
Estudio de experiencias sensoriales en las personas mediante el análisis de señales bioeléctricas

Sara Alejandra Schumann Duarte



UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA
Facultad de Ingeniería



**Estudio de experiencias sensoriales en las personas mediante
el análisis de señales bioeléctricas**

Trabajo de graduación presentado por Sara Alejandra Schumann Duarte
para optar al grado académico de Licenciado en Ingeniería Mecatrónica

Guatemala,

2025

UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA
Facultad de Ingeniería




**Estudio de experiencias sensoriales en las personas mediante
el análisis de señales bioeléctricas**

Trabajo de graduación presentado por Sara Alejandra Schumann Duarte
para optar al grado académico de Licenciado en Ingeniería Mecatrónica


Guatemala,

2025

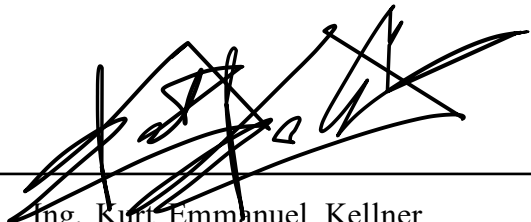
Vo.Bo.:

(f) 
M. Sc. Carlos Esquit

Tribunal Examinador:

(f) 
M.Sc. Carlos Esquit

(f) 
M. Sc. Miguel Enrique Zea Arenales

(f) 
Ing. Kurt Emmanuel Kellner

Fecha de aprobación: Guatemala, 13 de febrero de 2025.

En primer lugar, me gustaría darle las gracias a mi papá y mamá, Rony Schumann y Sara Duarte, por siempre brindarme las mejores oportunidades posibles, así como por su apoyo y amor incondicional. También le agradezco a mis hermanos, Rony y José, por entrar a mi cuarto a hablarme y molestarme, permitiéndome tomar un descanso de las responsabilidades de estos últimos años de universidad. Asimismo, extiendo mi gratitud al resto de mi familia por su constante ánimo a lo largo de mi carrera universitaria.

También quiero agradecer a mis amigos y a mi novio por alegrar mis días y darme las fuerzas y la motivación necesarias para completar mi trabajo de graduación y cerrar pénsum. Me siento muy afortunada de haberlos conocido.

Finalmente, expreso mi gratitud a todos los catedráticos que me acompañaron a lo largo de mi formación académica por los conocimientos impartidos con tanta pasión, especialmente a mi asesor, el Dr. Luis Alberto Rivera.

Prefacio	III
Lista de figuras	XII
Lista de cuadros	XIV
Resumen	XV
Abstract	XVI
1. Introducción	1
2. Antecedentes	3
2.1. Estudios en la Universidad del Valle de Guatemala	3
2.2. Investigaciones fuera de la UVG	4
3. Justificación	9
4. Objetivos	10
4.1. Objetivo general	10
4.2. Objetivos específicos	10
5. Alcance	11
6. Marco teórico	13
6.1. Electroencefalografía	13
6.2. Ondas cerebrales	14
6.3. Electrocardiografía	15
6.3.1. Ondas, intervalos y segmentos	16
6.3.2. Frecuencia y ritmo cardíaco	17
6.4. Electromiografía	17
6.5. Biomarcador	18
6.6. Equipo de medición: Biopac Student Lab	19
6.6.1. Sistema de adquisición de datos MP36	19

6.6.2. Sistema de posicionamiento de electrodos 10-20	20
6.7. Sistema nervioso autónomo	21
6.8. Sistema somatosensorial	21
6.9. Procesamiento del cerebro: temperatura	22
6.10. Procesamiento del cerebro: tacto agradable	23
6.11. Procesamiento del cerebro: dolor	23
6.11.1. Dolor fásico	24
6.11.2. Dolor tónico	24
6.11.3. Dolor crónico	25
6.12. Aprendizaje automático	25
6.12.1. Aprendizaje supervisado	25
6.12.2. Aprendizaje no supervisado	26
6.12.3. Aprendizaje semisupervisado	27
6.12.4. Aprendizaje reforzado	27
6.13. Métrica Rand Index	27
6.14. Análisis de componentes principales	28
6.15. VAT: herramienta para la evaluación visual de la tendencia	29
7. Metodología	30
7.1. Consentimiento informado para el estudio	30
7.2. Recolección de datos	31
7.2.1. Pruebas experimentales	31
7.2.2. Señales bioeléctricas medidas	32
7.3. Preprocesamiento de señales	34
7.4. Aprendizaje automático	35
7.4.1. Agrupamiento de datos	35
7.4.2. Extracción de características	36
7.4.3. Aplicación de algoritmos de agrupamiento	36
8. Recolección de datos	38
8.1. Participantes en el estudio	38
8.2. Resultados de encuesta previa a las pruebas	39
8.2.1. Datos demográficos	39
8.2.2. Cumplimiento de los requisitos e instrucciones	41
9. Resultados del agrupamiento con distintos parámetros de extracción de características	42
9.1. Resultados con parámetros de extracción iniciales, con datos normalizados	42
9.1.1. Parámetros utilizados para la extracción de características	42
9.1.2. Resultados de los algoritmos de agrupamiento	44
9.1.3. Agrupamiento de datos: intersujeto	46
9.1.4. Discusión de resultados	48
9.2. Resultados con parámetros de extracción iniciales, con datos no normalizados	48
9.2.1. Parámetros utilizados para la extracción de características	48
9.2.2. Resultados de los algoritmos de agrupamiento	49
9.2.3. Agrupamiento de datos: intersujeto	50
9.2.4. Discusión de resultados	51
9.3. Resultados con segunda iteración de parámetros de extracción	52

9.3.1.	Parámetros utilizados para la extracción de características	52
9.3.2.	Resultados de los algoritmos de agrupamiento	53
9.3.3.	Agrupamiento de datos: intersujeto	65
9.3.4.	Discusión de resultados	73
9.4.	Aplicación de herramienta para la evaluación visual de la tendencia de agrupamiento	73
9.4.1.	Señales EEG	74
9.4.2.	Señales ECG	76
9.4.3.	Señales de respiración	78
9.4.4.	Discusión de resultados	80
10.	Resultados del agrupamiento al utilizar el análisis de componentes principales	81
10.1.	Procedimiento para aplicación de PCA	81
10.2.	Resultados de PCA	82
10.2.1.	Discusión de resultados	85
10.3.	Resultados de agrupamiento	85
10.3.1.	Agrupamiento de datos: intrasujeto	86
10.3.2.	Agrupamiento de datos: intersujeto	91
10.3.3.	Discusión de resultados	93
11.	Análisis de las sensaciones autorreportadas por los participantes del estudio	95
11.1.	Resultados de puntuaciones	96
11.1.1.	Sujeto 1	96
11.1.2.	Sujeto 2	97
11.1.3.	Sujeto 3	98
11.1.4.	Sujeto 4	99
11.1.5.	Sujeto 5	100
11.1.6.	Sujeto 6	101
11.1.7.	Sujeto 7	102
11.1.8.	Sujeto 8	103
11.1.9.	Sujeto 9	104
11.1.10.	Sujeto 10	105
11.1.11.	Todos los sujetos	106
11.1.12.	Discusión de resultados	106
11.2.	Comparación entre puntuaciones y Rand Index	106
11.2.1.	Prueba: agua fría	107
11.2.2.	Prueba: aromas	107
11.2.3.	Prueba: ruido	108
11.2.4.	Prueba: crema con efecto calórico	108
11.2.5.	Discusión de resultados	108
12.	Conclusiones	110
13.	Recomendaciones	112
14.	Bibliografía	114

15. Anexos	118
15.1. Consentimiento informado del estudio	118
15.2. Fotografías de pruebas experimentales	124
15.3. Resultados con parámetros de extracción iniciales y datos normalizados	125
15.4. Resultados con parámetros de extracción iniciales y datos no normalizados . .	137
15.5. Resultados con segunda iteración de parámetros de extracción	145
15.6. Resultados del agrupamiento al utilizar el análisis de componentes principales	153

Lista de figuras

1.	Panorama del procesamiento y sistema de análisis de las sensaciones térmicas [3]	5
2.	Gran espectro medio en las bandas de interés alfa y gamma según las condiciones experimentales “dolor” y “muecas” [4]	6
3.	(A-C) Diagramas de correlación entre el área bajo la curva de las puntuaciones de dolor y la actividad electroencefalográfica relativa de cada banda. (D) Correlación de las puntuaciones continuas de dolor y la actividad theta dinámica durante la condición de presor frío [5]	7
4.	Oscilaciones cerebrales de distintas frecuencias [17]	14
5.	Ilustración de las diferentes partes de la curva observadas en un electrocardiograma [19]	16
6.	Formas de medir la electromiografía [23]	18
7.	Colocación de los electrodos según el sistema 10-20 [28]	20
8.	Homínculo sensorial [32]	22
9.	Ecuaciones empleadas para la clasificación de los pares de elementos [40]	28
10.	Matriz de similitud e imagen resultante de aplicar VAT a un conjunto de datos [42]	29
11.	Ejemplo de colocación de electrodos incluido en lección 3 del Biopac Student Lab [26]	33
12.	Ejemplo de colocación de electrodos incluido en lección 5 del Biopac Student Lab [26]	33
13.	Ejemplo de colocación de transductor respiratorio incluido en lección 8 del Biopac Student Lab [26]	34
14.	Parámetros seleccionados para cada canal del MP36	34
15.	Flujograma del preprocesamiento de las señales bioeléctricas	35
16.	Flujograma de la extracción de características de las señales bioeléctricas	36
17.	Flujograma de la aplicación de algoritmos de agrupamiento a las señales bioeléctricas	37
18.	Sexo de los participantes	40
19.	Edad de los participantes	41

20.	Mano dominante de los participantes	41
21.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	44
22.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	44
23.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	46
24.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	46
25.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	49
26.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	50
27.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	53
28.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	54
29.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	54
30.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	55
31.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	56
32.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	56
33.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	57
34.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	57
35.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	59
36.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	59
37.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	60
38.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	60
39.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	62
40.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	62
41.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	63
42.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	63
43.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	65
44.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	65
45.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	66
46.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	66
47.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	67
48.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	67
49.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	68
50.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	68
51.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	69
52.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	69
53.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	70
54.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	70
55.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	71
56.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	71
57.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	72
58.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	72
59.	Resultado de VAT para todos los sujetos	74
60.	Resultado de VAT para todos los sujetos	74
61.	Resultado de VAT para todos los sujetos	75
62.	Resultado de VAT para todos los sujetos	75
63.	Resultado de VAT para todos los sujetos	76
64.	Resultado de VAT para todos los sujetos	76
65.	Resultado de VAT para todos los sujetos	77
66.	Resultado de VAT para todos los sujetos	77

67.	Resultado de VAT para todos los sujetos	78
68.	Resultado de VAT para todos los sujetos	78
69.	Resultado de VAT para todos los sujetos	79
70.	Resultado de VAT para todos los sujetos	79
71.	Flujograma de la aplicación de PCA	82
72.	Proyección de los 3 primeros componentes principales del vector de caracte- rísticas	83
73.	Proyección de los componentes principales 2 - 10 del vector de características	83
74.	Proyección de los 3 primeros componentes principales del vector de caracte- rísticas	84
75.	Proyección de los componentes principales 2 - 10 del vector de características	84
76.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	88
77.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	88
78.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	89
79.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	89
80.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	91
81.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	92
82.	Agrupamiento por K-medias vs. clases reales	92
83.	Agrupamiento jerárquico vs. clases reales	93
84.	Puntuaciones por prueba y sesión. R1, R2, R3 y R4 corresponden a las cuatro respuestas obtenidas para cada sensación durante las sesiones	96
85.	Media y desviación estándar	96
86.	Puntuaciones por prueba y sesión	97
87.	Media y desviación estándar	97
88.	Puntuaciones por prueba y sesión	98
89.	Media y desviación estándar	98
90.	Puntuaciones por prueba y sesión	99
91.	Media y desviación estándar	99
92.	Puntuaciones por prueba y sesión	100
93.	Media y desviación estándar	100
94.	Puntuaciones por prueba y sesión	101
95.	Media y desviación estándar	101
96.	Puntuaciones por prueba y sesión	102
97.	Media y desviación estándar	102
98.	Puntuaciones por prueba y sesión	103
99.	Media y desviación estándar	103
100.	Puntuaciones por prueba y sesión	104
101.	Media y desviación estándar	104
102.	Puntuaciones por prueba y sesión	105
103.	Media y desviación estándar	105
104.	Media y desviación estándar	106
105.	Puntuaciones autorreportadas vs. Rand Index	107
106.	Puntuaciones autorreportadas vs. Rand Index	107
107.	Puntuaciones autorreportadas vs. Rand Index	108
108.	Puntuaciones autorreportadas vs. Rand Index	108

157. Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos	148
158. Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos	148
159. Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos	149
160. Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos	149
161. Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos	150
162. Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos	150
163. Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos	151
164. Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos	151
165. Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos	152
166. Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos	152
167. Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos	153
168. Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos	153
169. Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos	154
170. Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos	154
171. Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos	155
172. Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos	155
173. Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos	156
174. Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos	156

Lista de cuadros

1.	Sujetos y señales obtenidas	39
2.	Datos demográficos de los participantes	40
3.	Promedio de resultados Rand Index	45
4.	Promedio de resultados Rand Index	45
5.	Promedio de resultados Rand Index	45
6.	Promedio de resultados Rand Index	45
7.	Promedio de resultados Rand Index	47
8.	Promedio de resultados Rand Index	47
9.	Promedio de resultados Rand Index	47
10.	Promedio de resultados Rand Index	47
11.	Promedio de resultados Rand Index	49
12.	Promedio de resultados Rand Index	49
13.	Promedio de resultados Rand Index	50
14.	Promedio de resultados Rand Index	50
15.	Promedio de resultados Rand Index	51
16.	Promedio de resultados Rand Index	51
17.	Promedio de resultados Rand Index	51
18.	Promedio de resultados Rand Index	51
19.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	55
20.	Promedio de resultados Rand Index	56
21.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	58
22.	Promedio de resultados Rand Index	58
23.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	61
24.	Promedio de resultados Rand Index	61
25.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	64
26.	Promedio de resultados Rand Index	64
27.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	66
28.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	68
29.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	70
30.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	72
31.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	86

32.	Promedio de resultados Rand Index	86
33.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	87
34.	Promedio de resultados Rand Index	87
35.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	90
36.	Promedio de resultados Rand Index	90
37.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	91
38.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	91
39.	Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento	93

Este trabajo de investigación se centró en el estudio de diversas experiencias sensoriales en las personas mediante el análisis de señales bioeléctricas (EEG, ECG, EMG y respiración) recolectadas durante pruebas experimentales con estímulos físicos diseñados para inducir sensaciones de dolor, agrado, desagrado y calor. Participaron 10 sujetos, y las señales se procesaron para extraer características bajo distintos parámetros de extracción. Posteriormente, se aplicaron diferentes algoritmos de agrupamiento, y los resultados se evaluaron mediante una métrica de similitud entre grupos para determinar su efectividad.

Adicionalmente, se exploró el uso de análisis de componentes principales (PCA) para reducir la dimensionalidad de las señales EEG y evaluar si ciertas combinaciones de componentes principales podían mejorar el desempeño del agrupamiento. Sin embargo, los resultados fueron desfavorables, indicando que la reducción de dimensionalidad afectó negativamente la capacidad de los algoritmos para clasificar correctamente los datos.

Finalmente, se realizó un análisis de las sensaciones autorreportadas por los participantes y su relación con los resultados del agrupamiento. Aunque se encontró que los resultados del agrupamiento no parecían reflejar con precisión lo reportado por los sujetos, se identificó una ligera tendencia en la que los sujetos que reportaron mayores intensidades de sensaciones también obtuvieron valores más altos en la métrica de similitud utilizada. Esto sugiere una posible conexión entre las características extraídas de las señales bioeléctricas y las sensaciones percibidas por los participantes.

This research focused on studying various sensory experiences in people through the analysis of bioelectrical signals (EEG, ECG, EMG, and respiration) collected during experimental tests with physical stimuli designed to induce sensations of pain, pleasure, displeasure, and warmth. Ten subjects participated, and the signals were processed to extract features using different extraction parameters. Subsequently, various clustering algorithms were applied, and the results were evaluated using a group similarity metric to determine their effectiveness.

Additionally, Principal Component Analysis (PCA) was explored to reduce the dimensionality of the EEG signals and evaluate whether certain combinations of principal components could improve clustering performance. However, the results were unfavorable, indicating that dimensionality reduction negatively impacted the algorithms' ability to correctly classify the data.

Finally, an analysis of the participants' self-reported sensations and their relationship with the clustering results was conducted. Although the clustering results did not appear to accurately reflect the subjects' reports, a slight trend was identified in which subjects who reported higher intensities of sensations also obtained higher values in the similarity metric used. This suggests a possible connection between the features extracted from bioelectrical signals and the sensations perceived by the participants.

Evaluar correctamente el nivel de dolor que experimenta una persona es fundamental para garantizar diagnósticos acertados y tratamientos efectivos. No obstante, la falta de un método objetivo para cuantificar el dolor representa un desafío considerable, especialmente, para aquellos con dificultades para comunicarse, cuyas experiencias de dolor son subestimadas o ignoradas, o para quienes viven con dolor crónico. Esta problemática subraya la necesidad urgente de identificar indicadores objetivos que permitan una evaluación más confiable y equitativa del dolor.

En este contexto, el presente proyecto busca explorar distintas experiencias sensoriales en las personas mediante el análisis de señales bioeléctricas con el objetivo de identificar posibles indicadores relacionados con el dolor. Aunque el desarrollo completo de un método objetivo para cuantificar el dolor excede el alcance de este trabajo, los hallazgos obtenidos tienen el potencial de contribuir al avance en esta área y sentar las bases para investigaciones futuras.

El estudio implicó la recolección de diversos tipos de señales bioeléctricas, como EEG, EMG, ECG y señales respiratorias, obtenidas durante pruebas diseñadas para evocar sensaciones específicas en los participantes. Este proceso requirió una planeación rigurosa, que incluyó la selección de señales a medir, el diseño de los estímulos aplicados y el desarrollo de un consentimiento informado, así como instrucciones detalladas para la preparación de los sujetos antes de las pruebas.

Una vez recolectadas, las señales fueron preprocesadas y se les extrajeron vectores de características siguiendo distintos parámetros. Posteriormente, se aplicaron los algoritmos de agrupamiento no supervisado, K-means y jerárquico, para determinar si era posible distinguir entre señales con y sin estímulos. Los resultados se evaluaron mediante el Rand Index, una métrica que mide la precisión de los agrupamientos en relación con los datos reales. Además, se realizaron análisis tanto intrasujeto, comparando distintas versiones de las pruebas de cada participante, como intersujeto, para evaluar resultados a nivel grupal. También se utilizó la herramienta VAT para analizar visualmente la tendencia de agrupación en las señales bioeléctricas.

Con los parámetros que lograron los mejores resultados en términos de Rand Index, se realizó un análisis de componentes principales (PCA) para reducir la dimensionalidad de los datos, seguido de una nueva aplicación de algoritmos de agrupamiento, enfocándose en las señales EEG.

Finalmente, se exploró la relación entre las características extraídas de las señales y las sensaciones autorreportadas por los participantes en cada prueba. En el último capítulo, se presentan y analizan estas sensaciones, comparando el promedio de los valores de Rand Index de cada señal con el promedio de las puntuaciones reportadas por los sujetos para cada prueba.

Las señales bioeléctricas del cerebro son generadas por la actividad eléctrica de las células nerviosas, principalmente las neuronas, en el cerebro y el sistema nervioso central. Estas señales son fundamentales para procesos como el pensamiento, la percepción, la memoria, el movimiento y muchas otras funciones cognitivas y conductuales. La principal técnica utilizada para medir estas señales es la electroencefalografía, la cual registra la actividad eléctrica del cerebro mediante electrodos colocados en el cuero cabelludo.

Además, otras señales bioeléctricas, como las del corazón (medidas mediante electrocardiografía, ECG), los músculos (a través de electromiografía, EMG) y la respiración, son igualmente importantes para comprender las respuestas fisiológicas del cuerpo. Estas señales reflejan funciones críticas como el ritmo cardíaco, la actividad muscular y los patrones respiratorios, permitiendo un análisis más integral de los estados fisiológicos y emocionales de una persona, especialmente en respuesta a estímulos físicos o sensaciones inducidas.

2.1. Estudios en la Universidad del Valle de Guatemala

En la Universidad del Valle de Guatemala se han realizado diversos estudios relacionados a las señales bioeléctricas del cerebro bajo distintas situaciones. Dos de estos estudios se realizaron acerca del impacto de los pulsos binaurales en el estado de ánimo, concentración y calidad del sueño de las personas. Ambos estudios tenían como objetivo estudiar el impacto de los pulsos binaurales en el estado de ánimo, concentración y calidad del sueño de las personas y para lograrlo, se realizaron distintas pruebas experimentales en las que se evaluaba el estado de ánimo, concentración y calidad de sueño de varias personas con la presencia y ausencia de pulsos binaurales mientras se recolectaban datos por medio de electroencefalografía. Para algunas de estas pruebas se utilizó pulsos binaurales con y sin mezcla de ruido rosa.

El estudio presentado en [1] realizó un análisis estadístico de los datos obtenidos. Los resultados indicaron que la aplicación de pulsos binaurales no generó un impacto estadís-

ticamente significativo en los niveles de concentración, mientras que produjo un impacto moderado en el estado de ánimo de los participantes al aplicar pulsos binaurales sin ruido rosa. Sin embargo, sí se produjo un impacto considerable en el estado de ánimo al aplicar pulsos con ruido rosa. En relación al análisis del sueño, se identificó una tendencia positiva en la mejora de la calidad del sueño de forma cualitativa y cuantitativa. La limitación más grande del estudio se presentó en las pruebas del análisis del sueño. Esto se debe a que durante estas, se presentaron fallos al equipo de medición de electroencefalografía y hubo necesidad de cambiarlo; lo cual impidió la realización de un análisis estadístico exhaustivo.

Por otro lado, en este estudio [2], el análisis se llevó a cabo utilizando distintos algoritmos de aprendizaje automático que ayudaron a determinar el estado en el que se encontraba el sujeto de prueba. Los resultados indicaron que no se obtuvo una buena clasificación con el clasificador del sueño. A pesar de ello, se pudo realizar un análisis de los datos recolectados que mostraba que los pulsos binaurales producían un efecto negativo en la calidad del sueño. El clasificador realizado para el estudio de concentración demostró un buen porcentaje de acierto usando la potencia de la banda alfa y beta como características. Los resultados encontrados por el clasificador indicaban que los pulsos binaurales eran contraproducentes en el estado de concentración. Sin embargo, al implementar el algoritmo DBSCAN en otra prueba de concentración más extendida, se observó lo contrario. Para las pruebas del estudio de estado de ánimo también se aplicó el algoritmo DBSCAN y los resultados demostraron que los pulsos binaurales sí pueden influir en el estado de ánimo de las personas. La limitación más grande del estudio es que el clasificador del sueño fue entrenado con datos de una base de datos pública, por lo que no se compartían las mismas condiciones en las que los datos de la investigación fueron tomados.

2.2. Investigaciones fuera de la UVG

El estudio [3] fue realizado con el fin de investigar la forma en la que el cerebro humano procesa distintos estímulos térmicos. Para lograrlo, se tomaron grabaciones de señales electroencefalográficas (EEG) del cerebro de 3 participantes saludables con edad media de 29.66 años mientras se les exponía a diferentes estímulos térmicos: extremadamente frío y caliente, moderadamente frío y caliente y un estímulo cálido. Los estímulos se aplicaron en sus manos dominantes (derecha) y en dos sesiones distintas (una para estímulos fríos y otra para los calientes). Adicionalmente, se pidió a los participantes que puntuaran la intensidad del estímulo en una escala de sensación térmica bien validada, La escala analógica visual, que va de 0 a 9. Los resultados permitieron identificar patrones espaciales, temporales y espectrales de las respuestas cerebrales para cada estímulo térmico. Estos demostraron que los estímulos térmicos muy intensos provocan una disminución de la potencia alfa en comparación con las estimulaciones moderadas e inocuas. El análisis espacio-temporal reveló que en los primeros 400 ms postestímulo, la actividad cerebral aumenta en las áreas prefrontales y centrales del cerebro para las estimulaciones muy intensas, mientras que para la estimulación intensa, se observó una alta actividad del área parietal después de los 500 ms. Basándonos en estos patrones de señales EEG identificados, se clasificaron con éxito las diferentes estimulaciones térmicas con una precisión media del 84 % en todos los sujetos. Adicionalmente, se encontró que que los estímulos muy intensos se anticiparon e indujeron una activación temprana (antes de 400 ms) de la corteza cingulada anterior (ACC). Además, se observó una activación

de la corteza prefrontal y de las áreas somatosensorial, central y parietal en los primeros 400 ms postestímulo para las condiciones muy intensas y a partir de los 500 ms postestímulo para las condiciones intensas. La limitación más grande del estudio proviene de la cantidad pequeña de participantes.

