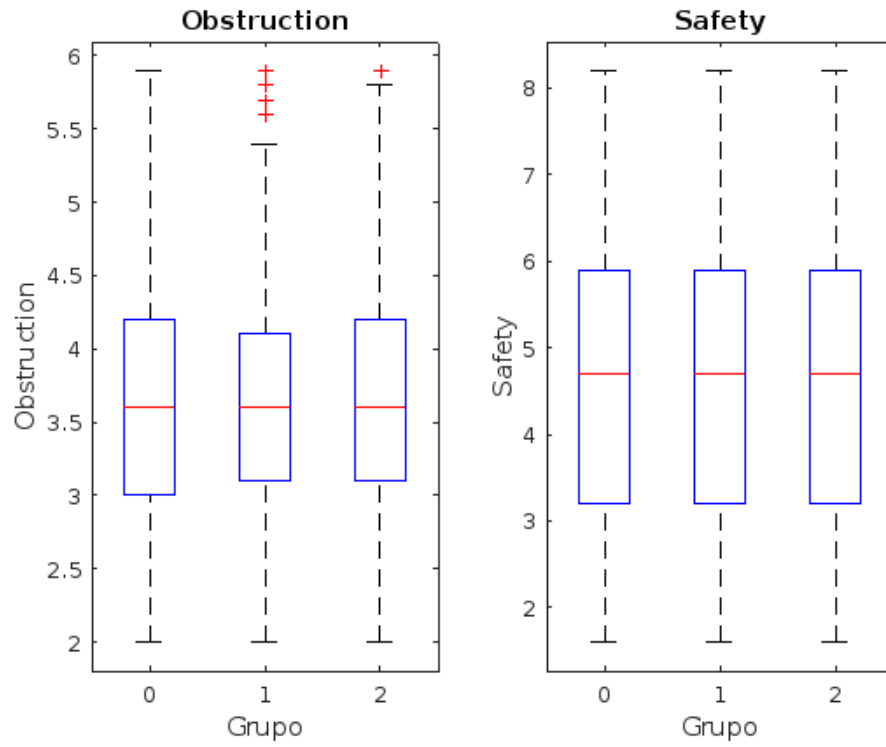


Figura G.6: Distribución de Obstruction y Safety por Grupo

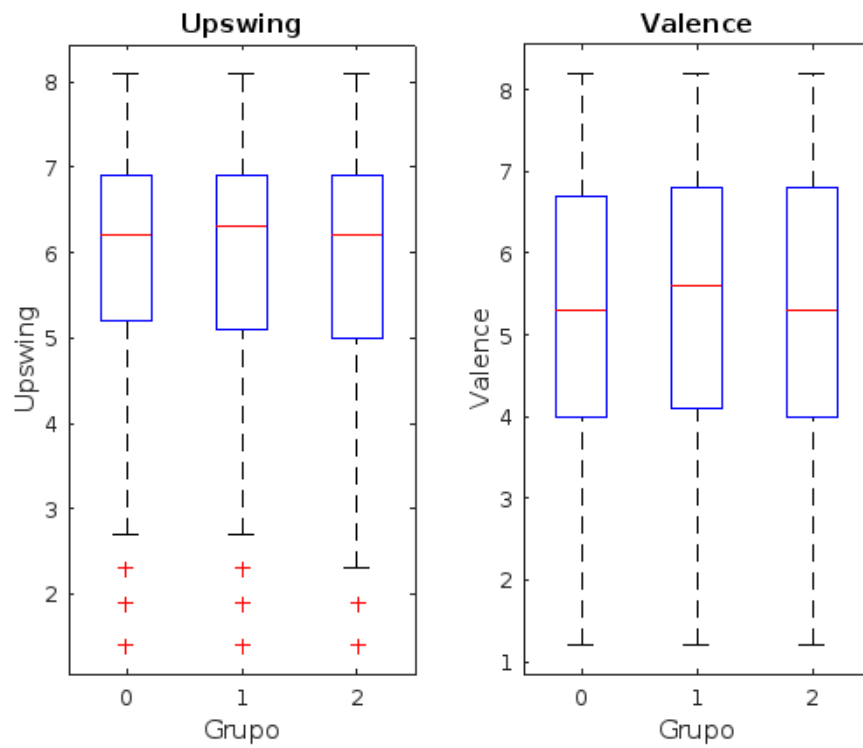


Figura G.7: Distribución de Upswing y Valence por Grupo

Anexo H Lista de videos estímulo enumerados del 1 al 111

Tabla H.1: Lista de videos y sus respectivos ID

Video	ID	Video	ID	Video	ID	Video	ID
0027.mp4	1	0265.mp4	10	0500.mp4	24	0851.mp4	39
0032.mp4	2	0299.mp4	11	0550.mp4	25	0852.mp4	40
0034.mp4	3	0338.mp4	12	0582.mp4	26	0875.mp4	41
0098.mp4	4	0341.mp4	13	0593.mp4	27	0894.mp4	42
0123.mp4	5	0343.mp4	14	0603.mp4	28	0900.mp4	43
0146.mp4	6	0353.mp4	15	0621.mp4	29	0908.mp4	44
0199.mp4	7	0366.mp4	16	0634.mp4	30	0970.mp4	45
0239.mp4	8	0403.mp4	17	0660.mp4	31	0973.mp4	46
0245.mp4	9	0404.mp4	18	0670.mp4	32	0980.mp4	47
0436.mp4	20	0446.mp4	21	0483.mp4	22	0984.mp4	48
0677.mp4	33	0724.mp4	34	0725.mp4	35	0992.mp4	49
0735.mp4	36	0762.mp4	37	0788.mp4	38	1001.mp4	50
1007.mp4	51	1017.mp4	52	1066.mp4	53	1076.mp4	54
1077.mp4	55	1121.mp4	56	1124.mp4	57	1134.mp4	58
1138.mp4	59	1144.mp4	60	1156.mp4	61	1215.mp4	62
1237.mp4	63	1269.mp4	64	1274.mp4	65	1298.mp4	66
1318.mp4	67	1335.mp4	68	1386.mp4	69	1387.mp4	70
1422.mp4	71	1480.mp4	72	1484.mp4	73	1507.mp4	74
1612.mp4	75	1624.mp4	76	1631.mp4	77	1635.mp4	78
1641.mp4	79	1653.mp4	80	1656.mp4	81	1666.mp4	82
1672.mp4	83	1673.mp4	84	1687.mp4	85	1732.mp4	86
1761.mp4	87	1770.mp4	88	1800.mp4	89	1861.mp4	90
1866.mp4	91	1870.mp4	92	1871.mp4	93	1914.mp4	94
1919.mp4	95	1948.mp4	96	1964.mp4	97	2003.mp4	98
2005.mp4	99	2066.mp4	100	2068.mp4	101	2071.mp4	102
2078.mp4	103	2092.mp4	104	2094.mp4	105	2103.mp4	106
2124.mp4	107	2159.mp4	108	2161.mp4	109	2162.mp4	110
2168.mp4	111						

UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN - FACULTAD DE INGENIERÍA
RESUMEN DE MEMORIA DE TÍTULO

Departamento	: Departamento de Ingeniería Eléctrica