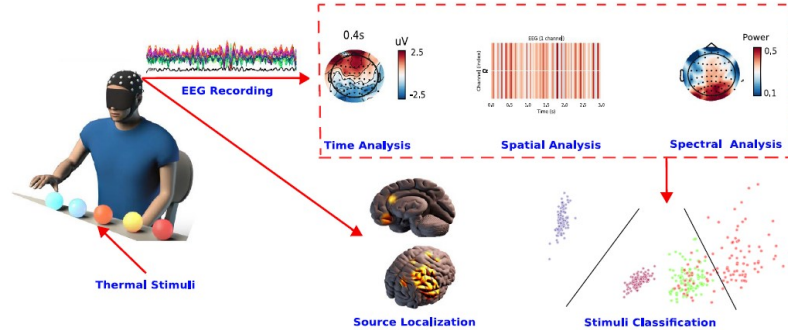


Figura 1: Panorama del procesamiento y sistema de análisis de las sensaciones térmicas [3]

El estudio [4] se realizó con el fin de investigar las actividades alfa y gamma registradas en el cerebro mientras se experimentaba dolor tónico y mientras se realizaban gestos faciales que imitaban a los provocados por el dolor. Para esto, se obtuvo la participación de 14 sujetos saludables con una edad media de 23.5 años. Cada sujeto participó en 2 escenarios de forma consecutiva mientras que se utilizaba electroencefalografía de alta densidad (128 electrodos) para registrar su actividad cerebral. El primer escenario consistió en pedirle a los participantes que realizaran muecas que imitaran respuestas al dolor durante 10 segundos. En el segundo escenario, los participantes sumergieron su mano izquierda en una cubeta de agua helada (10 °C) durante un promedio de 88.3 segundos. Adicionalmente, se obtuvo una medida continua del dolor subjetivo de cada participante por medio de una escala analógica visual electrónica a través de un potenciómetro que los participantes manipulaban con la mano libre. La distribución de los cambios espectrales del electroencefalograma se cuantificó mediante la transformación vectorial de mapas y se comparó entre las condiciones de dolor y de muecas calculando el coseno del ángulo entre las dos topografías correspondientes. Los resultados indicaron que la topografía de alfa difería significativamente entre los escenarios de dolor y muecas, mientras que la de gamma era estadísticamente indistinguible. En cuanto a la percepción del dolor de los participantes, se reportó un valor promedio de 6 durante el *Cold Pressor Test*. La limitación más grande del estudio proviene de la cantidad pequeña de participantes, lo cual limita la potencia estadística de los resultados.

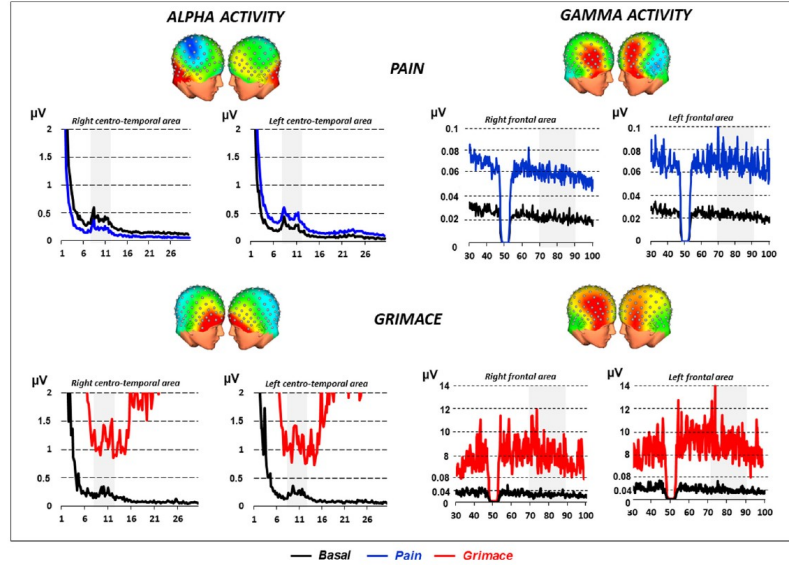


Figura 2: Gran espectro medio en las bandas de interés alfa y gamma según las condiciones experimentales “dolor” y “muecas” [4]

El estudio [5] tuvo como objetivo investigar la fiabilidad de los electroencefalogramas en la presencia y ausencia de dolor tónico. Para lograrlo, se convocaron a 39 sujetos entre 20 y 65 años que no padecieran de enfermedades físicas o psiquiátricas que causan dolor. Con cada uno de ellos se realizaron 2 sesiones experimentales separadas por 7 días en las que primero se tomaron mediciones de señales EEG en un estado de reposo, seguidas por mediciones durante una prueba denominada *Cold Pressor Test*. Esta prueba consistió en sumergir la mano izquierda en agua fría (2 °C) por 2 minutos mientras se reportaba la intensidad del dolor percibido continuamente mediante una escala del 0 al 10. El estudio encontró que la fiabilidad de las mediciones EEG es alta entre los días en que se realizaron las sesiones experimentales y que las bandas theta, beta3 y gamma se correlacionaron con el área bajo la curva de las puntuaciones de dolor autopercebido. También se encontró que las bandas beta3 y gamma de los electroencefalogramas no están directamente relacionadas con la secuencia temporal del procesamiento neuronal del dolor, pero que las de la banda theta estaban estrechamente correlacionadas a las puntuaciones de dolor autopercebido. Una de las limitaciones más grandes del estudio es que no fueron consideradas algunas posibles fuentes de contaminación para determinadas bandas de frecuencia en las mediciones EEG, como los parpadeos, los movimientos oculares y las contracciones musculares del cuello, lo cual pudo introducir variabilidad y afectar la fiabilidad de las mediciones.

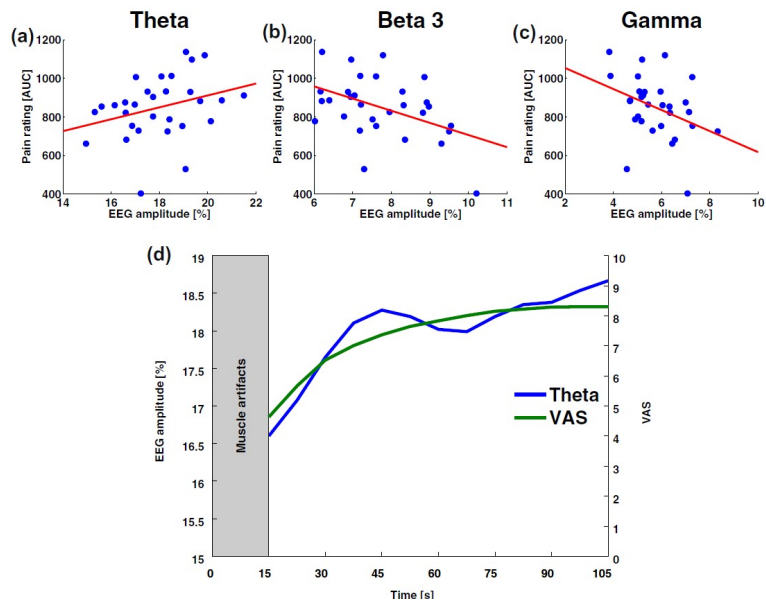


Figura 3: (A-C) Diagramas de correlación entre el área bajo la curva de las puntuaciones de dolor y la actividad electroencefalográfica relativa de cada banda. (D) Correlación de las puntuaciones continuas de dolor y la actividad theta dinámica durante la condición de presor frío [5]

La revisión [6] tuvo como objetivo investigar el papel de los registros electroencefalográficos como biomarcadores potenciales de la percepción del dolor. Para esto, se realizó una búsqueda bibliográfica sistemática en la base de datos PubMed, la cual llevó a la selección de los 20 estudios incluidos en esta revisión sistemática al cumplir con los criterios de elegibilidad establecidos. Los datos se extrajeron de cada estudio mediante un esquema de codificación estructurado en Excel. Los resultados indicaron que los cambios de la activación cortical tienen potencial, aunque los cambios descritos no siempre son consistentes. El hallazgo más consistente es el aumento de la actividad de potencia delta y gamma. El dolor es un proceso altamente dinámico generado por una red distribuida, más que por un “córtex del dolor” aislado, donde los estímulos sensoriales y las variables afectivas y cognitivas interactúan para producir esta experiencia desagradable. Se han identificado una serie de limitaciones potenciales de los estudios que intentan investigar el papel de los registros de electroencefalografía como biomarcadores del dolor, lo que resalta la necesidad de controlar parámetros adicionales al analizar los registros. Entre estos se encuentran el estado de los ojos, el sitio donde se aplica el estímulo de dolor, la forma en la que se puntuaba el dolor subjetivo, la intensidad del estímulo, la edad de los participantes de los experimentos y la atención. Por lo anterior, se recomienda diseñar protocolos de investigación sólidos que controlen el riesgo potencial de sesgos, al igual que investigar redes cerebrales en lugar de cambios corticales aislados.

La revisión [7] fue realizada con el fin de evaluar el papel de la electroencefalografía como biomarcador potencial del dolor crónico y discutir la utilidad de diversos métodos computacionales y algoritmos de aprendizaje automático en la identificación de biomarcadores. Para lograrlo, se realizó una revisión narrativa de la literatura utilizando términos de búsqueda específicos (“electroencefalografía”, “dolor crónico” y “aprendizaje automático”) en múltiples bases de datos, incluidas PubMed, Ovid, Web of Science y la Biblioteca Cochra-

ne. La revisión se centró en los estudios publicados en la última década (2012-2023) para capturar los desarrollos recientes en el campo. Los resultados indicaron que la aplicación del aprendizaje automático facilita tareas como la clasificación, detección, predicción y la evaluación de riesgos para identificar características significativas a partir de datos electroencefalográficos. Entonces, tras cumplir ciertos criterios como especificidad, sensibilidad y generalizabilidad, estas características pueden considerarse biomarcadores. En diversos estudios se ha encontrado que el aprendizaje automático (específicamente el aprendizaje supervisado) tiene el potencial de predecir la intensidad del dolor, el fenotipo del dolor y la respuesta a tratamientos. Sin embargo, los métodos de aprendizaje no supervisado han demostrado su utilidad en la extracción de características no lineales, lo que los hace más atractivos como método de decodificación en las investigaciones del dolor con electroencefalografía. Se necesita un mayor desarrollo para demostrar que los métodos no supervisados pueden apoyar su generalizabilidad con un rendimiento suficientemente alto. Adicionalmente, se recomienda combinar estudios de electroencefalografía en estado de reposo (rs-EEG) con señales evocadas por estímulos. Esto se debe a que el dolor es un proceso dinámico, y el dolor crónico implica componentes tónicos y fásicos. Por lo tanto, al analizar tanto los potenciales electroencefalográficos en estado de reposo como los evocados por estímulo, se puede reducir aún más el riesgo de factores de confusión y mejorar la sensibilidad y la especificidad. La limitación más importante del estudio es que al tratarse de una revisión narrativa, no se empleó un conjunto sistemático de criterios para la inclusión de estudios, en parte debido a la literatura relativamente dispar en estudios de aprendizaje automático y electroencefalografía para el dolor.

De acuerdo con [8], el dolor se define como una experiencia sensorial y emocional desagradable asociada con, o similar a la asociada con, daño tisular real o potencial. Es una experiencia personal en la que influyen factores biológicos, psicológicos y sociales. Debido a la naturaleza subjetiva del dolor, actualmente no hay manera de medir la intensidad del dolor objetivamente, por lo que hasta la fecha, este se mide con escalas visuales, escalas numéricas o con cuestionarios que el paciente autorreporta.

Con este proyecto, se busca estudiar señales bioeléctricas relacionadas con diversas sensaciones para identificar patrones e indicadores que en el futuro puedan conducir al desarrollo de una forma objetiva de cuantificar el dolor. Lo anterior, no solamente mejoraría la evaluación y el diagnóstico de la presencia del dolor en pacientes con dificultades para comunicarse, sino que también ayudaría a respaldar el dolor que los pacientes reportan, eliminando así sesgos y prejuicios que los médicos puedan poseer [9] [10]. Una medida objetiva para evaluar el dolor también sería beneficiosa para garantizar la administración adecuada de tipos y cantidades de medicamentos. Esto es de particular interés para personas que sufren de dolor crónico, una condición que afecta a más del 30 % de la población mundial [11] y que también enfrentan un mayor riesgo de sobredosis de medicamentos recetados, debido al tratamiento prolongado [12].

Adicionalmente, se han identificado áreas de mejora en algunos estudios relacionados con la actividad cerebral durante la experiencia del dolor [5] [6]. Estos relacionados con un mejor control de las posibles fuentes de contaminación de las señales y con la exploración de métricas alternativas para evaluar la presencia o ausencia del dolor que complementen las escalas subjetivas utilizadas comúnmente.

4.1. Objetivo general

Estudiar distintas experiencias sensoriales en las personas mediante el análisis de señales bioeléctricas.

4.2. Objetivos específicos

- Recolectar señales bioeléctricas generadas al experimentar diversas sensaciones inducidas por estímulos físicos, de la mayor cantidad posible de sujetos de prueba.
- Aplicar técnicas de aprendizaje automático para extraer características y analizar las señales bioeléctricas recolectadas.
- Determinar si existe correlación entre las sensaciones autorreportadas por los sujetos de prueba y las características extraídas de las señales bioeléctricas.
- Evaluar si existen indicadores o características particulares del dolor en las señales bioeléctricas recolectadas.

Este proyecto establece una nueva línea de investigación en la Universidad del Valle de Guatemala, enfocada en estudiar señales bioeléctricas con el propósito de identificar posibles indicadores o biomarcadores que puedan ser útiles en el desarrollo futuro de un método para cuantificar el dolor de manera objetiva.

En esta primera fase, el estudio se centró en el diseño experimental de las pruebas, la captura y preprocesamiento de datos, y la aplicación de algoritmos de aprendizaje no supervisado para analizar cuatro experiencias sensoriales diferentes, incluyendo el dolor. Estas experiencias se estudiaron a través de cuatro tipos de señales bioeléctricas con el fin de comparar los resultados con las sensaciones autorreportadas por los participantes y explorar posibles indicadores específicos de dolor en las señales recolectadas. Asimismo, se evaluó la aplicabilidad del Análisis de componentes principales (PCA) para este tipo de datos.

Es importante destacar que este trabajo no busca desarrollar un método completo para cuantificar el dolor ni resolver sus problemas derivados. En cambio, busca estudiar las respuestas fisiológicas ante diversas sensaciones como un primer paso para comprender la relación entre las señales bioeléctricas generadas por los sujetos y sus sensaciones reportadas.

Para alcanzar los objetivos del estudio, fue necesario planificar cuidadosamente las pruebas experimentales. Esto incluyó la selección de los tipos de señales bioeléctricas a capturar, la definición del número de pruebas a realizar, y el diseño de la metodología para cada prueba. También se elaboró un consentimiento informado y un conjunto de instrucciones claras para los participantes, con el fin de minimizar la influencia de factores externos en las señales recolectadas y garantizar resultados confiables.

En cuanto al equipo, inicialmente se contempló el uso del Electro-Cap junto con la Cyton Board para captar las señales EEG; sin embargo, tras semanas de intentos, no fue posible obtener mediciones satisfactorias. Como alternativa, se utilizó la unidad Biopac MP36 para captar las señales EEG, junto con los otros tipos de señales bioeléctricas, aunque esto significó trabajar con menos canales EEG de los esperados. Esta situación afectó la distribución del

tiempo, razón por la cual solo fue posible realizar las pruebas experimentales a diez sujetos.

Finalmente, para el análisis de agrupamiento de las señales recolectadas, se aplicaron los algoritmos de aprendizaje no supervisado, K-medias y jerárquico, utilizando combinaciones seleccionadas de características extraídas de cada señal. Sin embargo, debido a las limitaciones de tiempo, no fue posible evaluar todas las combinaciones posibles ni integrar otros algoritmos de agrupación que podrían haber sido relevantes para el estudio.

6.1. Electroencefalografía

La electroencefalografía es una herramienta no invasiva de medición de los campos eléctricos del cerebro. Esta se realiza por medio de electrodos colocados en el cuero cabelludo, los cuales registran potenciales de voltaje resultantes del flujo de corriente a través de y alrededor de las neuronas. La electroencefalografía no mide directamente los impulsos eléctricos que recorren las neuronas (potenciales de acción), sino que detecta los cambios eléctricos más lentos (potenciales postsinápticos) que se producen tras la liberación de neurotransmisores en los extremos de las neuronas [13].

La estructura de algunas neuronas, sobre todo las neuronas piramidales de la corteza cerebral, hace posible la electroencefalografía. Cuando estas neuronas se activan, crean patrones de actividad eléctrica que pueden medirse. Cuando una señal excitadora llega a la dendrita apical de una neurona, crea una pequeña corriente eléctrica dentro de la neurona. Esta corriente fluye hacia el soma de la neurona y provoca un cambio en la carga eléctrica. Al mismo tiempo, hay un flujo inverso de carga eléctrica alrededor del soma. Estos patrones de flujo eléctrico se llaman “dipolos de corriente” [13].

Los electrodos detectan estos patrones de flujo eléctrico. Sin embargo, para que el electroencefalograma capte señales significativas, es necesario que se activen grandes grupos de neuronas al mismo tiempo. Esto permite que las corrientes eléctricas se sumen y se propaguen por el cerebro y los tejidos circundantes, llegando finalmente al cuero cabelludo [13].

Los potenciales relacionados con eventos (ERP, por sus siglas en inglés) son los voltajes en el cerebro que se generan en respuesta a estímulos específicos. Estos pueden ser provocados por una gran variedad de acontecimientos sensoriales, cognitivos o motores [14].

La electroencefalografía tiene aplicaciones en muchos campos relacionados con la neurociencia. Lo anterior se debe a que la electroencefalografía ofrece varias ventajas sobre otros

métodos de neuroimagen, tales como:

- Menor costo en hardware.
- Mayor flexibilidad en el posicionamiento de sensores.
- Resolución temporal superior, al captar la actividad cerebral en milisegundos en lugar de segundos.
- Es menos afectada por los movimientos de los pacientes de estudio.
- Evita problemas como la claustrofobia y la exposición a campos magnéticos intensos o radioligandos.
- Presenta atributos favorables para pruebas conductuales, como su capacidad para detectar el *covert processing* (procesamiento que no requiere una respuesta), acomodar a sujetos incapaces de respuestas motoras y captar componentes de ERP incluso sin atención focalizada en los estímulos.

En particular, los ERP permiten comprender las distintas fases del procesamiento cognitivo y no sólo los resultados finales, lo que los distingue de los estudios tradicionales sobre el tiempo de reacción [15].

6.2. Ondas cerebrales

Es posible descomponer las señales electroencefalográficas en una serie de ondas sinusoidales para generar un espectro de frecuencia de los datos. Estas oscilaciones pueden ser clasificadas por su amplitud, fase o frecuencia [13]. Una de las formas más comunes de clasificarlas es por su frecuencia, donde se distinguen 5 categorías generales [16]:

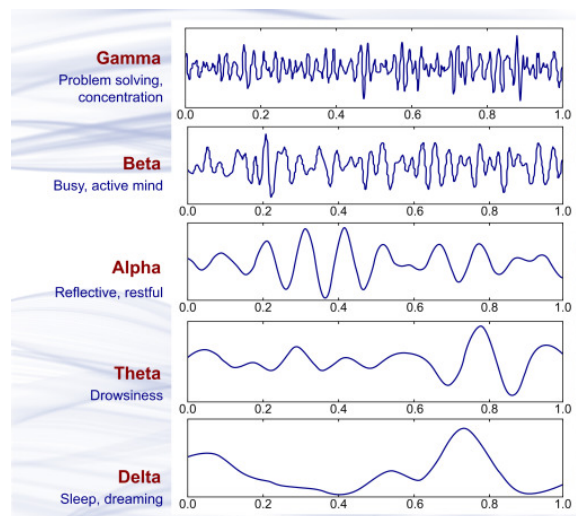


Figura 4: Oscilaciones cerebrales de distintas frecuencias [17]

- **Ondas delta (0.5-4 Hz):** estas son las ondas con menor velocidad y mayor amplitud. Las ondas delta solo se presentan durante el sueño profundo no REM o sueño lento, se utilizan para evaluar la profundidad del sueño. Las ondas delta son más fuertes en el hemisferio derecho del cerebro y sus orígenes típicamente provienen del tálamo. Debido a que el sueño está asociado con la consolidación de la memoria, las ondas delta desempeñan un papel importante en la memoria autobiográfica y en las habilidades e información aprendida. Por la misma razón, su análisis puede ser útil para el estudio de enfermedades neurológicas que sean acompañadas por desórdenes del sueño como la enfermedad de Parkinson.
- **Ondas theta (4 - 8 Hz):** varios estudios reportan consistentemente una correlación lineal entre la actividad frontal theta y la dificultad de operaciones mentales realizadas. Por lo anterior, las ondas theta se asocian con procesos cerebrales que implican una carga mental o uso de la memoria. Las ondas theta se detectan por toda la corteza cerebral, lo que indica que son generadas por un amplia red compuesta de varias regiones del cerebro. Las ondas de frecuencia theta aparentan ser una frecuencia portadora para procesos cognitivos a través de regiones cerebrales separadas.
- **Ondas alfa (8 - 12 Hz):** las ondas alfa son generadas en las regiones occipital, parietal y temporal posterior del cerebro. Estas poseen varias correlaciones funcionales que reflejan funciones sensoriales, motoras y de memoria. Es posible observar niveles incrementados de alfa durante la relajación física y mental con los ojos cerrados, mientras se observan niveles reducidos o suprimidos durante actividades físicas o mentales con los ojos abiertos. La supresión de alfa es un marcador de estados de actividad mental e involucramiento. Esta también indica que el cerebro se está preparando para recolectar información de varios sentidos.
- **Ondas beta (12 - 30 Hz):** las ondas beta son generadas en las regiones frontales y posteriores del cerebro. Generalmente, los pensamientos activos, ocupados o ansiosos y la concentración activa se correlacionan con mayor potencia beta. En la corteza central del cerebro, la potencia de beta se vuelve más fuerte al planear o realizar movimientos, especialmente cuando el movimiento requiere atención focalizada.
- **Ondas gamma (> 30 Hz):** en la actualidad, el origen y el significado de las ondas gamma aún es incierto. Algunos investigadores piensan que esta frecuencia de onda funciona como una frecuencia portadora para vincular impresiones sensoriales, similar a theta. Sin embargo, otros investigadores argumentan que la frecuencia gamma es un subproducto de otros procesos neuronales como movimientos de ojos y por lo tanto, no reflejan ningún tipo de proceso cognitivo.

6.3. Electrocardiografía

La electrocardiografía es una herramienta que registra desde la superficie corporal las diferencias de potencial eléctrico generadas por el corazón. La señal registrada por el electrocardiograma (ECG) está determinada por los potenciales de acción generados por millones de células individuales y su secuencia de activación. El ECG es seguro, no invasivo, indoloro y no implica mayores riesgos ni complicaciones. Existe una gran cantidad de factores,

tanto cardíacos como extracardíacos, que alteran la señal eléctrica final como la posición del corazón dentro del cuerpo, la distancia al electrodo de registro y otros. Por lo anterior, un ECG realmente no proporciona una “imagen” anatómica o fisiológica exacta del corazón. Sin embargo, gracias a una cuidadosa correlación entre los patrones electrocardiográficos y los datos anatómicos, patológicos y fisiológicos observados, es posible deducir con gran precisión el estado del corazón a partir de un ECG de superficie [18].

La interpretación de un ECG implica el análisis de diversas ondas e intervalos para comprender la actividad eléctrica del corazón.

6.3.1. Ondas, intervalos y segmentos

Estos son algunas de las ondas, intervalos y segmentos que pueden apreciarse en un ECG [18]:

- **Onda P:** es la primera desviación hacia arriba desde la línea de base que indica despolarización auricular. Muestra el momento en que las cavidades superiores del corazón (aurículas) se preparan para bombear sangre al contraerse.
- **Onda Q:** es la deflexión negativa inicial que sigue a la onda P y precede a una deflexión ascendente. Típicamente refleja la despolarización septal ventricular.
- **Onda R:** es la primera deflexión positiva tras la onda P, e indica la despolarización de la masa ventricular. Muestra cuándo se contrae la parte principal de los ventrículos.
- **Onda S:** sigue a la onda R como deflexión negativa, representando fases posteriores de la despolarización ventricular.
- **Complejo QRS:** representa la despolarización (contracción) ventricular o bien, cuando las cavidades inferiores del corazón (ventrículos) se preparan para bombear sangre.
- **Intervalo QRS:** es la duración desde el inicio de la onda Q hasta el final de la onda S, abarcando la despolarización ventricular (el proceso completo de la contracción de las ventriculas).

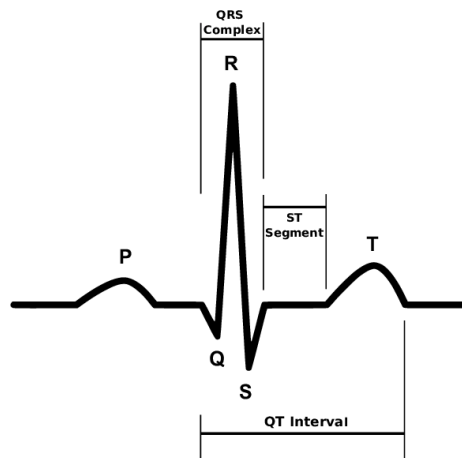


Figura 5: Ilustración de las diferentes partes de la curva observadas en un electrocardiograma [19]

6.3.2. Frecuencia y ritmo cardíaco

- **Frecuencia cardíaca:** se refiere a la cantidad de veces que un corazón late por minuto. En un ECG convencional, esta se calcula contando los cuadrados entre los intervalos R-R. Un intervalo normal es de 60-99 latidos por minuto [20].
- **Ritmo cardíaco:** examina la regularidad de las ondas P y los complejos QRS, así como su relación. Los patrones consistentes sugieren un ritmo normal, mientras que las irregularidades pueden indicar un ritmo anormal [20].
- **Variabilidad de la frecuencia cardíaca:** es una medida de la variación en el tiempo entre cada latido del corazón. Esta variación está controlada por una parte primitiva del sistema nervioso denominada sistema nervioso autónomo, la cual responde a diversos estímulos [21].

6.4. Electromiografía

La electromiografía (EMG) mide la actividad del sistema nervioso manifestada durante las contracciones de los músculos esqueléticos. Cuando el cerebro o la médula espinal inician un movimiento, ya sea voluntario o reflejo, se produce la despolarización de un nervio periférico, que a su vez activa los músculos esqueléticos. Este proceso genera un campo eléctrico detectable intramuscularmente o en la superficie de la piel [22].

La señal eléctrica captada por la EMG se origina en la despolarización del sarcolema, una membrana plasmática cerrada que reacciona a la liberación del neurotransmisor acetilcolina a través de la hendidura sináptica, el espacio entre la membrana de la fibra muscular y el nervio que la inerva [22].

Los músculos están formados por muchas fibras musculares, que se agrupan en conjuntos denominados fascículos. Cada fibra muscular contiene estructuras más pequeñas llamadas miofibrillas, que son como cadenas de pequeñas unidades que ayudan al músculo a contraerse. Las fibras musculares están controladas por nervios motores, que son distintos de los nervios sensitivos. Estos nervios motores parten de una parte específica de la médula espinal y están conectados a un tipo de célula nerviosa llamada motoneurona alfa. Esta neurona capta señales que le indican si debe activarse o no, procedentes tanto de la médula espinal como del cerebro. Cuando la motoneurona alfa decide enviar una señal, lo hace a través del nervio motor, que hace que la fibra muscular se contraiga. La combinación de la motoneurona alfa, el nervio motor y la fibra muscular que controla se conoce como unidad motora. Comprender esto es crucial para apreciar la complejidad de la señal EMG, ya que cualquier fascia o grupo de fascículos puede contener muchas unidades motoras con múltiples inervaciones de fibras. En consecuencia, una única señal electromiográfica es una superposición de múltiples campos eléctricos generados por diferentes unidades motoras, a menudo distintas desde el punto de vista físico y repartidas en varias localizaciones [22].

La EMG puede medirse utilizando dos tipos principales de electrodos: internos y de superficie. Un electrodo de alambre fino o de aguja capta las señales de un pequeño número de unidades motoras, posiblemente sólo una, y proporciona información muy localizada. En cambio, un electrodo de superficie detecta el campo eléctrico combinado de las numerosas

unidades motoras de un músculo, lo que ofrece una visión más generalizada de la actividad muscular [22].

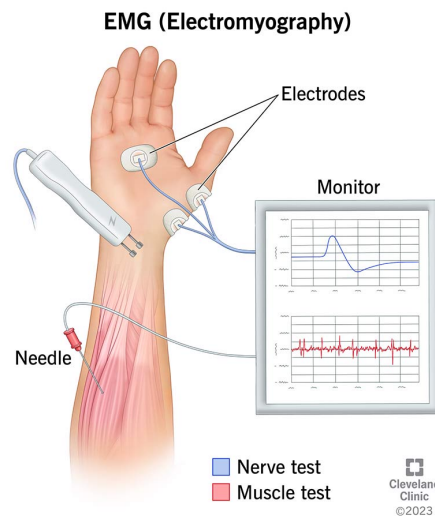


Figura 6: Formas de medir la electromiografía [23]

6.5. Biomarcador

Un biomarcador se define como una característica definida que se mide como un indicador de procesos biológicos normales, patogénesis o respuestas a una exposición o intervención [24]. Estos pueden venir de distintas fuentes, como moléculas, muestras de tejidos, rayos X o características fisiológicas.

Es importante hacer la distinción entre biomarcadores y evaluaciones de resultados clínicos (COA, por sus siglas en inglés). Los COA miden cosas que importan directamente a los pacientes y son cruciales para aprobar nuevos tratamientos, mientras que los biomarcadores sirven para muchas cosas, incluida la predicción de los COA. Los biomarcadores deben validarse antes de que puedan utilizarse como una medida confiable para la aprobación de nuevos tratamientos [25].

Se han definido varios subtipos de biomarcadores en función de sus posibles aplicaciones. Cabe destacar que un biomarcador puede cumplir múltiples criterios para diferentes tipos de biomarcadores, pero es importante desarrollar evidencia para cada definición. Así, aunque las definiciones pueden solaparse, también tienen características distintivas claras que especifican usos particulares. Estos son los biomarcadores que existen [25]:

- **Biomarcador de diagnóstico:** estos biomarcadores detectan o confirman la presencia de una enfermedad o condición de interés, o identifican a un subtipo específico de una enfermedad.
- **Biomarcador de monitoreo:** estos biomarcadores se miden a lo largo del tiempo para seguir la evolución de una enfermedad, la exposición a un tratamiento o la respuesta

a una terapia.

- **Biomarcador de respuesta:** estos biomarcadores cambian en respuesta a la exposición a un producto médico o a un agente ambiental.
- **Biomarcador predictivo:** estos biomarcadores predicen si es probable que un individuo o grupo experimente un efecto favorable o desfavorable por la exposición a un producto médico o agente ambiental.
- **Biomarcador de pronóstico:** estos biomarcadores identifican la probabilidad de que se produzca un acontecimiento clínico, la recurrencia de la enfermedad o su progresión en pacientes con una enfermedad o afección médica específica.
- **Biomarcador de seguridad:** estos biomarcadores indican la probabilidad, la presencia o el alcance de la toxicidad como acontecimiento adverso antes o después de la exposición a una intervención médica o a un agente ambiental.
- **Biomarcador de riesgo/susceptibilidad:** estos biomarcadores indican el potencial de desarrollo de una enfermedad o afección médica en individuos que actualmente no muestran ningún signo clínico.

6.6. Equipo de medición: Biopac Student Lab

El Biopac Student Lab (BSL) es un sistema que cuenta con hardware que posee una plataforma de adquisición de datos con amplificadores universales incorporados para registrar y acondicionar las señales eléctricas procedentes del corazón, los músculos, los nervios, el cerebro, los ojos, el sistema respiratorio y preparaciones de tejidos. El sistema de adquisición de datos recibe las señales de electrodos y transductores y se conecta a un PC que ejecuta el software BSL en diferentes sistemas operativos [26].

6.6.1. Sistema de adquisición de datos MP36

La unidad MP36 es un sistema de adquisición de datos que utiliza el software BSL. Equipada con un microprocesador interno, la unidad MP36 convierte eficientemente las señales analógicas entrantes en datos digitales que pueden ser procesados y analizados en una computadora. El MP36 dispone de cuatro canales de entrada analógica de 9 pines en su panel frontal. Estos canales permiten conectar sensores y transductores, y el software del sistema verifica automáticamente que los sensores correctos están conectados a los canales adecuados [27].

La unidad está diseñada para interactuar perfectamente con diversos dispositivos de entrada, como electrodos, transductores y dispositivos de entrada/salida. Además, todos los sensores y dispositivos se conectan al MP36 mediante conectores “Simple Sensor”, diseñados para facilitar las conexiones sin errores [27].

6.6.2. Sistema de posicionamiento de electrodos 10-20

Es un sistema que utiliza electrodos posicionados al 10 % y 20 % de la circunferencia de la cabeza, utilizando como referencia 4 puntos del cráneo. Estos puntos son el nasion, inion y los dos puntos preauriculares.

Los electrodos se nombran de acuerdo a su posición dentro del sistema 10-20. La primera parte de su nombre se refiere a la región y la segunda a la zona dentro de la región. Para la primera parte se tienen las siguientes regiones: F = frontal, C = central, P = parietal, T = temporal, O = occipital, A = auricular y Fp = fronto polar.

La segunda parte del nombre del electrodo indica su posición exacta. Los números se refieren a ubicaciones preestablecidas y el investigador debe conocer el sistema 10-20 para entender la diferencia entre ellas. Los números impares están en el lado izquierdo del cerebro y los pares en el derecho. Dentro de una región, los números más bajos se encuentran más cercanos a la línea media de la cabeza que los números más altos. Los electrodos de la línea media se designan con una “z” [15].

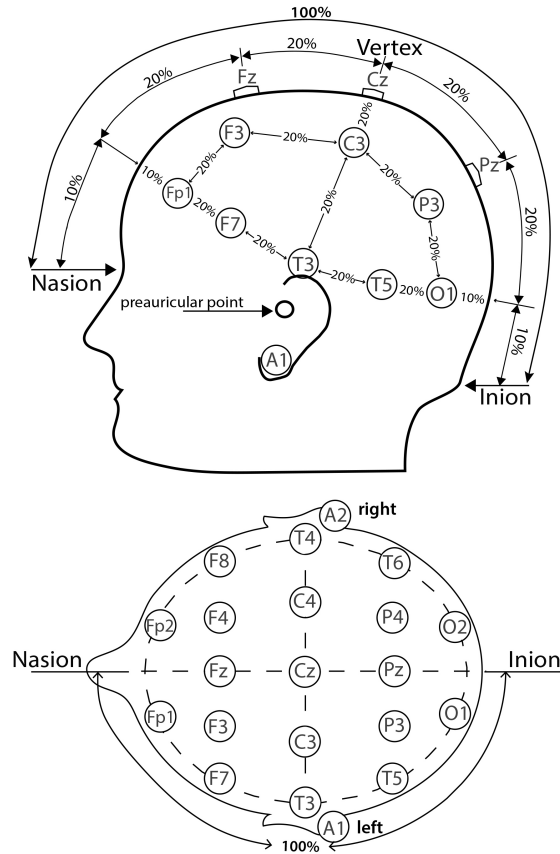


Figura 7: Colocación de los electrodos según el sistema 10-20 [28]

6.7. Sistema nervioso autónomo

El sistema nervioso autónomo (SNA), un componente fundamental del sistema nervioso periférico, regula procesos fisiológicos involuntarios como la frecuencia cardíaca, la presión arterial, la respiración, la digestión y la excitación sexual. Comprende tres divisiones anatómicas distintas: el sistema nervioso simpático, el parasimpático y el entérico (SNS, SNP y SNE, respectivamente) [29].

Los sistemas simpático y parasimpático tienen fibras que transmiten señales sensoriales al sistema nervioso central (SNC) y señales motoras del SNC al resto del cuerpo. Normalmente, estas señales viajan a través de dos neuronas: una en el cerebro o la médula espinal (llamada neurona preganglionar) y otra en el cuerpo (llamada neurona postganglionar) que conecta con los órganos o tejidos que controlan. El sistema nervioso entérico es una vasta e intrincada red de más de 100 millones de neuronas que gobierna principalmente la digestión y puede funcionar independientemente de las demás divisiones del sistema nervioso [29].

Las redes neuronales implicadas en el procesamiento del dolor están estrechamente interconectadas con el SNA. Estudios han demostrado que los estímulos dolorosos aumentan la frecuencia respiratoria, inducen tensión muscular, potencian la actividad electrodérmica y provocan dilatación pupilar. Las respuestas cardiovasculares también aumentan, aunque el patrón de respuesta al dolor es complejo. La expresión autonómica del dolor suele mostrar correlaciones incoherentes con los informes verbales y las respuestas motoras que se manifiestan[30].

6.8. Sistema somatosensorial

El sistema somatosensorial es responsable de todas las sensaciones tangibles que se experimentan, las cuales pueden incluir tacto, presión, postura, vibración, temperatura, textura, picor y dolor. Estas sensaciones se perciben por medio de varios tipos de receptores somatosensoriales, cuyas terminaciones nerviosas se encuentran en diversos tejidos del cuerpo, como piel, músculos, órganos y articulaciones [31].

La ruta somatosensorial sirve de conducto entre las distintas modalidades sensoriales del cuerpo, enviando información desde la periferia hasta el giro poscentral y las cortezas asociadas para transmitir información del entorno. Los distintos receptores somatosensoriales transmiten información a través de fibras nerviosas específicas que entran en los tractos del sistema nervioso central hacia el cerebro. Estos sentidos, cada uno de los cuales transmite una modalidad única de sensación, acaban procesándose e integrándose en el sistema nervioso central para ayudar a las personas a interactuar con los estímulos de su entorno. El destino final de estos estímulos sensoriales es el córtex somatosensorial [31].

El córtex somatosensorial primario (S1) y el córtex somatosensorial secundario (S2) son componentes críticos del lóbulo parietal del cerebro, responsables principalmente del procesamiento de la información sensorial. El S1 está situado justo detrás del surco central y suele denominarse giro poscentral. Esta región recibe información sensorial del núcleo ventral posterolateral (VPL) del tálamo a través de la cápsula interna y la corona radiata. La entrada se correlaciona con regiones corporales específicas, siguiendo una organización

somatotópica, lo que significa que cada parte del cuerpo se asigna a un área específica del giro poscentral contralateral. El córtex somatosensorial secundario (S2), situado junto al S1, procesa la información sensorial recibida del S1. El S2 tiene conexiones con el hipocampo y la amígdala, lo que contribuye a la integración e interpretación de los datos sensoriales para fundamentar las decisiones y reacciones basadas en experiencias previas. El S1 es esencial para identificar aspectos básicos del tacto, como la forma, el tamaño y la textura. Sin embargo, la información procesada por S1 es refinada e interpretada por S2 [31].

El homúnculo sensorial es una representación visual de la organización somatotópica dentro del giro poscentral. Ilustra cómo las distintas partes del cuerpo corresponden a áreas específicas del córtex sensorial. Su organización resalta los distintos grados de sensibilidad sensorial en el cuerpo, con áreas corticales más grandes dedicadas a regiones con mayor agudeza táctil [31].

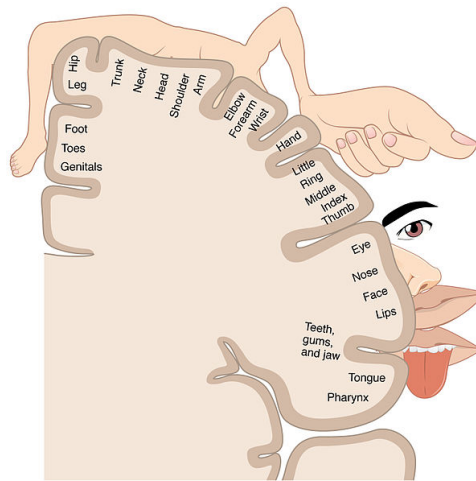


Figura 8: Homúnculo sensorial [32]

6.9. Procesamiento del cerebro: temperatura

La ubicación de un córtex térmico en el cerebro que tenga la habilidad de detectar la temperatura, ha sido objeto de un amplio debate. Recientemente, al estudiar ratones, cuyos cerebros son similares al de los humanos, se descubrió una región del cerebro responsable de la percepción de la temperatura. Las neuronas del córtex somatosensorial primario responden cuando la piel entra en contacto con temperaturas frías, pero no con temperaturas calientes. Al investigar más a fondo, se identificaron neuronas que respondían en una región lateral del cerebro llamada corteza insular posterior. Observando la respuesta individual de estas neuronas en la corteza insular posterior, se encontró que hay neuronas específicas que responden al frío, neuronas específicas que responden al calor y muchas que responden tanto al frío como al calor. Las neuronas cálidas y frías reaccionaron de forma muy diferente: las neuronas cálidas respondieron a la temperatura absoluta, mientras que las frías lo hicieron al cambio relativo de temperatura. Además, las respuestas de las neuronas frías se activaron más rápidamente y se apagaron antes que las de las cálidas, lo que sugiere la existencia de rutas separadas para la percepción del frío y del calor [33].

6.10. Procesamiento del cerebro: tacto agradable

El procesamiento cerebral del tacto agradable implica una compleja interacción de varias regiones corticales que están específicamente sintonizadas con diferentes aspectos afectivos de los estímulos somatosensoriales. Se han utilizado imágenes por resonancia magnética funcional (fMRI) para delimitar estas regiones comparando las activaciones cerebrales en respuesta al tacto agradable, al tacto doloroso y al tacto neutro. Los resultados indican que la corteza orbitofrontal (COF) es un área clave activada por estímulos placenteros y dolorosos, aunque diferentes subregiones dentro de la COF son responsables del procesamiento de estos distintos tipos de tacto. Esto sugiere que la COF dispone de vías especializadas para codificar las cualidades afectivas del tacto, distinguiendo entre experiencias agradables y dolorosas [34].

Además, se destaca el papel de la corteza cingulada anterior (CCA) en el procesamiento afectivo del tacto. La parte rostral del CCA se activa predominantemente con el tacto agradable, mientras que una parte más posterior y dorsal responde a los estímulos dolorosos. Esta segregación funcional dentro del CCA subraya su implicación en la evaluación emocional de la entrada somatosensorial, contribuyendo a la experiencia afectiva global [34].

Curiosamente, el córtex somatosensorial primario (S1) muestra un patrón de activación diferente. Responde más al tacto neutro que a los estímulos agradables y dolorosos. Esto indica que el S1 se dedica principalmente a procesar los atributos físicos del tacto más que sus cualidades afectivas. El córtex somatosensorial secundario (S2), especialmente en la parte media de la península, también sigue este patrón, mostrando una mayor activación para el tacto neutro [34].

La ínsula posterior se activa selectivamente con el dolor, destacando su papel en el procesamiento nociceptivo. Diferentes partes del tronco encefálico se activan en todas las condiciones táctiles, lo que refleja su implicación en la red somatosensorial más amplia [34].

6.11. Procesamiento del cerebro: dolor

El dolor resulta de interacciones dinámicas entre procesos sensoriales y contextuales. Es una experiencia sensorial y emocional que indica una amenaza y promueve un comportamiento de protección hacia el individuo. El dolor es el resultado de la integración de información nociceptiva y contextual mediada por procesos de feedforward y feedback en el cerebro humano. Este proceso de integración no es estático, sino que se ajusta dinámicamente a las exigencias de la vida diaria [35].

El dolor se asocia a la activación de una amplia red de áreas cerebrales que incluyen las cortezas somatosensorial, insular, cingulada y prefrontal, el tálamo, áreas subcorticales y el tronco encefálico. Ninguna de estas áreas procesa o determina la experiencia del dolor por su cuenta, por lo que se cree que la integración de la actividad neuronal en estas distintas áreas cerebrales es lo que determina el dolor. Este proceso de integración debe ser altamente flexible para ajustar continuamente el dolor a las demandas momentáneas de comportamiento [35].

El dolor se asocia no sólo a una red de áreas cerebrales dinámicas, sino también a patrones

complejos temporales y espectrales de actividad cerebral. Particularmente se han observado ondas theta, alfa, beta y gamma. Sin embargo, aún no existe un marco general sobre el significado de estas oscilaciones para el dolor [35].

6.11.1. Dolor fásico

El dolor fásico se refiere a un aspecto específico del procesamiento nociceptivo en el cerebro caracterizado por respuestas neurales transitorias a estímulos nocivos breves. Se han identificado 3 distintos componentes en respuesta a este tipo de dolor [35]:

1. Este tipo de dolor experimentado evoca un aumento de la actividad neuronal a frecuencias inferiores a 10 Hz. Esta actividad se origina en el córtex sensoriomotor y el opérculo frontoparietal. Estas respuestas coinciden con los potenciales evocados relacionados con el ronocidos.
2. Los estímulos de dolor fásico suprimen transitoriamente las oscilaciones en las frecuencias alfa y beta, las cuales se producen en latencias de entre 300 y 1000 ms aproximadamente y se observan en el córtex sensoriomotor y las áreas occipitales.
3. Los estímulos de dolor fásico inducen oscilaciones a frecuencias gamma en el córtex sensoriomotor con latencias de entre 150 y 350 ms.

El significado funcional de estos distintos componentes no se conoce del todo, pero hay pruebas que sugieren que son diferencialmente sensibles a diversas modulaciones del dolor.

6.11.2. Dolor tónico

El dolor tónico se refiere a las experiencias de dolor sostenido o de mayor duración, que suelen durar minutos o más. A diferencia de los estímulos dolorosos fásicos breves, que inducen respuestas neuronales rápidas y transitorias, el dolor tónico implica una activación prolongada de las vías de procesamiento del dolor en el cerebro. Los estudios que investigan el dolor tónico han revelado patrones distintos de actividad neuronal en comparación con el dolor fásico [35]:

- El dolor tónico se asocia a la supresión de oscilaciones en frecuencias alfa. Aunque las oscilaciones alfa suelen suprimirse durante diversos procesos mentales, algunos estudios sugieren que esta supresión durante el dolor tónico puede ser específica de la percepción del dolor, ya que se correlaciona con la intensidad del dolor.
- A diferencia del dolor fásico, en el que las oscilaciones gamma se registran en áreas sensoriomotoras y están relacionadas con la nocicepción, durante el dolor tónico las oscilaciones gamma se registran en áreas cerebrales asociadas con el procesamiento emocional-motivacional, como el córtex prefrontal medial. Estas oscilaciones gamma codifican la experiencia subjetiva del dolor más que la nocicepción.

6.11.3. Dolor crónico

El dolor crónico se define como un dolor persistente o de larga duración que persiste más allá del tiempo normal de curación, y que suele durar meses o incluso años. En el dolor crónico, la relación entre nocicepción y dolor suele ser débil o perderse, lo que indica una integración anormal de la información nociceptiva y contextual. Los estudios que examinan los mecanismos neurales subyacentes al dolor crónico han identificado varias anomalías en la actividad cerebral oscilatoria [35]:

- Los pacientes con dolor crónico suelen presentar un aumento de las oscilaciones theta. Se ha propuesto que estas oscilaciones anormales perturban la actividad normal del cerebro, lo cual puede contribuir al desarrollo y la persistencia de los síntomas de dolor crónico.
- El dolor crónico también se asocia a una ralentización de la frecuencia alfa máxima. Esta ralentización de la actividad del electroencefalograma se observa en diversos trastornos neuropsiquiátricos.
- Se observa un aumento de las oscilaciones en las frecuencias alfa y beta en los pacientes con dolor crónico. Los aumentos en las oscilaciones beta se ven especialmente en las áreas cerebrales frontales.

6.12. Aprendizaje automático

El aprendizaje automático es un campo de la inteligencia artificial que se enfoca en el desarrollo de algoritmos que le permitan a las máquinas aprender de los datos y mejorar su rendimiento en tareas específicas sin estar explícitamente programadas para ellas. Este proceso de aprendizaje implica analizar grandes conjuntos de datos, identificar patrones y utilizarlos para hacer predicciones o tomar decisiones. El proceso suele incluir el entrenamiento de modelos, en el que la máquina se expone a los datos y aprende a generalizar a partir de ellos para poder hacer predicciones precisas sobre datos que no ha visto [36].