Carrera	: Ingeniería Civil Biomédica
Nombre del Memorista	: Bárbara Diannira Gutiérrez Arriagada
Título de la memoria	: Clasificación de estímulos emocionales mediante análisis de clústeres basado en respuestas fisiológicas de pupilometría, GCR y PPG.
Fecha de presentación oral	: 25 de Marzo de 2025.
Profesores Guía	: Esteban Pino, Mabel Urrutia
Profesor Revisor	: Pamela Guevara.
Concepto	: :
Calificación	: :

Resumen

El presente informe forma parte del Proyecto Fondecyt Exploración 13220040, orientado a explorar el reconocimiento emocional en entornos de realidad virtual mediante técnicas neurocientíficas e inteligencia artificial. El estudio se enfoca en la clasificación de estímulos emocionales a través del análisis de señales fisiológicas como la pupilometría, la conductancia galvánica de la piel (GSR) y la fotopletismografía (PPG). El objetivo es identificar patrones de respuesta emocional frente a estímulos visuales en un entorno experimental controlado.

Se utilizó un enfoque multidimensional de las emociones que considera dimensiones como el compromiso, la identidad y la aproximación. Para ello, se aplicaron técnicas de procesamiento de señales y análisis de clústeres con el algoritmo K-means, agrupando los estímulos según su impacto fisiológico.

El experimento se realizó con adolescentes expuestos a videos con contenido emocional, registrando sus respuestas fisiológicas. Mediante modelos estadísticos de efectos mixtos, se identificaron diferencias significativas entre los clústeres, destacando la dilatación pupilar, la variabilidad de la frecuencia cardíaca y la conductancia de la piel.

Los resultados refuerzan la utilidad de la pupilometría como indicador emocional y evidencian patrones fisiológicos diferenciados, aportando nuevas perspectivas al estudio del reconocimiento de emociones en contextos experimentales.