6.12.1. Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado es el tipo más común de aprendizaje automático. El algoritmo se entrena con un conjunto de datos etiquetados, lo que significa que cada ejemplo de entrenamiento posee una etiqueta de entrada junto con su salida correcta. El objetivo del algoritmo es aprender a predecir la relación entre las entradas y las salidas correctas [36]. Este tipo de aprendizaje puede utilizarse para reducir la complejidad de la clasificación y la regresión. Algunos ejemplos de este tipo de aprendizaje son: redes neuronales y máquinas de vectores de soporte [37].

6.12.2. Aprendizaje no supervisado

El aprendizaje no supervisado se entrena con conjuntos de datos no etiquetados. En lugar de predecir resultados, el algoritmo intenta descubrir patrones o estructuras ocultas en los datos. Esto involucra tratar de encontrar similitudes entre los datos, generando *clusters* o grupos de datos [36]. Este tipo de aprendizaje puede utilizarse para la agrupación, el análisis de asociación y la reducción de la dimensionalidad. Un ejemplo de este tipo de aprendizaje es el agrupamiento K-medias (K-means) y el agrupamiento jerárquico [37].

Agrupamiento K-medias

K-means es un algoritmo de agrupación no supervisado que divide un conjunto de datos en un número predefinido de *clusters*. Dado un conjunto de datos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ en un espacio euclidiano d -dimensional \mathbb{R}^d , K-means asigna cada punto de datos x_i a uno de los c clusters minimizando la varianza dentro de cada cluster. Cada cluster está representado por un centro o punto medio a_k , y los puntos de datos se asignan a los clusters en función de su proximidad a estos centros, medida por la distancia euclídeana [38].

El objetivo de K-means es minimizar la suma de las distancias al cuadrado entre cada punto de datos y su centro de cluster asignado:

$$J(z, A) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c z_{ik} \|x_i - a_k\|^2 \quad (1)$$

donde z_{ik} es una variable indicadora binaria igual a 1 si x_i se asigna al cluster k y 0 en caso contrario.

El algoritmo K-means actualiza iterativamente los centros y miembros de los clusters para minimizar esta función objetivo. Los centros de los clusters a_k se actualizan calculando la media de todos los puntos de datos asignados a cada cluster:

$$a_k = \frac{\sum_{i=1}^n z_{ik} x_i}{\sum_{i=1}^n z_{ik}} \quad (2)$$

Después, cada punto de datos se reasigna al centro de *cluster* más cercano:

$$z_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{si } \|x_i - a_k\|^2 = \min_{1 \leq j \leq c} \|x_i - a_j\|^2 \\ 0 & \text{otros casos} \end{cases} \quad (3)$$

Sin embargo, K-means tiene limitaciones, como el requisito de especificar el número de clusters c de antemano, que puede no conocerse, y la sensibilidad a la selección inicial del centro del cluster, que puede afectar al resultado final de la agrupación [38].

Agrupamiento jerárquico

Los algoritmos de agrupamiento jerárquico construyen una estructura de grupos que va desde grupos pequeños hasta conjuntos más grandes, formando una jerarquía. Son ampliamente utilizados en análisis de datos porque permiten una exploración más detallada y matizada en comparación con los métodos no jerárquicos. En estos algoritmos, los datos inician como grupos independientes y se van combinando de manera iterativa de acuerdo con un criterio específico, como la distancia euclideana, que mide la similitud entre grupos [39].

Existen dos tipos principales de algoritmos jerárquicos: los aglomerativos y los divisivos. Los aglomerativos parten de grupos individuales y los fusionan progresivamente hasta obtener un único grupo que engloba todos los datos. En cambio, los divisivos comienzan con todos los datos en un solo grupo, que luego se divide sucesivamente hasta que cada dato es un grupo independiente [39].

Una ventaja de los algoritmos jerárquicos es que proporcionan un mapa de cómo los grupos se relacionan entre sí, lo que facilita una comprensión más rica de la estructura interna de los datos. Además, tienden a ser más resistentes a los valores atípicos, ya que estos pueden formar grupos aislados sin afectar la agrupación general. No obstante, los algoritmos jerárquicos suelen requerir más recursos computacionales que los métodos no jerárquicos y pueden ser más complejos de interpretar [39].

6.12.3. Aprendizaje semisupervisado

El aprendizaje semisupervisado es un tipo de aprendizaje híbrido que se entrena con una pequeña cantidad de datos etiquetados y una gran cantidad de datos no etiquetados. Inicialmente, el algoritmo aprende de los datos etiquetados y luego aplica lo que ha aprendido a los datos sin etiquetar, a menudo utilizando técnicas como el autoentrenamiento o el coentrenamiento [36].

6.12.4. Aprendizaje reforzado

El aprendizaje reforzado permite a las máquinas o agentes aprender su comportamiento a partir de experiencias previas. Las máquinas recopilan datos de retroalimentación para mejorar su rendimiento [37]. Se utiliza habitualmente para juegos, robótica y navegación, ya que el algoritmo puede descubrir mediante prueba y error qué acciones pueden producir los mejores resultados [36].

6.13. Métrica Rand Index

El Rand Index es una medida utilizada para comparar la similitud entre dos agrupaciones evaluando cómo se clasifican los pares de elementos en cada agrupación. Considera cuatro conjuntos de pares: pares agrupados en el mismo *cluster* en ambas agrupaciones (N11), pares

agrupados en el mismo *cluster* en una agrupación pero no en el otro (N10 y N01), y pares agrupados en *clusters* diferentes en ambas agrupaciones (N00). N11 y N00 representan el acuerdo entre las agrupaciones, mientras que N10 y N01 reflejan el desacuerdo.

$$\begin{aligned}
N_{11} &= \sum_{k,m=1}^{K_A, K_B} \binom{n_{km}}{2} = \frac{1}{2} \left(\sum_{k,m=1}^{K_A, K_B} n_{km}^2 - N \right) \\
N_{10} &= \sum_{k=1}^{K_A} \binom{a_k}{2} - N_{11} = \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^{K_A} a_k^2 - \sum_{k,m=1}^{K_A, K_B} n_{km}^2 \right) \\
N_{01} &= \sum_{m=1}^{K_B} \binom{b_m}{2} - N_{11} = \frac{1}{2} \left(\sum_{m=1}^{K_B} b_m^2 - \sum_{k,m=1}^{K_A, K_B} n_{km}^2 \right) \\
N_{00} &= \binom{N}{2} - N_{11} - N_{10} - N_{01}
\end{aligned}$$

Figura 9: Ecuaciones empleadas para la clasificación de los pares de elementos [40]

El Rand Index se calcula como la relación entre los pares correctamente clasificados ($N_{11} + N_{00}$) y el número total de pares. Oscila entre 0, que indica ausencia de similitud, y 1, que representa agrupaciones idénticas. Sin embargo, a medida que aumenta el número de elementos, la medida se ve más influida por N_{00} , lo que reduce su sensibilidad a los pares de elementos concurrentes. Además, el índice puede verse afectado por el número de *clusters*, lo que lleva a una convergencia potencial a 1 a medida que aumenta el número de agrupaciones, que es una propiedad indeseable para una medida de similitud [40].

6.14. Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principal (PCA, por sus siglas en inglés) es una técnica de reducción de dimensionalidad que se utiliza habitualmente para el preprocesamiento de datos para su uso con algoritmos de aprendizaje automático. Es capaz de extraer las características más informativas de grandes conjuntos de datos preservando al mismo tiempo la información más relevante del conjunto de datos inicial. Esto reduce la complejidad del modelo, ya que la adición de cada nueva característica afecta negativamente al rendimiento del modelo, lo que también se conoce comúnmente como *the curse of dimensionality* [41].

Al proyectar un conjunto de datos de alta dimensión en un espacio de características más pequeño, el PCA también minimiza, o elimina por completo, problemas comunes como la multicolinealidad y el *overfit*. La multicolinealidad se produce cuando dos o más variables independientes están muy correlacionadas entre sí, lo que puede ser problemático para el modelado causal. Los modelos con *overfit* se generalizan mal a los nuevos datos, lo que disminuye su valor por completo. El PCA es un enfoque comúnmente utilizado en el análisis de regresión, pero también se aprovecha para una variedad de casos de uso, tales como el reconocimiento de patrones, procesamiento de señales, procesamiento de imágenes y más [41].

6.15. VAT: herramienta para la evaluación visual de la tendencia

La herramienta VAT (Visual Assessment of (Cluster) Tendency) es un método visual para evaluar la tendencia de agrupación de un conjunto de datos, introducido para ayudar a los usuarios a identificar posibles agrupaciones antes de aplicar algoritmos formales de agrupación. El VAT funciona transformando un conjunto de datos en una matriz de disimilitud por pares, en la que cada elemento representa la distancia entre un par de puntos de datos. Al reordenar esta matriz y mostrarla como una imagen de intensidad, VAT ordena los objetos similares cerca unos de otros, resaltando los posibles *clusters* a lo largo de la diagonal principal de la imagen, como se observa en la Figura 10. En esta imagen, las agrupaciones aparecen como bloques oscuros de píxeles, cada uno de los cuales representa un grupo de puntos de datos estrechamente relacionados. Esta presentación visual preliminar puede responder a la pregunta esencial de si es probable que existan agrupaciones dentro de los datos, proporcionando una forma sencilla de evaluar el potencial de agrupación sin aplicar algún algoritmo de agrupamiento [42].

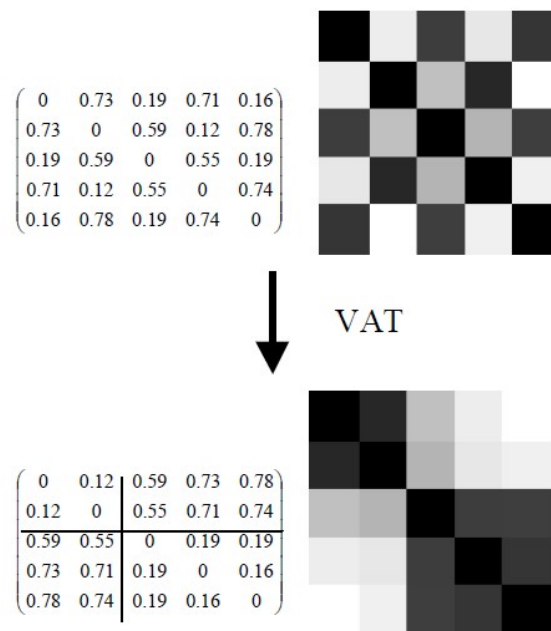


Figura 10: Matriz de similitud e imagen resultante de aplicar VAT a un conjunto de datos [42]

En este capítulo se describe en detalle la metodología empleada para la recolección, preprocesamiento y análisis de los datos utilizando algoritmos de agrupamiento o *clustering*. El proceso comenzó con la elaboración del consentimiento informado, seguido de la definición de las pruebas experimentales y las señales bioeléctricas a registrar. Posteriormente, se explica el procedimiento de preprocesamiento de los datos, la extracción de características relevantes y, finalmente, la aplicación de los algoritmos de agrupamiento.

7.1. Consentimiento informado para el estudio

Este documento tuvo como finalidad informar detalladamente a los participantes sobre los objetivos del estudio, los procedimientos que se llevarían a cabo durante las pruebas, el manejo y la confidencialidad de sus datos, así como los riesgos y beneficios asociados a su participación. Además, se enfatizó la naturaleza voluntaria de su participación, asegurando que puede retirarse en cualquier momento sin repercusiones.

El consentimiento fue entregado al inicio de cada sesión para que los participantes pudieran leerlo cuidadosamente y firmarlo en caso de estar de acuerdo en formar parte del estudio. Este se incluye en el Capítulo 15).

7.2. Recolección de datos

Para obtener una variedad de puntos de comparación entre las diferentes sensaciones experimentadas, se determinó que se quería recolectar información de cuatro tipos específicos de sensaciones. Estos datos se capturaron mediante el registro de al menos tres tipos de señales bioeléctricas.

7.2.1. Pruebas experimentales

Las pruebas experimentales se hicieron en sesiones de 45 minutos. En promedio, se realizaron 2 sesiones por sujeto. Estas fueron llevadas a cabo en un salón libre de distracciones, mientras el sujeto estaba sentado con los ojos cerrados, esto con el fin de minimizar la posibilidad de que las señales medidas se vieran afectadas por otros estímulos ajenos a los de las pruebas o por movimientos musculares u oculares.

Del mismo modo, previo a la realización de las pruebas se le envió a cada participante una serie de requisitos y de instrucciones para que pudieran participar en las pruebas. Esto con el objetivo de asegurarse de que los resultados no se vieran sesgados por otras variables, como el consumo de alcohol o el padecimiento de una enfermedad o desorden mental. Estas instrucciones se pueden apreciar en los anexos de este trabajo (ver Capítulo 15).

Previo a las pruebas, se tomó una grabación “base” de 1 minuto de duración para la cual no se le aplicó ningún estímulo al sujeto. Esta grabación se utilizó para comparar las señales obtenidas de las demás pruebas.

Las pruebas realizadas fueron:

Prueba de agua fría

Esta prueba consistió en sumergir la mano dominante en un recipiente con agua a 13 °C durante 1 minuto. Con esta prueba se buscaba evocar en el sujeto la sensación de dolor. Cada 15 segundos se le pedía al sujeto que pensara en una escala del 1 al 10, qué tanto dolor estaba experimentando. Siendo 1 “sin dolor” y 10 “dolor extremo”. El paciente reportaba sus puntuaciones al finalizar la grabación.

Prueba de aromas

Esta prueba consistió en oler 4 distintos aceites esenciales a lo largo de 2 minutos y 40 segundos (30 segundos de exposición al aceite y 10 segundos entre cada aceite). Con esta prueba, se buscaba evocar en el sujeto la sensación de agrado. Al finalizar la grabación, se le pedía al sujeto que indicara en una escala del 1 al 10, qué tan agradable le pareció cada olor. Siendo 1 “nada agradable” y 10 “extremadamente agradable”.

Prueba de ruido

Consistió en escuchar 4 tonos que variaban en frecuencia (1000 Hz a 4000 Hz) que estaban entre 40 y 60 dB durante 2 minutos y 40 segundos (30 segundos de exposición al tono y 10 segundos entre cada tono). Con esta prueba, se buscaba evocar en el sujeto la sensación de desagradado. Al finalizar la grabación, se le pedía al sujeto que indicara en una escala del 1 al 10, qué tan desagradable le pareció cada tono. Siendo 1 “nada desagradable” y 10 “extremadamente desagradable”.

Prueba de crema con efecto calórico

Consistió en aplicar crema con efecto calórico en la parte de atrás de la mano dominante del sujeto. Las mediciones se realizaron durante 2 minutos después de que la crema hiciera efecto. Con esta prueba se buscaba evocar en el sujeto la sensación de calor. Cada 30 segundos se le pedía al sujeto que pensara en una escala del 1 al 10, qué tanto calor estaba experimentando. Siendo 1 "sin calor" y 10 “calor extremo”. El paciente reportaba sus puntuaciones al finalizar la grabación.

7.2.2. Señales bioeléctricas medidas

Para la medición de las señales bioeléctricas de interés, se utilizó la unidad Biopac MP36 junto con electrodos de superficie, tres conectores SS2LB y un transductor SS5LB. Las señales seleccionadas para el estudio fueron: EEG, ECG, EMG y respiración. Cabe destacar que la respiración no se midió en los primeros cinco participantes, ya que esta señal bioeléctrica no fue considerada inicialmente para el estudio. Su inclusión se decidió después de haber comenzado las pruebas experimentales.

EEG

Inicialmente, se tenía la intención de medir estas señales utilizando el Electro-Cap y la Cyton Board disponibles en la universidad, con el objetivo de registrar múltiples canales de EEG y obtener así una representación más detallada de la actividad cerebral. Sin embargo, después de varias semanas de intentos, no fue posible obtener mediciones satisfactorias con este equipo. Por esta razón, se optó por emplear un canal del sistema Biopac MP36 para realizar las mediciones.

La señal del EEG se registró utilizando tres electrodos en la cabeza. Los electrodos conectados a GND y VIN- se colocaron en las mismas posiciones que se observan en la Figura 11. El tercer electrodo, conectado a VIN+, se colocó en la posición Cz, siguiendo el sistema de posicionamiento 10-20. Una vez colocados y conectados los electrodos, se vendó la cabeza del participante para garantizar un contacto adecuado y estable.



Figura 11: Ejemplo de colocación de electrodos incluido en lección 3 del Biopac Student Lab [26]

EKG

Para la medición de la señal del ECG, se colocó un electrodo en el antebrazo de la mano no dominante del participante, mientras que otros dos se colocaron a aproximadamente una pulgada de los tobillos, como se muestra en la Figura 12.

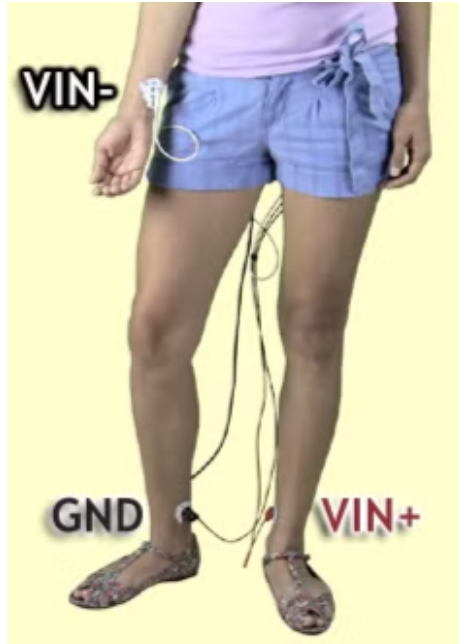


Figura 12: Ejemplo de colocación de electrodos incluido en lección 5 del Biopac Student Lab [26]

EMG

Para registrar la actividad electromiográfica, se colocaron tres electrodos: uno en la clavícula (conectado a GND), otro en el pómulo (VIN-) y un tercero en el músculo masetero (VIN+), con el objetivo de captar los movimientos mandibulares que pudieran ocurrir como respuesta al dolor o a estímulos desagradables. Los electrodos se ubicaron en el lado opuesto a la mano dominante del participante.

Respiración

La medición de la respiración se realizó utilizando el transductor SS2LB, colocado alrededor del pecho del participante, como se muestra en la Figura 13.



Figura 13: Ejemplo de colocación de transductor respiratorio incluido en lección 8 del Biopac Student Lab [26]

Parámetros para cada señal

La Figura 14 muestra los parámetros seleccionados para cada canal, incluyendo las frecuencias captadas y las tasas de muestreo utilizadas para cada tipo de señal bioeléctrica.

Acquire	Plot	Value	Channel	Label	Preset	Channel Sampling Rate
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	CH1	EEG (.5 - 35 Hz)	Electroencephalogram (EEG), .5 - 35 Hz	500.000 Hz
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	CH2	ECG (.05 - 35 Hz)	Electrocardiogram (ECG), .05 - 35 Hz	500.000 Hz
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	CH3	EMG (30 - 500 Hz)	Electromyogram (EMG), 30 - 500 Hz	2.000 kHz
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	CH4	Respiration	Respiration (SS5LB)	125.000 Hz

Figura 14: Parámetros seleccionados para cada canal del MP36

7.3. Preprocesamiento de señales

Una vez recolectados los datos de cada sesión, fue necesario convertir los archivos grabados al formato `.edf` para poder procesarlos en MATLAB.

El preprocesamiento de las señales incluyó dos fases principales: segmentación y filtrado. Las señales fueron recortadas para asegurar que todas tuvieran la misma duración en cada prueba. Además, para algunas se eliminaron los primeros segundos de las grabaciones para evitar artefactos iniciales, y en las pruebas de aromas y ruido, se eliminaron los intervalos de 10 segundos entre estímulos.

Para el filtrado de las señales, se utilizaron filtros IIR de orden 10 y 8, ajustados de acuerdo con el tipo de señal (EEG, ECG, EMG o respiración), con el fin de eliminar el ruido y los artefactos no deseados.

La Figura 15 ilustra el procedimiento implementado para el preprocesamiento de las señales recolectadas.

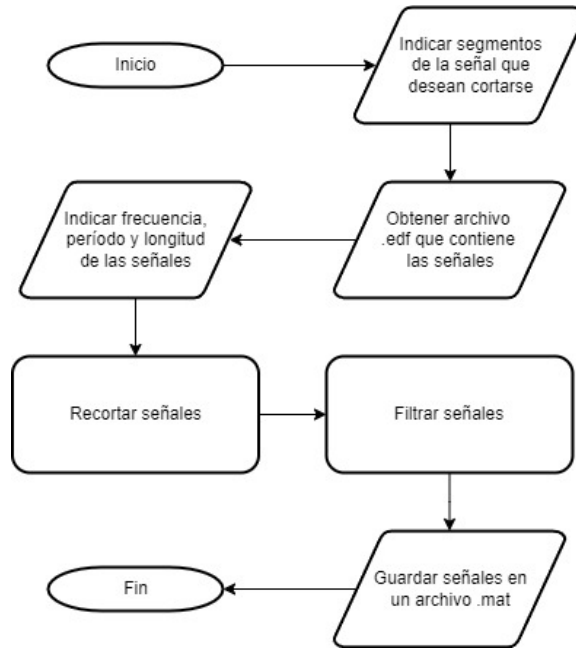


Figura 15: Flujograma del preprocesamiento de las señales bioeléctricas

7.4. Aprendizaje automático

Esta parte detalla los pasos que fueron necesarios para aplicar los algoritmos de agrupamiento a las señales bioeléctricas preprocesadas.

7.4.1. Agrupamiento de datos

Las señales recolectadas se agruparon tanto a nivel intersujeto como intrasujeto para su posterior análisis mediante algoritmos de aprendizaje automático. El propósito de este enfoque fue evaluar el desempeño de los algoritmos de agrupamiento en ambos casos, buscando comparar el desempeño del agrupamiento cuando se consideran las sesiones de todos los participantes y cuando se analizan únicamente las sesiones de un mismo individuo.

7.4.2. Extracción de características

Para la extracción de características de las señales preprocesadas, primero se decidió qué características serían de mayor interés para cada tipo de señal. Posteriormente, los vectores de características extraídos de cada sesión se agruparon según el tipo de señal y se almacenaron en un archivo `.mat` para facilitar su posterior análisis.

La Figura 16 ilustra el procedimiento implementado para la extracción de características de las señales bioeléctricas.

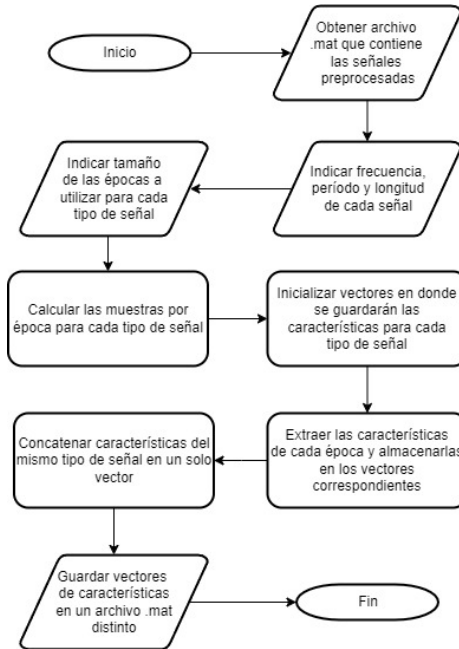


Figura 16: Flujograma de la extracción de características de las señales bioeléctricas

7.4.3. Aplicación de algoritmos de agrupamiento

Los algoritmos de agrupamiento aplicados fueron: K-medias y jerárquico, utilizando dos *clusters* por la naturaleza de las combinaciones realizadas.

Los algoritmos de agrupamiento se aplicaron a diversas combinaciones de los vectores de características extraídos de las señales bioeléctricas (EEG, ECG, EMG y respiración) para comparar las diferentes pruebas realizadas. En todos los casos, se realizó una comparación de la prueba base con cada una de las demás pruebas: agua, aromas, ruido y calor.

El análisis incluyó tanto el nivel intrasujeto como intersujeto, en los siguientes escenarios:

- **Agrupamiento intrasujeto:** para cada sujeto, se compararon las sesiones disponibles de las señales bioeléctricas de la prueba base con las de una prueba específica (por ejemplo, base y agua). Esto se hizo de manera independiente para cada tipo de señal (EEG, ECG, EMG y respiración), asegurando que cada señal se agrupara solo con su tipo correspondiente.

- **Agrupamiento intersujeto:** se agruparon las señales de todos los sujetos para evaluar el desempeño de los algoritmos a nivel global. Aquí también se compararon las señales de base con las de cada una de las demás pruebas (agua, aromas, ruido y calor) para cada tipo de señal bioeléctrica.

Finalmente, se aplicó la métrica Rand Index para determinar la validez de cada uno de los algoritmos de agrupamiento y su capacidad para identificar correctamente las agrupaciones esperadas.

La Figura 17 ilustra el procedimiento implementado para la aplicación de algoritmos de agrupamiento a las señales bioeléctricas.

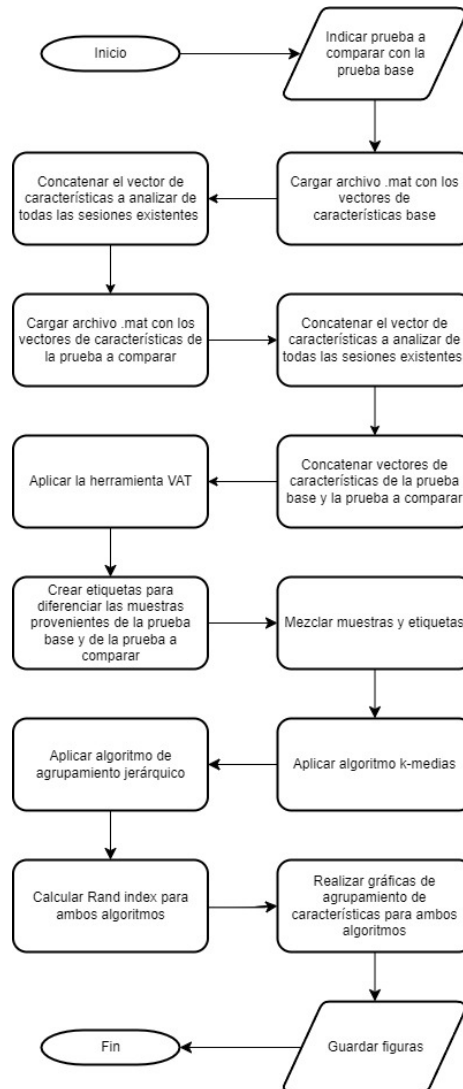


Figura 17: Flujograma de la aplicación de algoritmos de agrupamiento a las señales bioeléctricas

Recolección de datos

En este capítulo se presentan los resultados de la recolección de datos con la unidad Biopac MP36, así como algunas características de los participantes del estudio.

8.1. Participantes en el estudio

El Cuadro 1 muestra el número de señales recolectadas por cada sujeto, al igual que el número de sesiones realizadas con cada uno. Se resalta que no se recolectó la señal de respiración para los primeros 5 sujetos.

Sujeto	No. de sesiones	Señales obtenidas
1	3	EEG ECG EMG
2	2	EEG ECG EMG
3	2	EEG ECG EMG
4	2	EEG ECG EMG
5	2	EEG ECG EMG

6	2	EEG ECG EMG Respiración
7	2	EEG ECG EMG Respiración
8	2	EEG ECG EMG Respiración
9	2	EEG ECG EMG Respiración
10	2	EEG ECG EMG Respiración

Cuadro 1: Sujetos y señales obtenidas

8.2. Resultados de encuesta previa a las pruebas

Antes de proceder con las pruebas experimentales, los participantes llenaron una encuesta con el fin de registrar algunos de sus datos demográficos y de asegurar que sí hayan cumplido con los requisitos e instrucciones que se les compartió con antelación.

8.2.1. Datos demográficos

En el Cuadro 2 se observan los datos demográficos de los participantes del estudio.

Sujeto	Sexo	Edad	Mano dominante
1	Hombre	22	Derecha
2	Mujer	21	Izquierda
3	Hombre	22	Derecha
4	Hombre	21	Derecha
5	Hombre	23	Derecha
6	Hombre	22	Derecha
7	Hombre	22	Derecha
8	Hombre	24	Derecha
9	Mujer	23	Derecha
10	Mujer	22	Derecha

Cuadro 2: Datos demográficos de los participantes

Las Figuras 18, 19 y 20 muestran que la mayoría de los participantes eran hombres. También indican que los participantes se encontraban en el rango de edades de 21 a 24 años y que la mano derecha era la mano dominante de la gran mayoría.

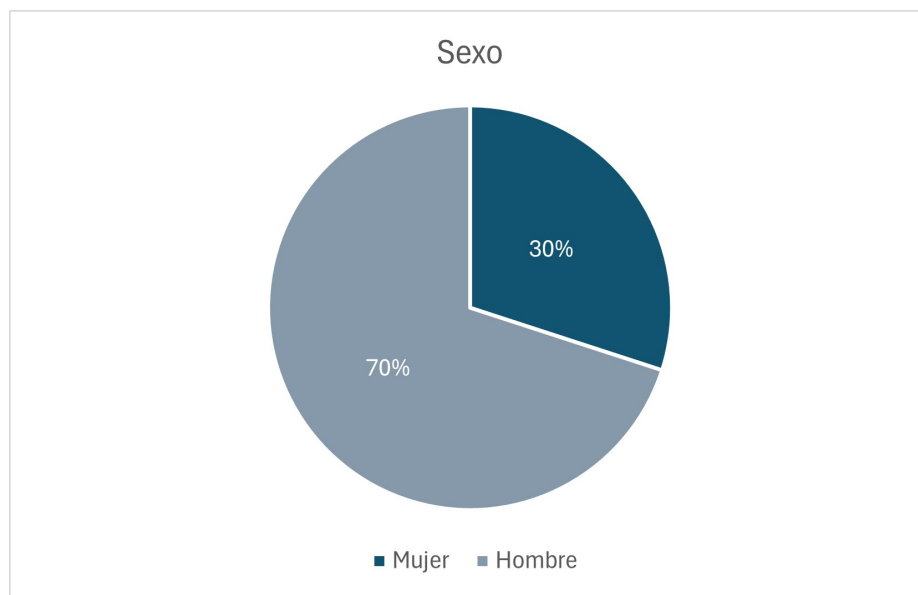


Figura 18: Sexo de los participantes

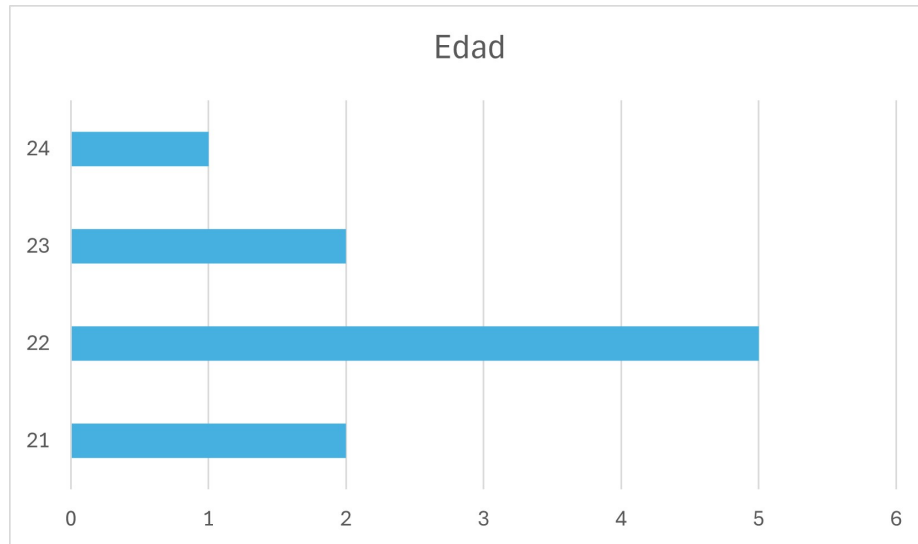


Figura 19: Edad de los participantes



Figura 20: Mano dominante de los participantes

8.2.2. Cumplimiento de los requisitos e instrucciones

La encuesta constaba de ocho preguntas destinadas a verificar que los participantes cumplieran con los requisitos establecidos y que habían seguido las instrucciones proporcionadas (véase el Capítulo 15).

Todos los participantes respondieron de manera que demostraron haber cumplido con los requisitos y seguido las instrucciones indicadas, por lo que se procedió a realizar las pruebas experimentales.

Resultados del agrupamiento con distintos parámetros de extracción de características

En este capítulo se presentan los resultados del agrupamiento obtenidos al variar las características extraídas y las épocas.

Para cada caso, se describen los parámetros seleccionados para la extracción de las características y se incluyen gráficos que comparan los resultados de cada algoritmo de agrupamiento con las clases reales de los datos. Además, se presentan los valores del Rand Index para cada algoritmo. Finalmente, se discuten el significado y las implicaciones de los resultados obtenidos.

En la última sección de este capítulo se aborda la utilización de la herramienta VAT, que permitió visualizar patrones en los datos, incluso frente a la complejidad de la multidimensionalidad de estos.

9.1. Resultados con parámetros de extracción iniciales, con datos normalizados

9.1.1. Parámetros utilizados para la extracción de características

Para la extracción de características inicial se seleccionó una combinación de características en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia.

A continuación, se detallan las características extraídas para cada tipo de señal:

- **EEG**

1. Potencia de banda delta
2. Potencia de banda theta
3. Potencia de banda alfa
4. Potencia de banda beta
5. Potencia de banda gamma

- **ECG**

1. Frecuencia cardíaca (HR)
2. Variabilidad de frecuencia cardíaca (HRV)
3. Razón LF/HF

- **EMG**

1. Media cuadrática (RMS)
2. Valor medio absoluto (MAV)
3. Frecuencia media

- **Respiración**

1. Número de respiraciones
2. Amplitud de respiración
3. Frecuencia respiratoria media

Las épocas utilizadas para la extracción de características fueron las siguientes:

- **EEG**: 2 segundos
- **ECG**: 5 segundos
- **EMG**: 2 segundos
- **Respiración**: 5 segundos

Adicionalmente, los datos de las características extraídas fueron normalizados mediante la normalización *z-score*, con la intención de hacerlos comparables tanto entre sesiones como entre sujetos.

9.1.2. Resultados de los algoritmos de agrupamiento

Agrupamiento de datos: intrasujeto

Comparación: base - agua

ECG

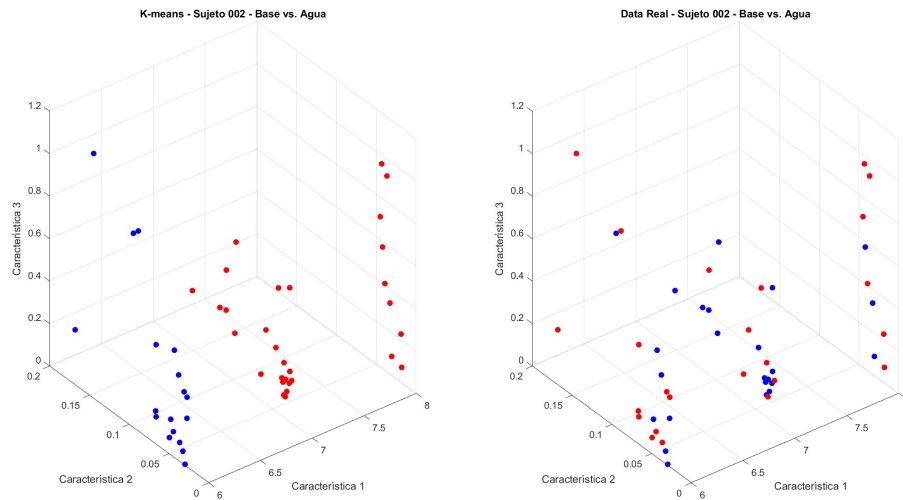


Figura 21: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

EMG

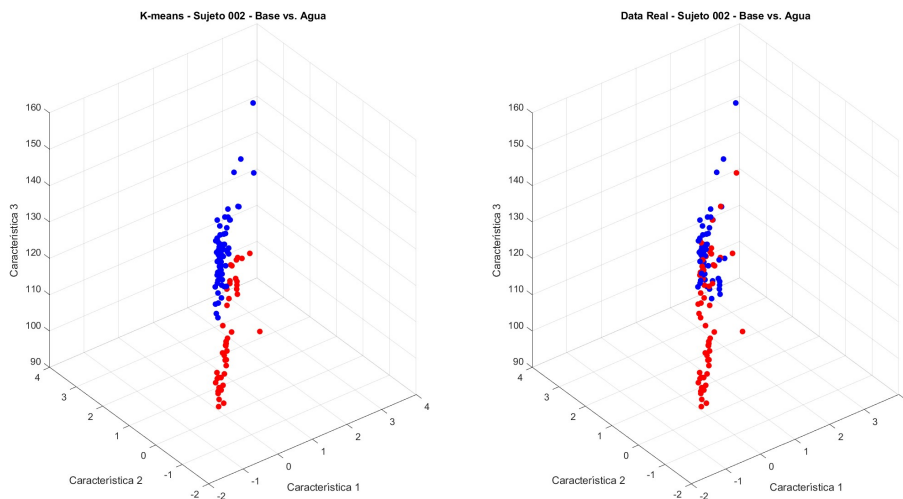


Figura 22: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	49.69 %	49.64 %
EMG	56.22 %	57.15 %
ECG	50.95 %	51.08 %
Respiración	51.32 %	53.13 %

Cuadro 3: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - aromas

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	50.47 %	51.08 %
EMG	57.88 %	56.20 %
ECG	51.83 %	52.50 %
Respiración	54.75 %	53.99 %

Cuadro 4: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - ruido

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	50.84 %	51.84 %
EMG	54.15 %	54.87 %
ECG	52.08 %	52.08 %
Respiración	50.29 %	50.28 %

Cuadro 5: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - calor

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	50.68 %	50.74 %
EMG	56.22 %	57.76 %
ECG	51.99 %	52.12 %
Respiración	51.08 %	50.68 %

Cuadro 6: Promedio de resultados Rand Index

9.1.3. Agrupamiento de datos: intersujeto

Comparación: base - agua

ECG

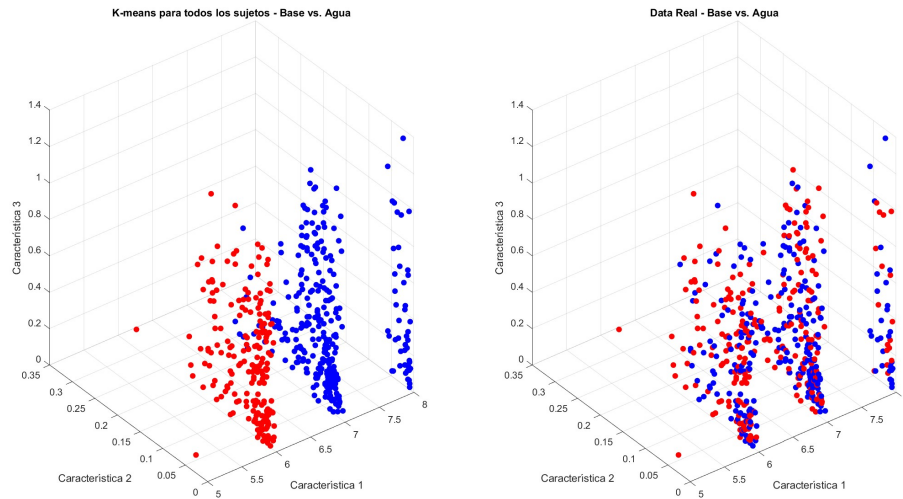


Figura 23: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

EMG

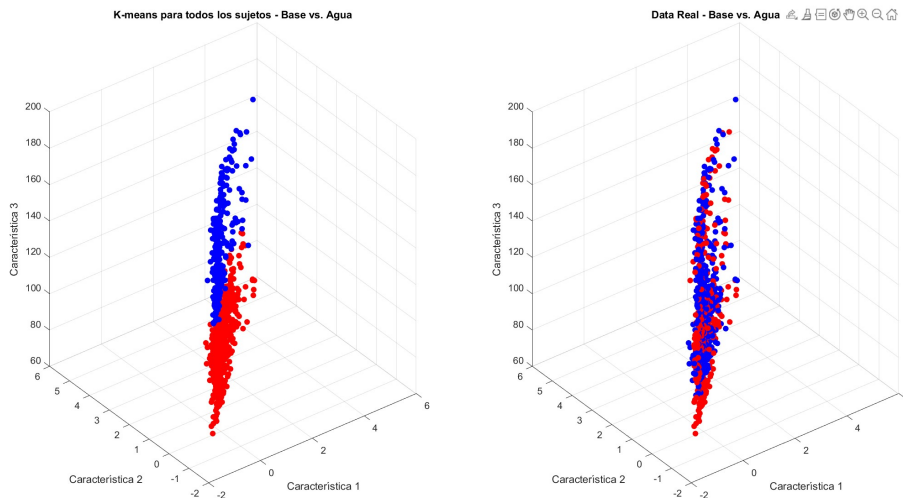


Figura 24: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	49.96 %	50.10 %
EMG	50.91 %	50.06 %
ECG	50.39 %	50.39 %
Respiración	49.76 %	49.80 %

Cuadro 7: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - aromas

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	50.44 %	50.02 %
EMG	52.89 %	52.53 %
ECG	50.06 %	50.06 %
Respiración	49.85 %	49.94 %

Cuadro 8: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - ruido

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	50.99 %	50.21 %
EMG	51.15 %	51.34 %
ECG	50.06 %	50.06 %
Respiración	50.00 %	50.71 %

Cuadro 9: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - calor

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	50.75 %	50.15 %
EMG	50.69 %	50.54 %
ECG	54.41 %	50.19 %
Respiración	50.64 %	52.41 %

Cuadro 10: Promedio de resultados Rand Index

9.1.4. Discusión de resultados

En el caso del agrupamiento intrasujeto, los valores del Rand Index se sitúan alrededor del 52 % para las cuatro comparaciones realizadas. Además, se observa que los resultados del Rand Index entre los algoritmos K-medias y jerárquico son muy similares, con una diferencia menor al 2 % en todos los casos. La señal con el puntaje más alto en todas las comparaciones es la EMG.

Para el agrupamiento intersujeto, los valores del Rand Index se encuentran cercanos al 50 %, lo que concuerda con los resultados obtenidos en el agrupamiento intrasujeto. De nuevo, no se observan grandes diferencias entre los algoritmos K-medias y jerárquico. En la mayoría de las comparaciones, la señal EMG presenta los puntajes más altos, aunque la diferencia no es significativa.

Tanto la Figura 21 como la Figura 23 son representativas de los resultados del agrupamiento con ambos algoritmos para todas las comparaciones, y muestran que las clases reales de los datos no están claramente definidas, con varias intersecciones entre los grupos.

Aunque los puntajes del Rand Index sugieren que la señal EMG tiene el mejor rendimiento en el agrupamiento, las Figuras 22 y 24 indican que las clases reales de los datos son muy homogéneas. Esto indica que la señal EMG no refleja diferencias significativas ante los distintos estímulos de cada prueba, lo que lleva a concluir que no es útil para el estudio. Por esta razón, la señal EMG no se utilizó en las iteraciones posteriores.

9.2. Resultados con parámetros de extracción iniciales, con datos no normalizados

Dado que los resultados del agrupamiento con los datos normalizados no reflejaron de forma óptima la distribución de datos real, se decidió repetir el análisis sin aplicar normalización.

9.2.1. Parámetros utilizados para la extracción de características

Se utilizaron los mismos parámetros de extracción de características descritos en la sección anterior. La única diferencia fue la omisión de la normalización mediante *z-score* después de la extracción de las características.

9.2.2. Resultados de los algoritmos de agrupamiento

Agrupamiento de datos: intrasujeto

Comparación: base - agua

ECG

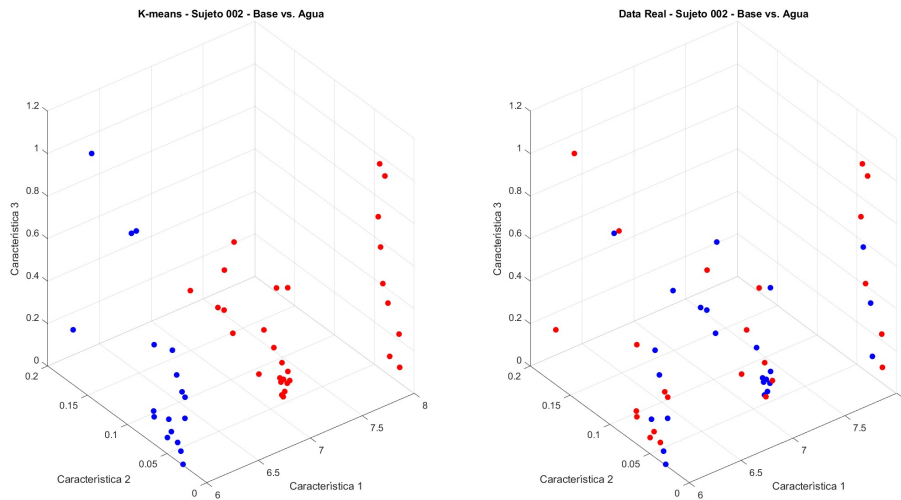


Figura 25: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	50.57 %	50.12 %
ECG	50.78 %	51.08 %
Respiración	51.32 %	53.13 %

Cuadro 11: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - aromas

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	56.13 %	55.78 %
ECG	52.07 %	52.50 %
Respiración	54.75 %	53.99 %

Cuadro 12: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - ruido

Promedios de resultados Rand Index

Promedio	K-medias	Jerárquico
EEG	56.56 %	56.71 %
ECG	52.92 %	52.08 %
Respiración	50.29 %	50.28 %

Cuadro 13: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - calor

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	55.87 %	55.32 %
ECG	52.12 %	52.12 %
Respiración	51.08 %	50.68 %

Cuadro 14: Promedio de resultados Rand Index

9.2.3. Agrupamiento de datos: intersujeto

Comparación: base - agua

ECG

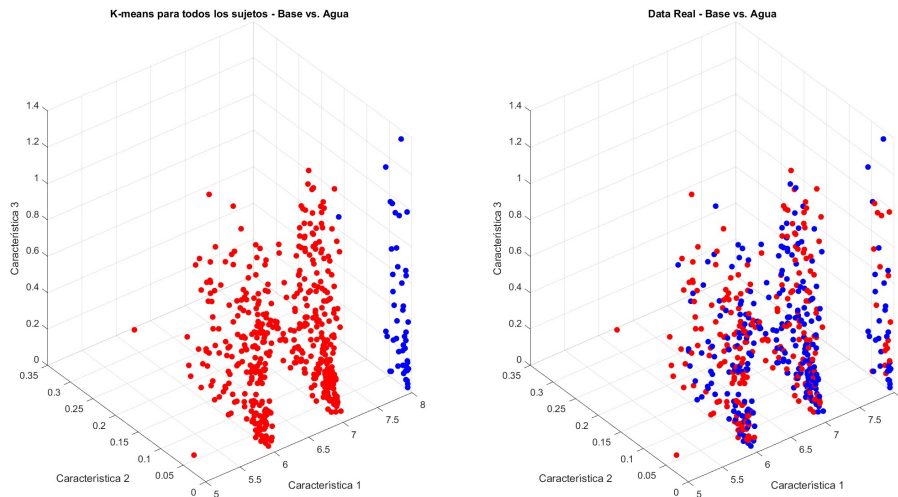


Figura 26: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	49.97 %	49.96 %
ECG	50.01 %	50.39 %
Respiración	49.94 %	50.05 %

Cuadro 15: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - aromas

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	52.97 %	51.91 %
ECG	50.06 %	50.06 %
Respiración	51.91 %	51.19 %

Cuadro 16: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - ruido

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	54.09 %	53.38 %
ECG	50.06 %	50.06 %
Respiración	50.56 %	50.17 %

Cuadro 17: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - calor

Promedios de resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	52.16 %	51.29 %
ECG	50.19 %	50.19 %
Respiración	50.24 %	50.24 %

Cuadro 18: Promedio de resultados Rand Index

9.2.4. Discusión de resultados

En general, se observa una mejora en los valores del Rand Index para la señal EEG, tanto en las comparaciones intrasujeto como intersujeto. Por otro lado, los resultados para las señales ECG y de respiración permanecen prácticamente inalterados. Esta similitud en

el agrupamiento de la señal ECG entre esta sección y la anterior se aprecia claramente en las Figuras 25 y 26.

En el caso del agrupamiento intrasujeto, la mejora en la señal EEG es especialmente notable en las comparaciones de estímulos de aromas, ruido y calor, con incrementos aproximados del 5% en los resultados obtenidos por ambos algoritmos de agrupamiento. En contraste, las mejoras observadas en la comparación de agua y en las comparaciones intersujeto son menos pronunciadas para ambos algoritmos.

Como consecuencia de estos hallazgos, se decidió que las iteraciones subsecuentes se llevarían a cabo sin aplicar ningún tipo de normalización a los datos.

9.3. Resultados con segunda iteración de parámetros de extracción

Con el fin de verificar si el agrupamiento podía mejorarse, se repitió el análisis con otros parámetros de extracción de características.

9.3.1. Parámetros utilizados para la extracción de características

Para la extracción de características se seleccionó una combinación de características en el dominio del tiempo, de la frecuencia y características wavelets.

A continuación, se detallan las características extraídas para cada tipo de señal:

- EEG
 1. Potencia de banda delta
 2. Potencia de banda theta
 3. Potencia de banda alfa
 4. Potencia de banda beta
 5. Potencia de banda gamma
 6. Potencia de la señal
 7. Desviación estándar
 8. Asimetría
 9. Media
 10. Curtosis
- ECG
 1. Frecuencia cardíaca (HR)
 2. Variabilidad de frecuencia cardíaca (HRV)
 3. Razón LF/HF

- Respiración
 1. Número de respiraciones
 2. Frecuencia respiratoria media

Las épocas utilizadas para la extracción de características fueron las siguientes:

- EEG: 2 segundos
- ECG: 20 segundos
- Respiración: 20 segundos

9.3.2. Resultados de los algoritmos de agrupamiento

Agrupamiento de datos: intrasujeto

Comparación: base - agua

ECG

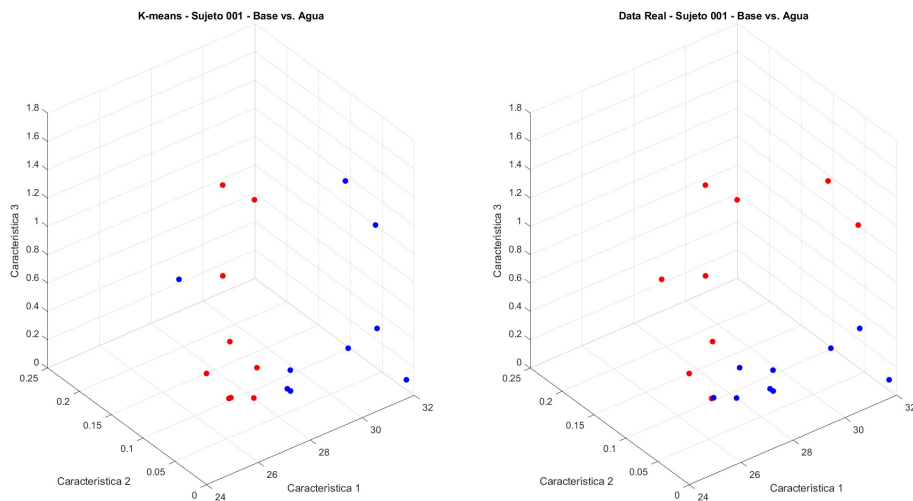


Figura 27: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

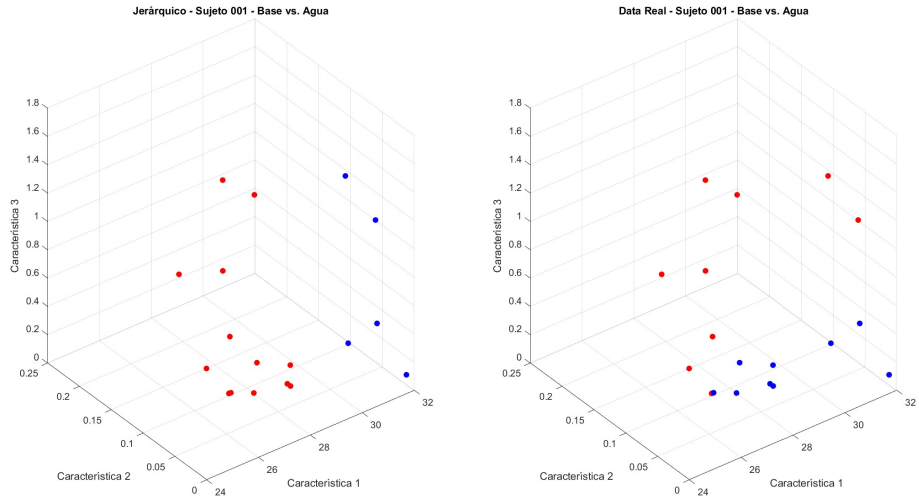


Figura 28: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Respiración

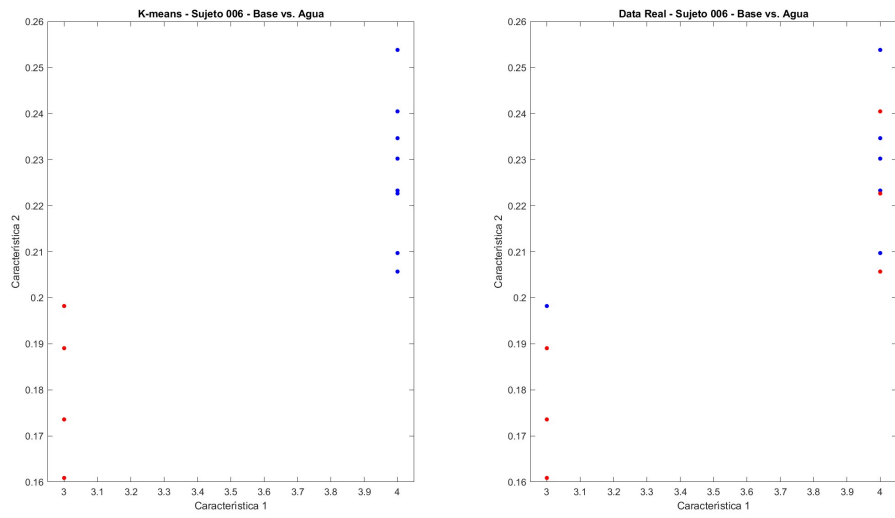


Figura 29: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

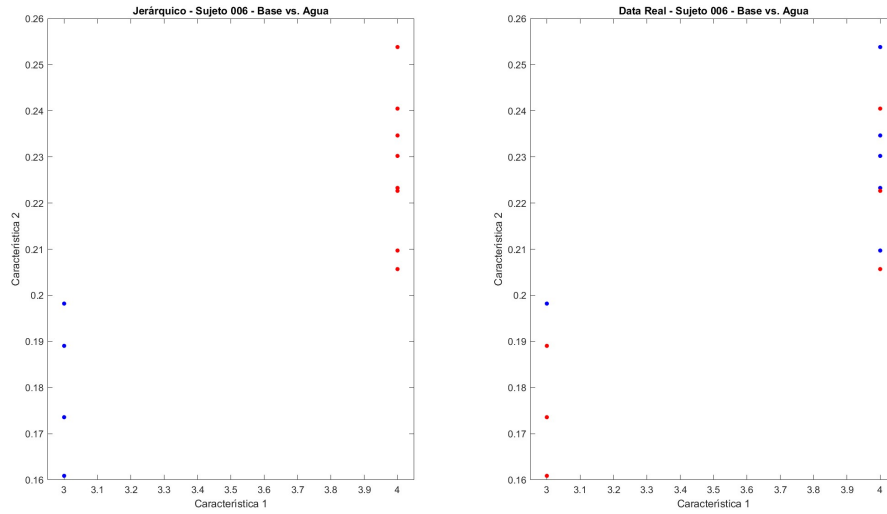


Figura 30: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Resultados Rand Index

EEG			ECG		
Sujeto	K-medias	Jerárquico	Sujeto	K-medias	Jerárquico
1	52.64 %	51.63 %	1	52.94 %	47.71 %
2	49.81 %	49.70 %	2	45.45 %	45.45 %
3	54.98 %	55.56 %	3	83.33 %	59.09 %
4	49.81 %	49.57 %	4	45.45 %	46.97 %
5	52.10 %	52.50 %	5	59.09 %	51.52 %
6	49.81 %	49.81 %	6	69.70 %	69.70 %
7	50.10 %	50.52 %	7	46.97 %	46.97 %
8	49.63 %	49.58 %	8	51.52 %	51.52 %
9	61.32 %	61.32 %	9	46.97 %	45.45 %
10	53.40 %	54.42 %	10	59.09 %	59.09 %
Respiración					
Sujeto	K-medias	Jerárquico			
6	51.52 %	51.52 %			
7	51.52 %	51.52 %			
8	51.52 %	46.97 %			
9	59.09 %	59.09 %			
10	59.09 %	59.09 %			

Cuadro 19: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Promedios

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	52.25 %	52.35 %
ECG	54.97 %	51.85 %
Respiración	54.42 %	53.43 %

Cuadro 20: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - aromas

ECG

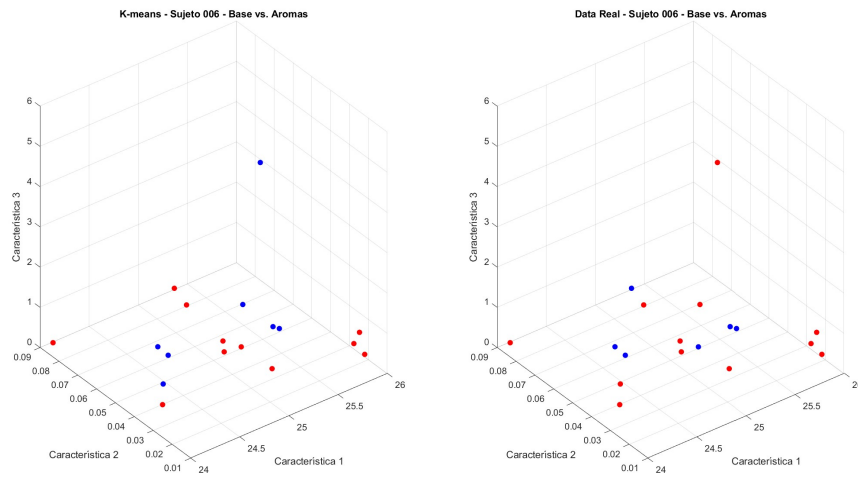


Figura 31: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

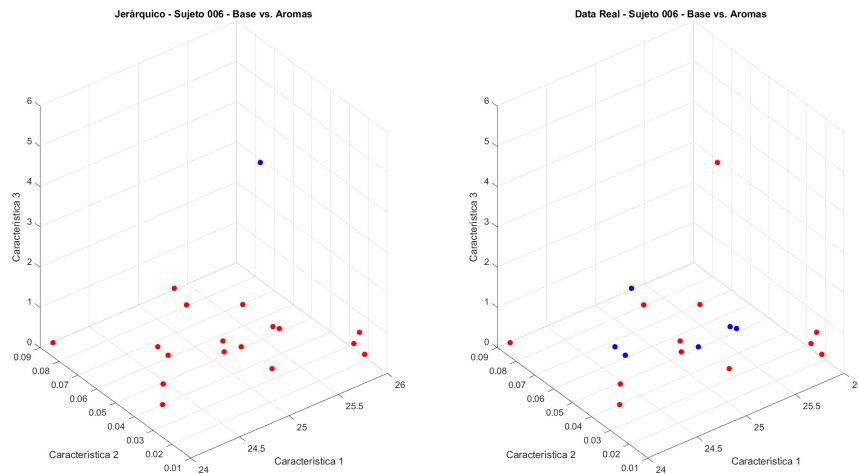


Figura 32: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Respiración

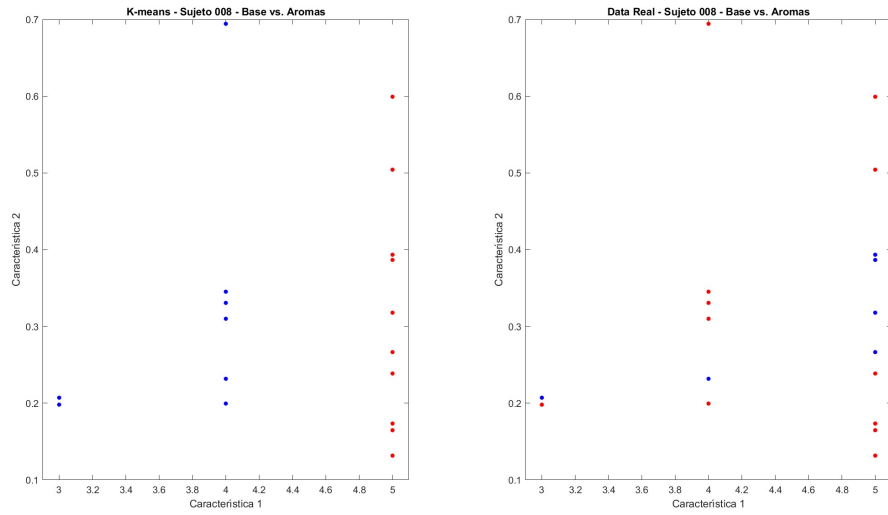


Figura 33: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

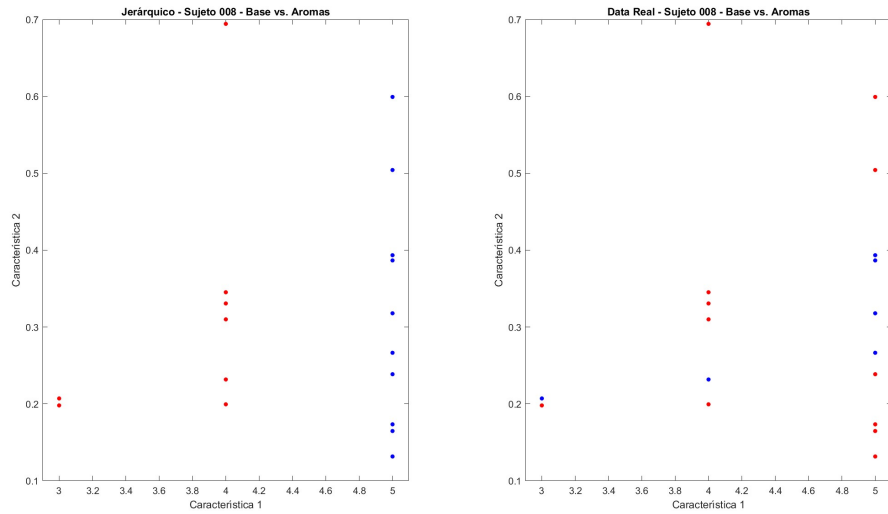


Figura 34: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Resultados Rand Index

EEG			ECG		
Sujeto	K-medias	Jerárquico	Sujeto	K-medias	Jerárquico
1	50.96 %	50.46 %	1	51.57 %	51.57 %
2	52.58 %	50.81 %	2	47.06 %	47.06 %
3	65.95 %	66.60 %	3	63.40 %	47.71 %
4	49.71 %	49.71 %	4	47.71 %	47.71 %
5	54.45 %	58.60 %	5	52.94 %	52.94 %
6	50.36 %	51.59 %	6	57.52 %	49.67 %
7	50.50 %	50.81 %	7	47.71 %	47.71 %
8	49.82 %	49.72 %	8	47.71 %	52.94 %
9	71.56 %	71.56 %	9	52.94 %	49.67 %
10	82.45 %	63.45 %	10	63.40 %	63.40 %
Respiración					
Sujeto	K-medias	Jerárquico			
6	52.94 %	47.71 %			
7	47.71 %	47.71 %			
8	47.71 %	47.71 %			
9	63.40 %	63.40 %			
10	47.06 %	47.06 %			

Cuadro 21: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Promedios

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	56.93 %	55.83 %
ECG	52.87 %	50.85 %
Respiración	51.42 %	50.36 %

Cuadro 22: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - ruido

ECG

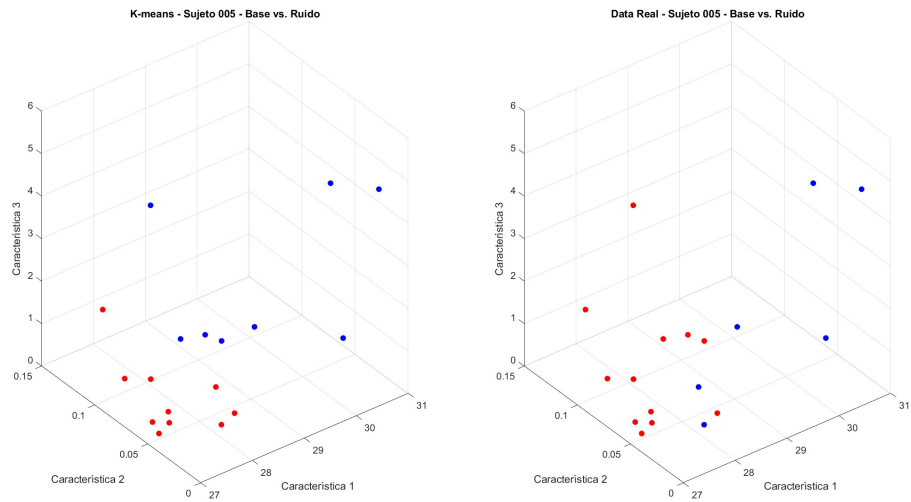


Figura 35: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

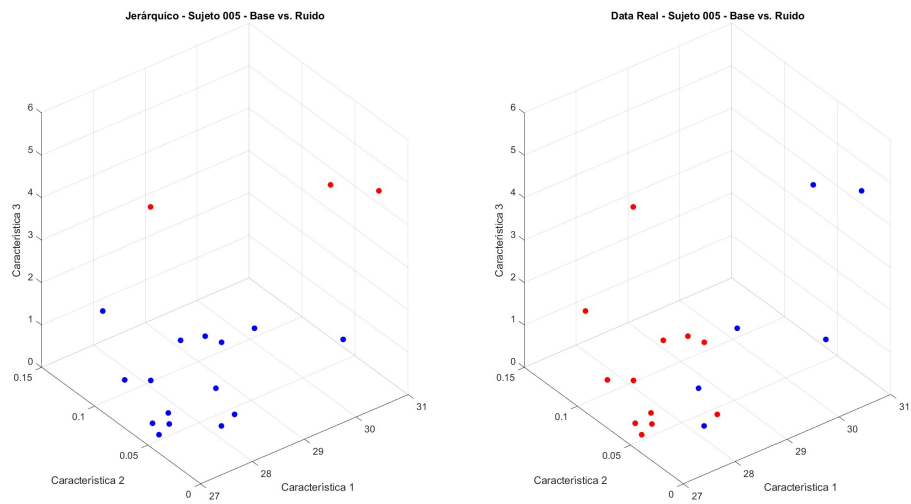


Figura 36: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Respiración

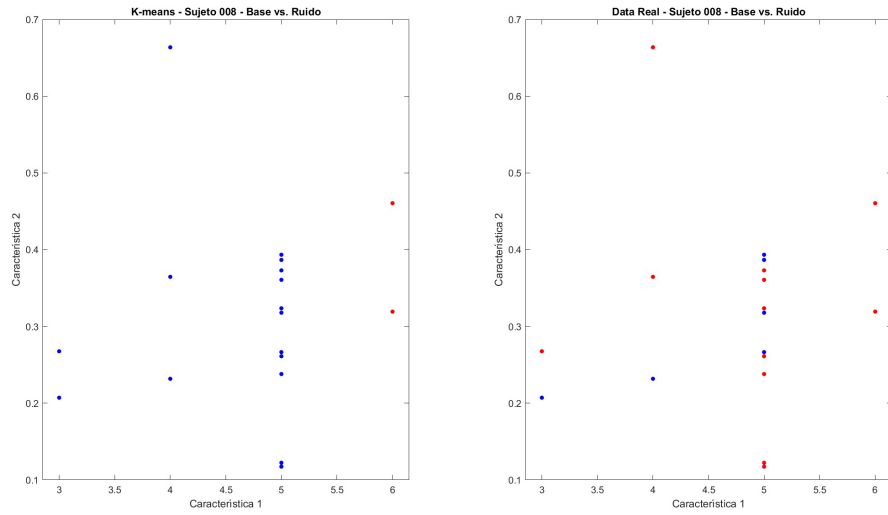


Figura 37: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

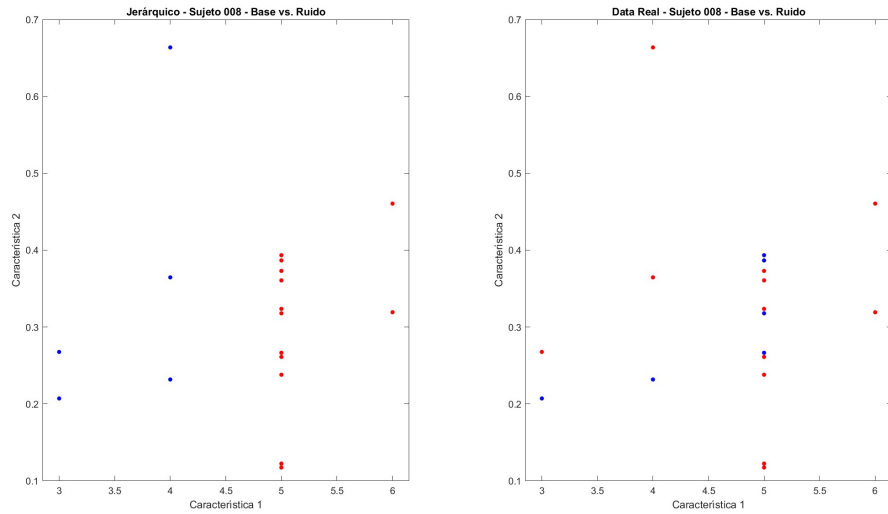


Figura 38: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Resultados Rand Index

EEG			ECG		
Sujeto	K-medias	Jerárquico	Sujeto	K-medias	Jerárquico
1	58.21 %	54.19 %	1	60.11 %	64.10 %
2	51.82 %	50.24 %	2	47.06 %	47.06 %
3	65.95 %	65.95 %	3	70.59 %	70.59 %
4	49.71 %	49.71 %	4	47.71 %	52.94 %
5	51.38 %	52.58 %	5	52.94 %	57.52 %
6	49.95 %	49.95 %	6	49.67 %	63.40 %
7	50.36 %	51.59 %	7	47.06 %	49.67 %
8	52.86 %	52.86 %	8	47.71 %	52.94 %
9	71.56 %	72.32 %	9	47.06 %	47.06 %
10	67.27 %	73.88 %	10	52.94 %	47.06 %
Respiración					
Sujeto	K-medias	Jerárquico			
6	47.06 %	47.06 %			
7	47.06 %	47.06 %			
8	47.71 %	49.67 %			
9	52.94 %	52.94 %			
10	52.94 %	52.94 %			

Cuadro 23: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Promedios

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	56.39 %	56.67 %
ECG	51.84 %	54.69 %
Respiración	49.47 %	49.87 %

Cuadro 24: Promedio de resultados Rand Index

Comparación: base - calor

ECG

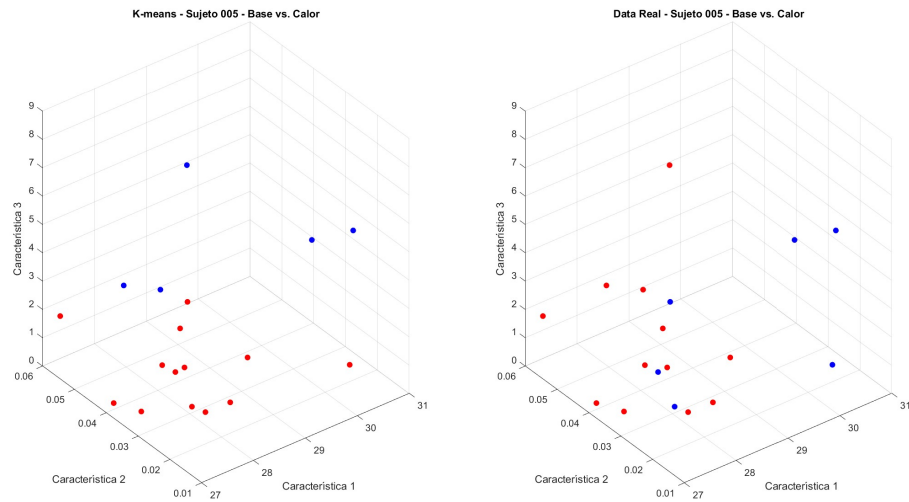


Figura 39: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

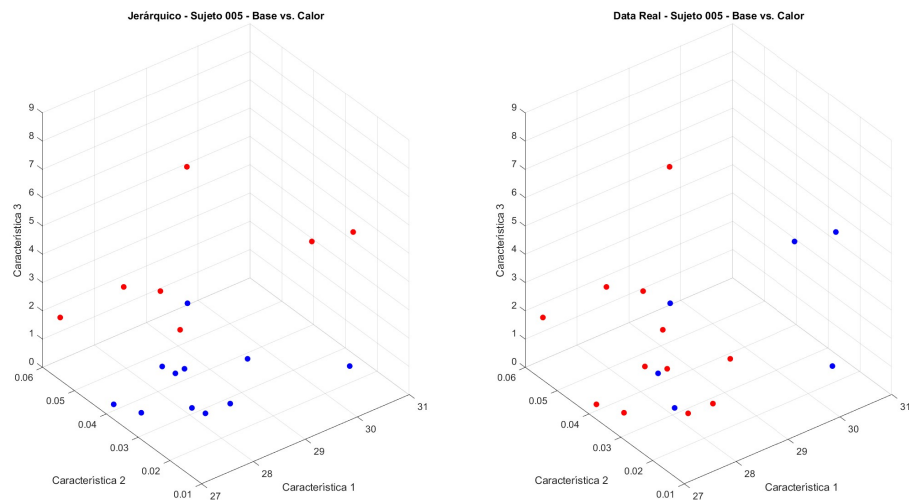


Figura 40: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Respiración

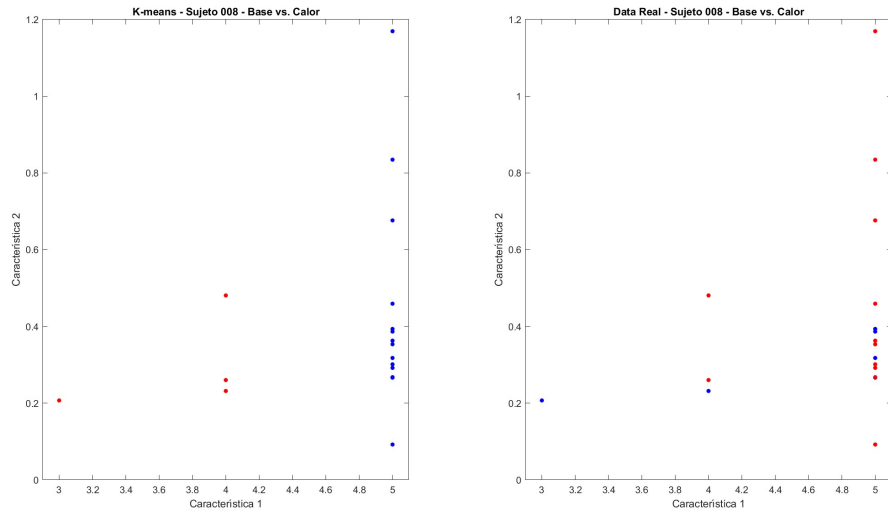


Figura 41: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

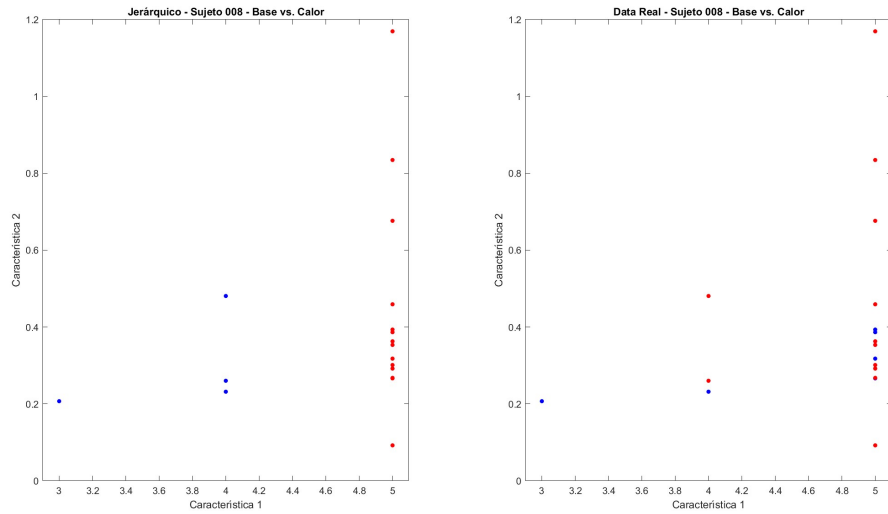


Figura 42: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Resultados Rand Index

EEG			ECG		
Sujeto	K-medias	Jerárquico	Sujeto	K-medias	Jerárquico
1	50.49 %	50.78 %	1	51.57 %	48.72 %
2	54.35 %	50.35 %	2	47.06 %	47.06 %
3	68.23 %	60.92 %	3	52.94 %	49.67 %
4	49.77 %	49.72 %	4	49.67 %	47.06 %
5	55.06 %	51.77 %	5	49.67 %	47.06 %
6	51.34 %	53.08 %	6	52.94 %	49.67 %
7	49.72 %	49.72 %	7	47.71 %	47.71 %
8	49.72 %	49.72 %	8	47.71 %	47.71 %
9	71.81 %	72.57 %	9	52.94 %	47.06 %
10	78.21 %	78.21 %	10	47.71 %	47.71 %
Respiración					
Sujeto	K-medias	Jerárquico			
6	47.71 %	47.71 %			
7	47.06 %	47.06 %			
8	52.94 %	52.94 %			
9	63.40 %	63.40 %			
10	52.94 %	52.94 %			

Cuadro 25: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Promedios

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	57.06 %	55.91 %
ECG	49.94 %	47.93 %
Respiración	52.50 %	52.50 %

Cuadro 26: Promedio de resultados Rand Index

9.3.3. Agrupamiento de datos: intersujeto

Comparación: base - agua

ECG

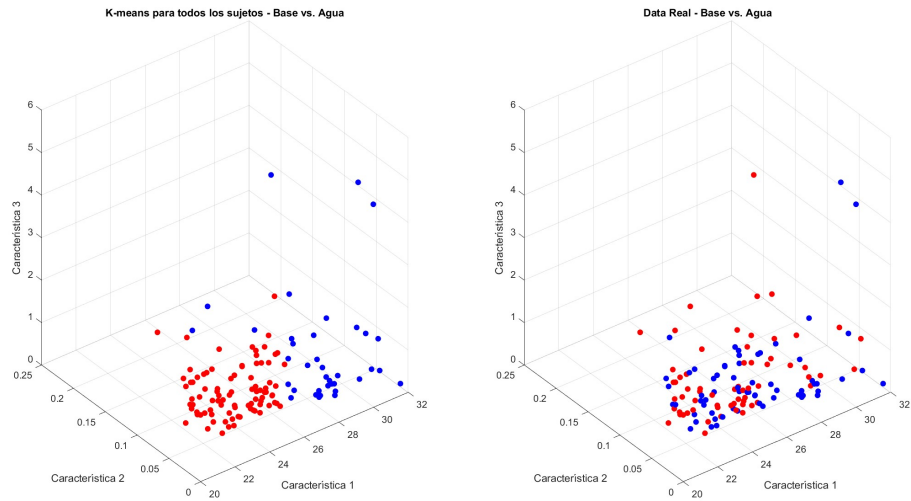


Figura 43: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

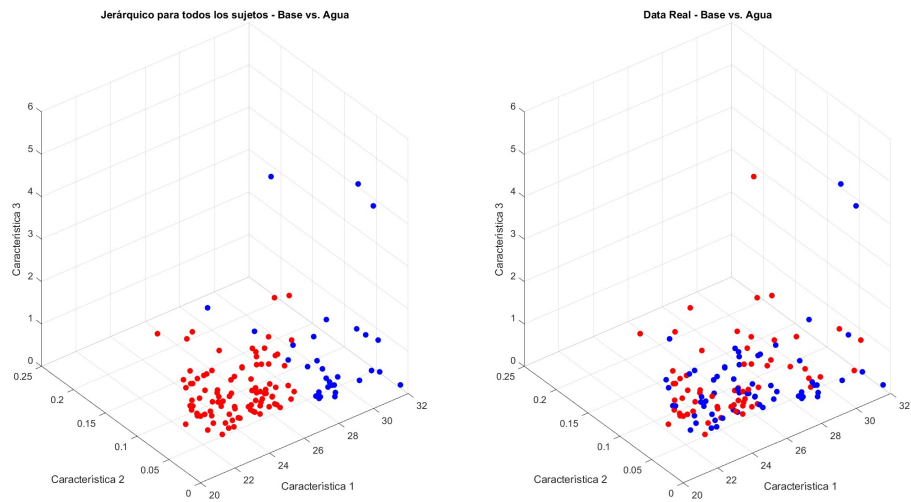


Figura 44: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Respiración

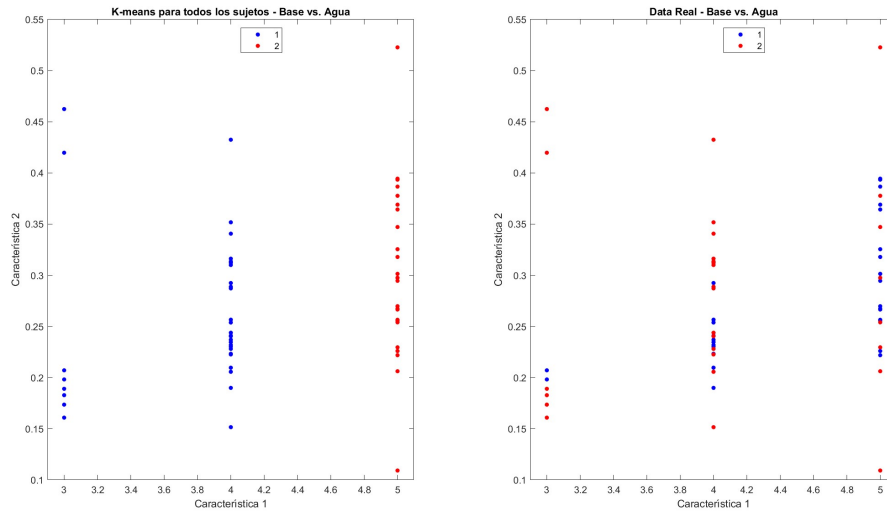


Figura 45: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

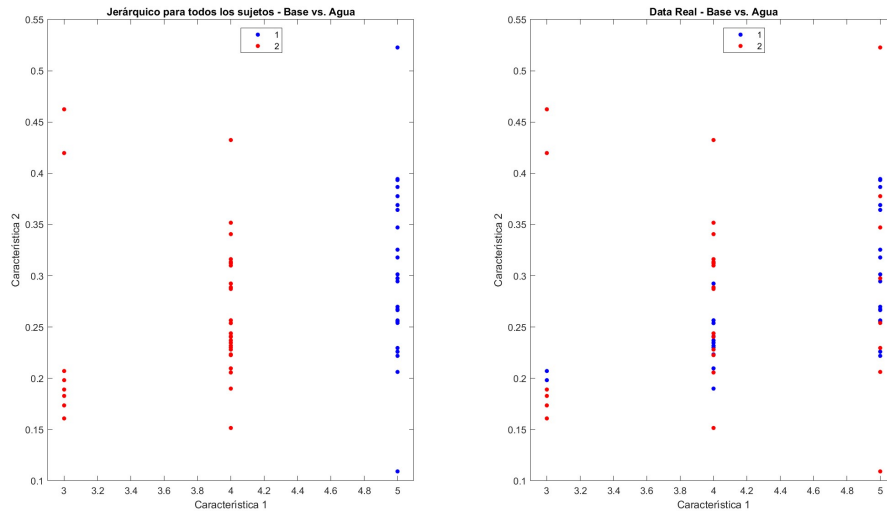


Figura 46: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	50.06 %	50.10 %
ECG	49.92 %	49.92 %
Respiración	53.73 %	53.73 %

Cuadro 27: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Comparación: base - aromas

ECG

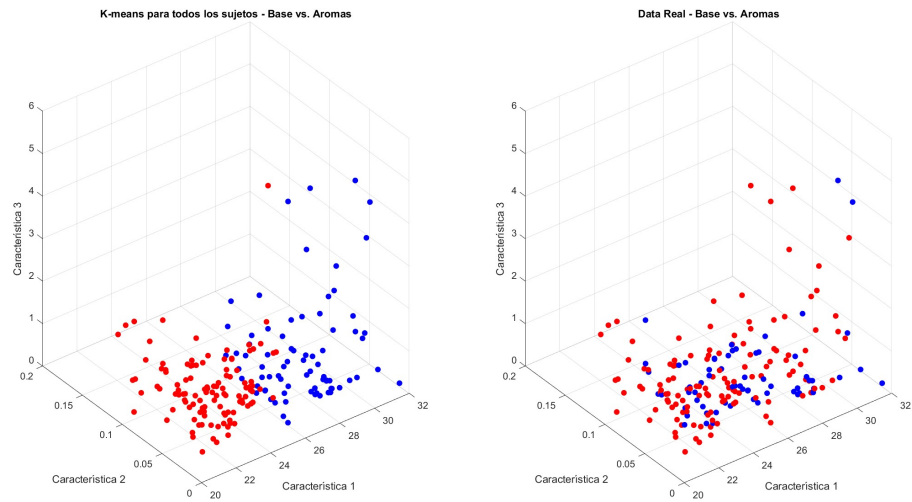


Figura 47: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

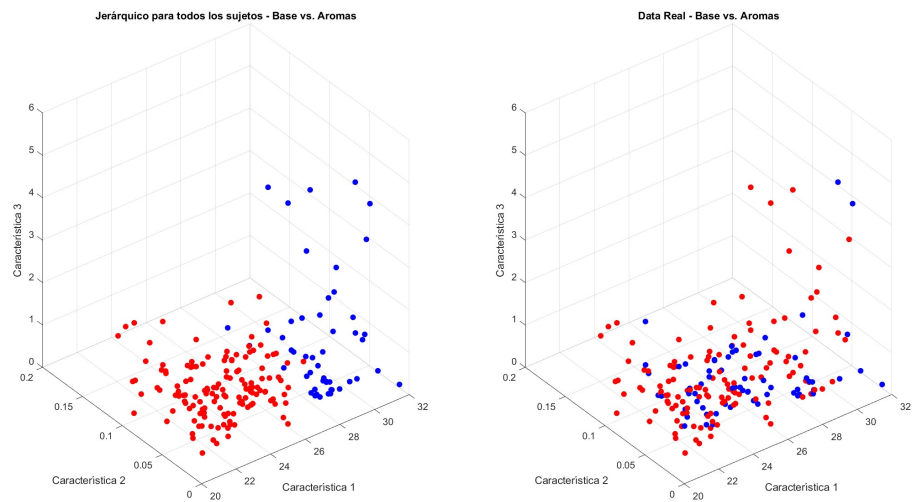


Figura 48: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Respiración

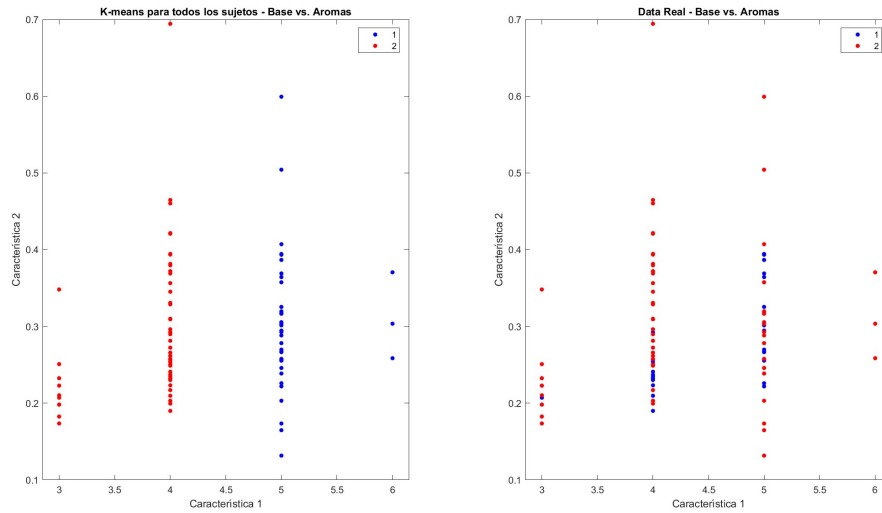


Figura 49: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

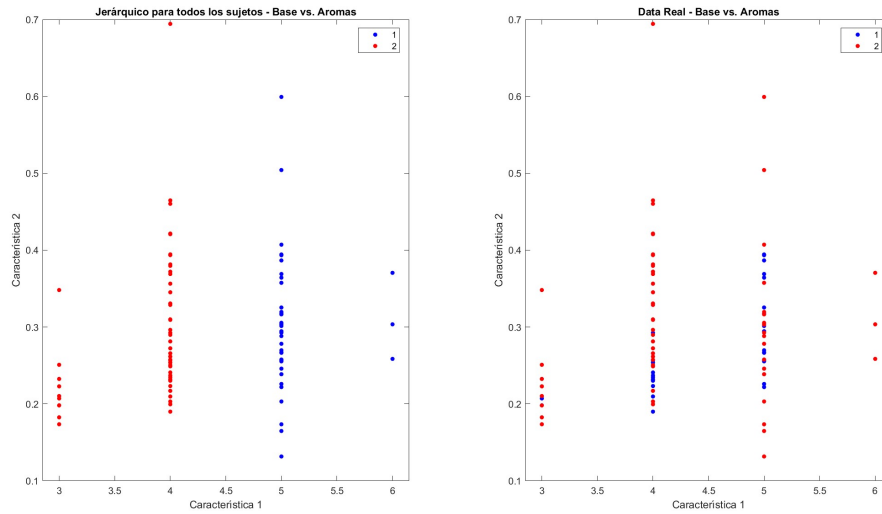


Figura 50: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	52.13 %	51.29 %
ECG	50.76 %	51.46 %
Respiración	51.94 %	51.94 %

Cuadro 28: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Comparación: base - ruido

ECG

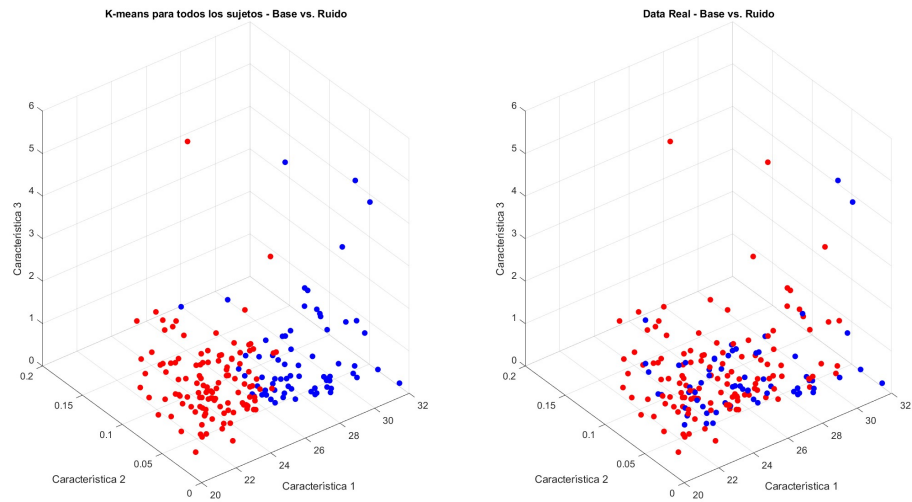


Figura 51: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

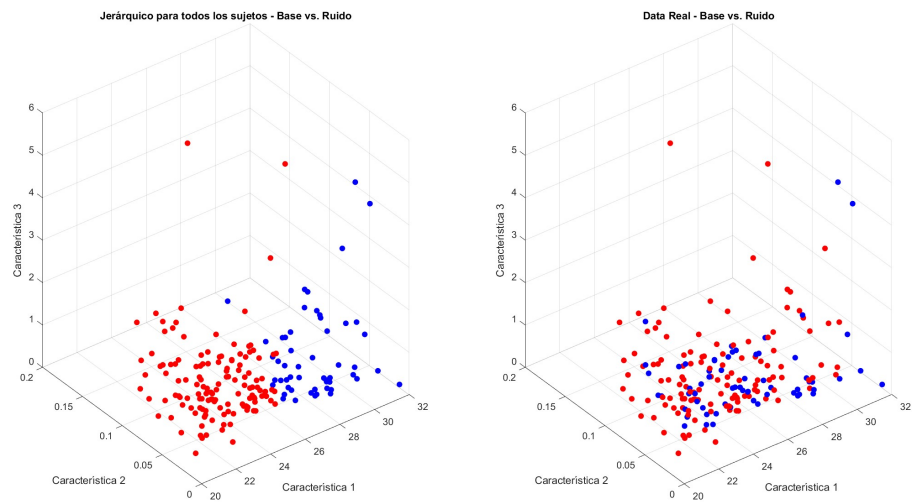


Figura 52: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Respiración

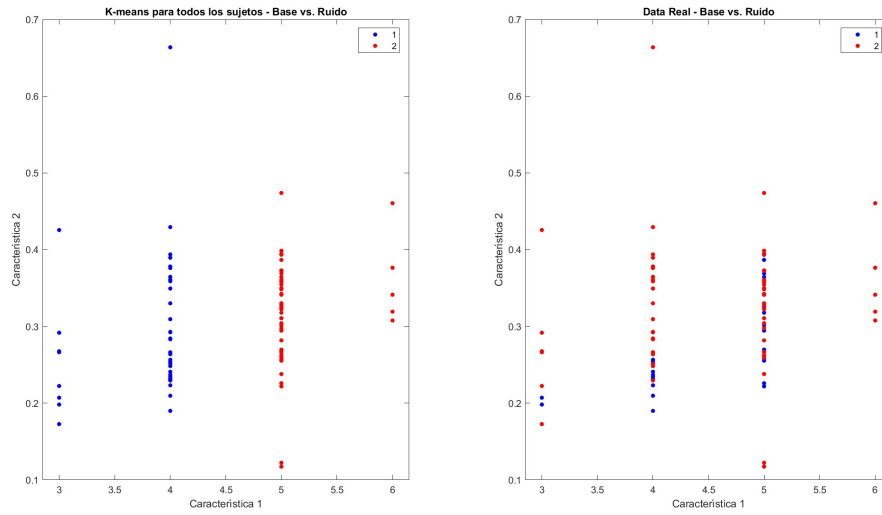


Figura 53: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

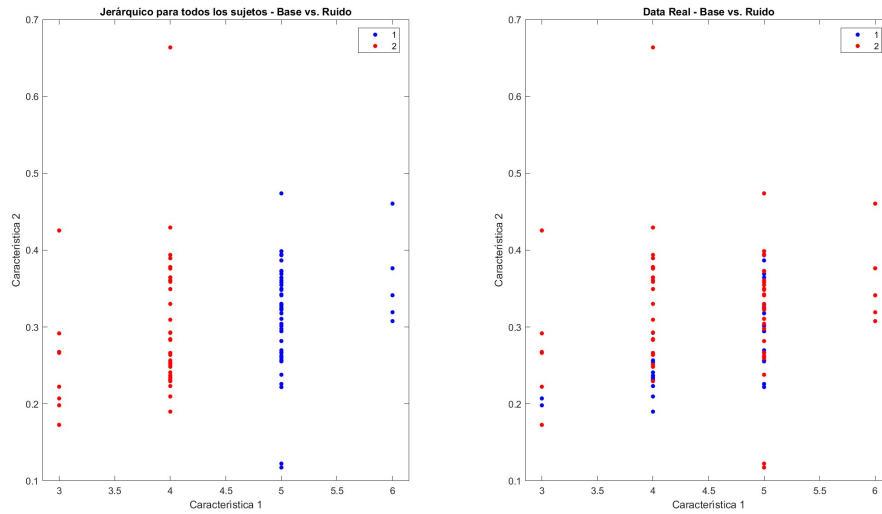


Figura 54: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	53.38 %	54.97 %
ECG	51.66 %	51.87 %
Respiración	49.54 %	49.54 %

Cuadro 29: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Comparación: base - calor

ECG

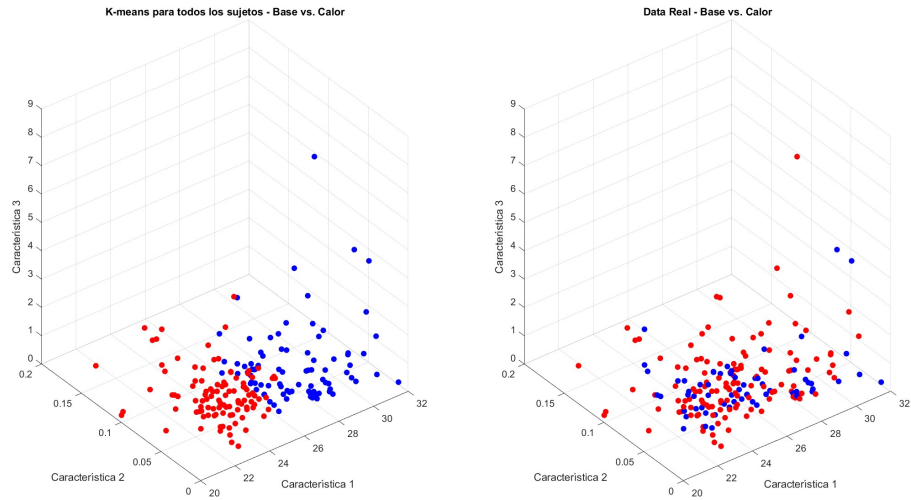


Figura 55: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

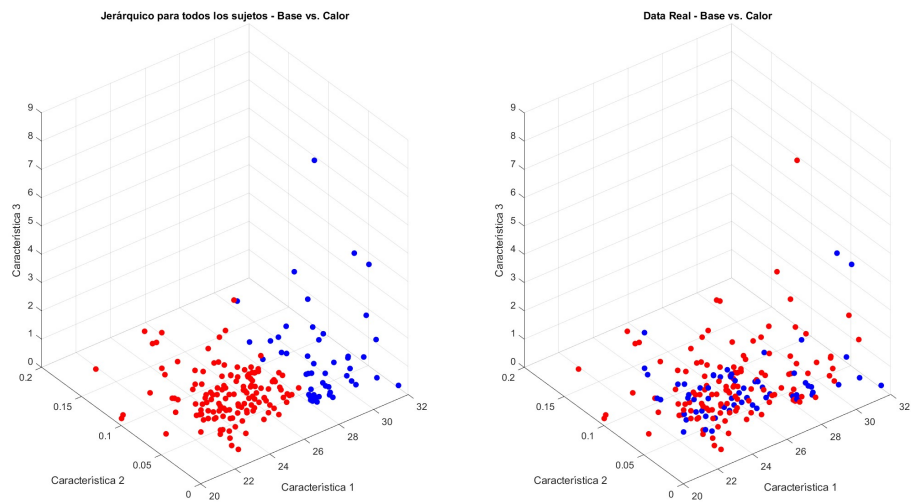


Figura 56: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Respiración

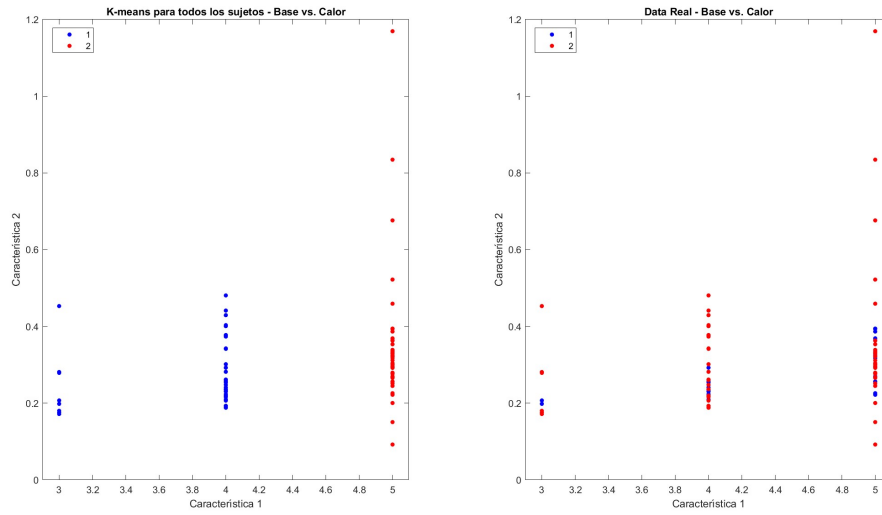


Figura 57: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

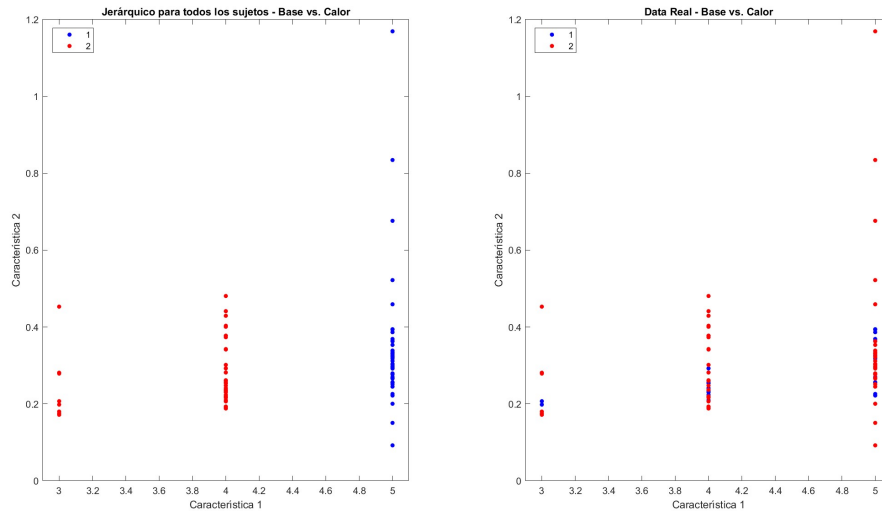


Figura 58: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Resultados Rand Index

Señal	K-medias	Jerárquico
EEG	51.34 %	50.95 %
ECG	49.80 %	51.27 %
Respiración	49.54 %	49.54 %

Cuadro 30: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

9.3.4. Discusión de resultados

Las Figuras 27 a 58 presentan los resultados del agrupamiento de las señales ECG y de respiración para cada comparación, utilizando los algoritmos K-medias y jerárquico.

En el caso del agrupamiento intrasujeto, se observa una leve mejora en los valores del Rand Index. Esta mejora no solo se refleja en los promedios generales, que muestran valores más elevados para la mayoría de las señales de cada comparación, sino también en los resultados individuales de ciertos sujetos. Tal es el caso de los Sujetos 3, 9 y 10, cuyos porcentajes más elevados oscilan entre el 60 % y el 83 %. La comparación base - agua es la que presentó el mayor aumento en sus porcentajes en relación con los resultados de la sección anterior. En promedio, el Rand Index mostró que el algoritmo K-medias logró un 53.33 % de precisión en la agrupación correcta de los datos, mientras que el algoritmo de agrupamiento jerárquico obtuvo un 52.69 %.

Por otro lado, en el agrupamiento intersujeto no se observan diferencias significativas entre los resultados del Rand Index en esta sección y los de la anterior. En general, los valores permanecen alrededor del 51 % para las señales en todas las comparaciones. No se aprecia mucha diferencia entre los resultados de los dos algoritmos.

Los resultados del Rand Index, cercanos al 50 %, junto con las figuras presentadas, indican que, en general, no existe una separación clara entre los datos correspondientes a los diferentes estados evaluados en las pruebas. Esto sugiere que las señales no presentan una distinción suficiente para ser agrupadas con precisión mediante los algoritmos aplicados.

9.4. Aplicación de herramienta para la evaluación visual de la tendencia de agrupamiento

Se empleó la herramienta VAT para la evaluación visual de la tendencia de agrupación en las señales bioeléctricas, gracias a su capacidad para ofrecer una representación visual clara de la estructura de agrupación de los datos. VAT permite identificar patrones de agrupamiento en un conjunto de características que, debido a su complejidad o alta dimensionalidad, pueden resultar difíciles de interpretar visualmente cuando se aplican técnicas de agrupamiento como K-medias o jerárquico.

Para la aplicación de VAT, se utilizaron los vectores de características extraídos de las señales de EEG, ECG y respiración, utilizando los parámetros de extracción mencionados en la sección anterior. Esta herramienta proporciona una validación visual adicional de los resultados obtenidos con el agrupamiento K-medias y jerárquico, al revelar la presencia de posibles agrupaciones en los vectores de características antes de la aplicación de estos algoritmos.

9.4.1. Señales EEG

Comparación: base - agua

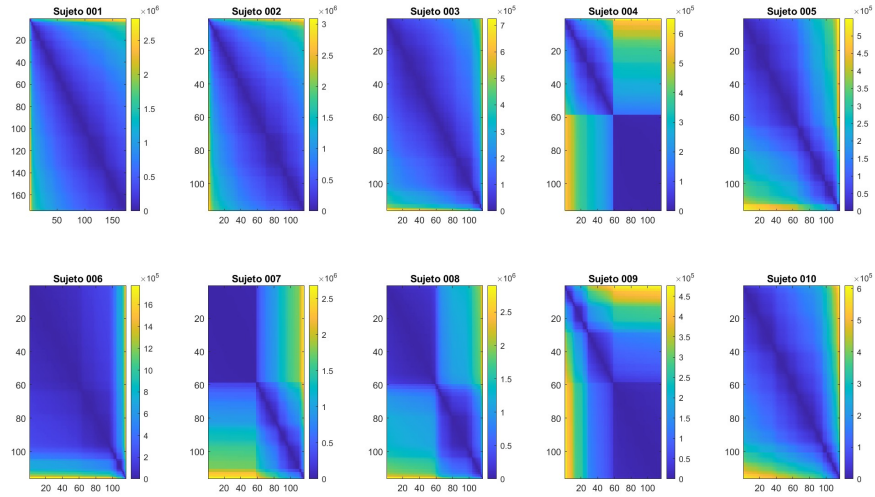


Figura 59: Resultado de VAT para todos los sujetos

Comparación: base - aromas

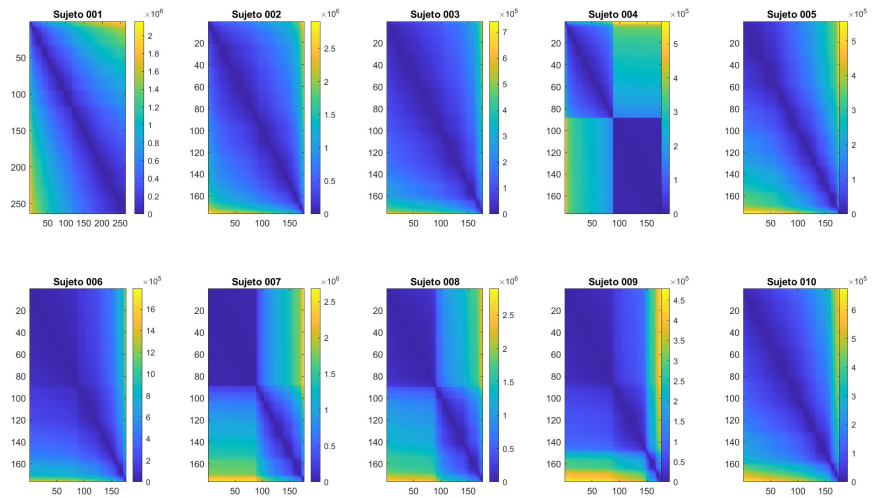


Figura 60: Resultado de VAT para todos los sujetos

Comparación: base - ruido

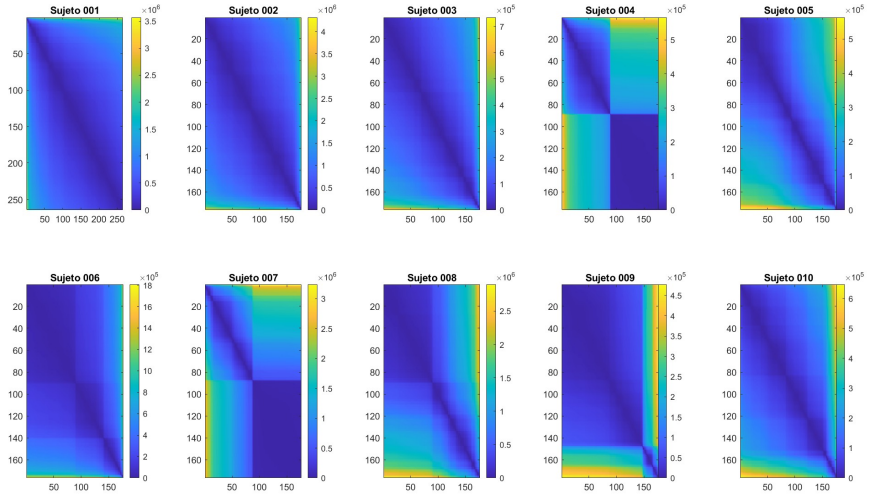


Figura 61: Resultado de VAT para todos los sujetos

Comparación: base - calor

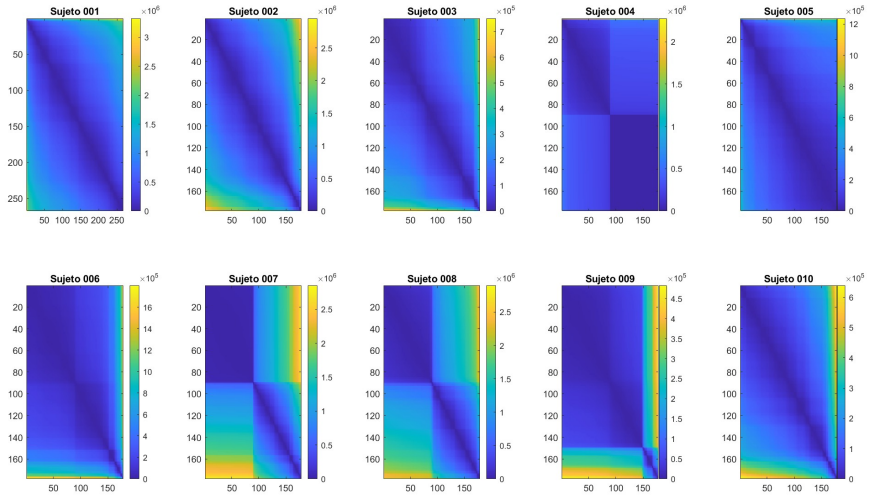


Figura 62: Resultado de VAT para todos los sujetos

9.4.2. Señales ECG

Comparación: base - agua

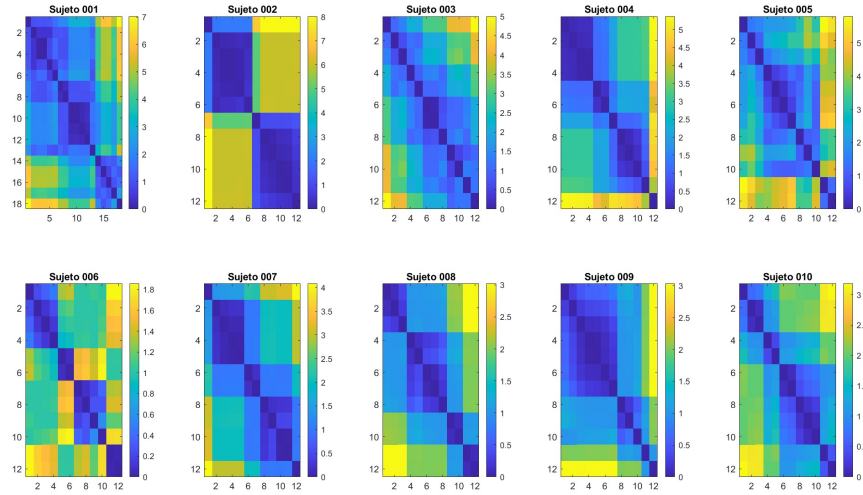


Figura 63: Resultado de VAT para todos los sujetos

Comparación: base - aromas

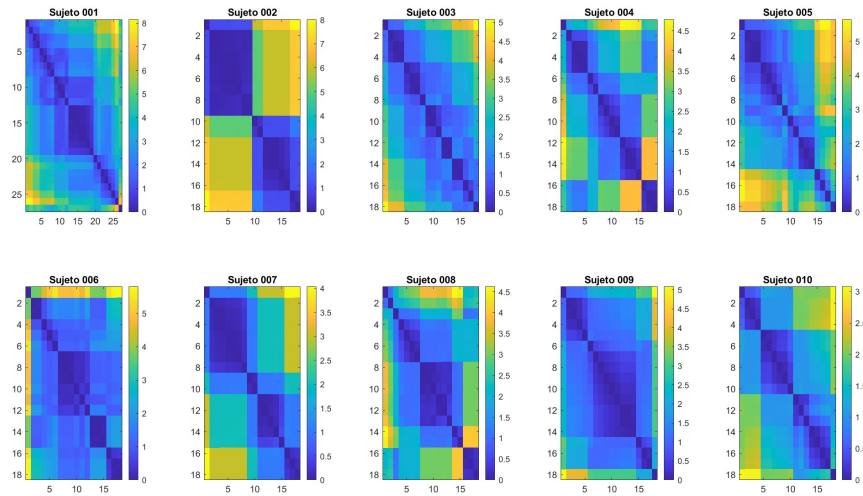


Figura 64: Resultado de VAT para todos los sujetos

Comparación: base - ruido

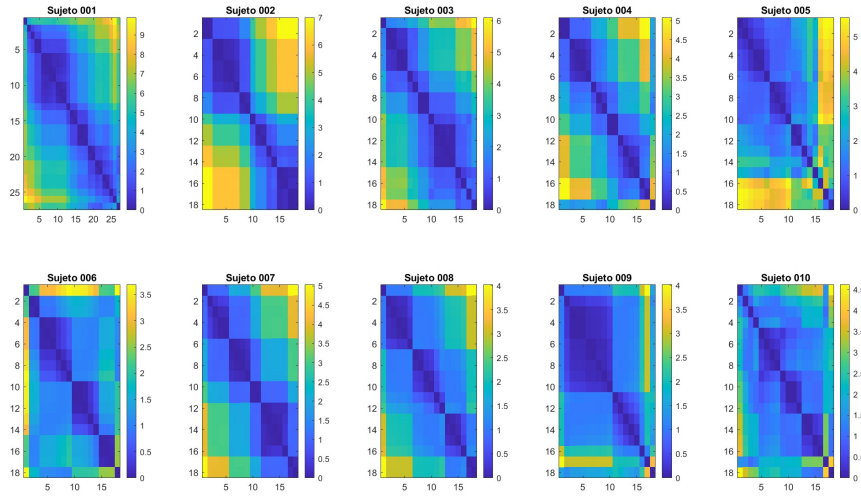


Figura 65: Resultado de VAT para todos los sujetos

Comparación: base - calor

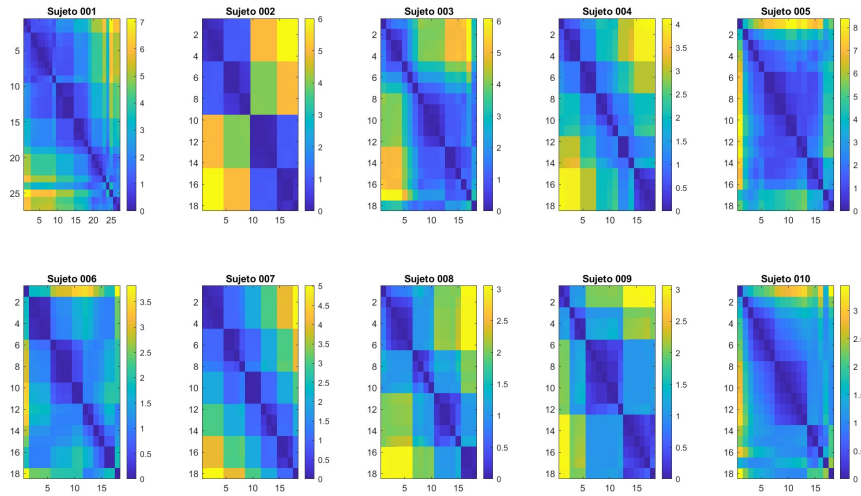


Figura 66: Resultado de VAT para todos los sujetos

9.4.3. Señales de respiración

Comparación: base - agua

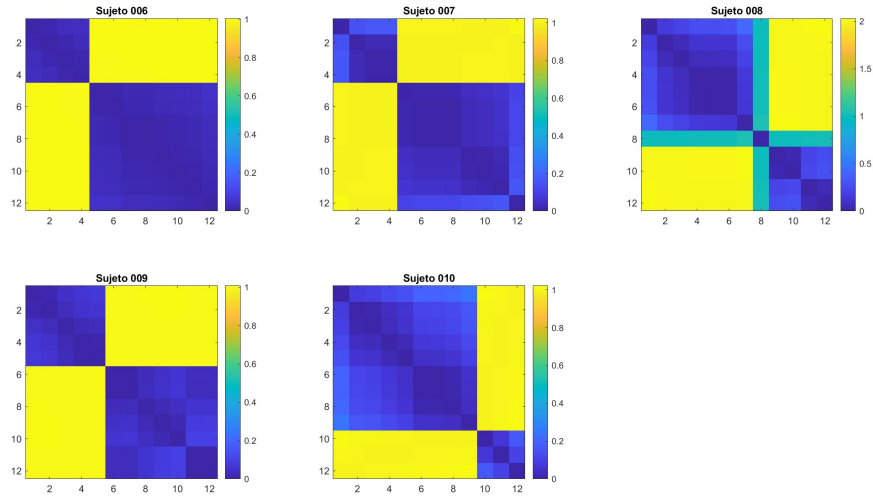


Figura 67: Resultado de VAT para todos los sujetos

Comparación: base - aromas

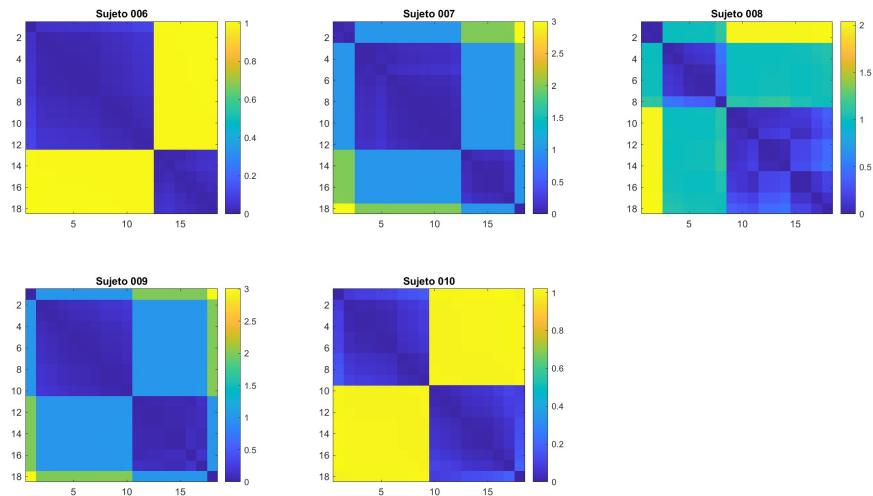


Figura 68: Resultado de VAT para todos los sujetos

Comparación: base - ruido

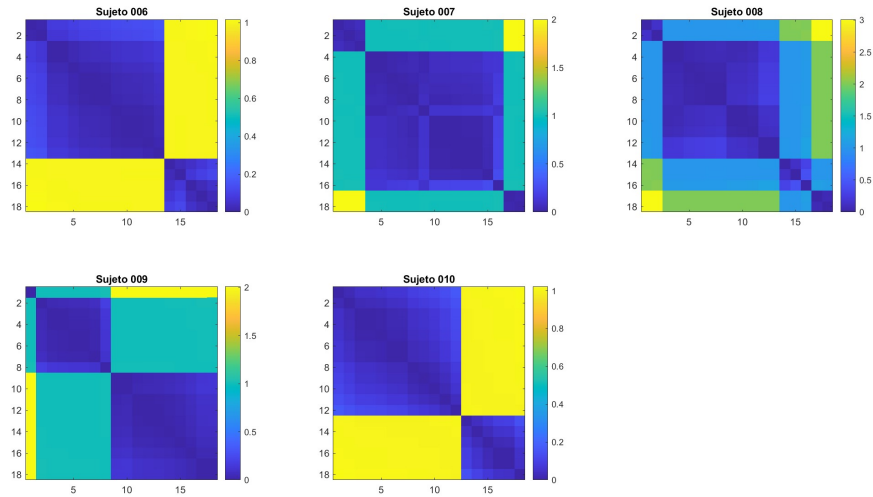


Figura 69: Resultado de VAT para todos los sujetos

Comparación: base - calor

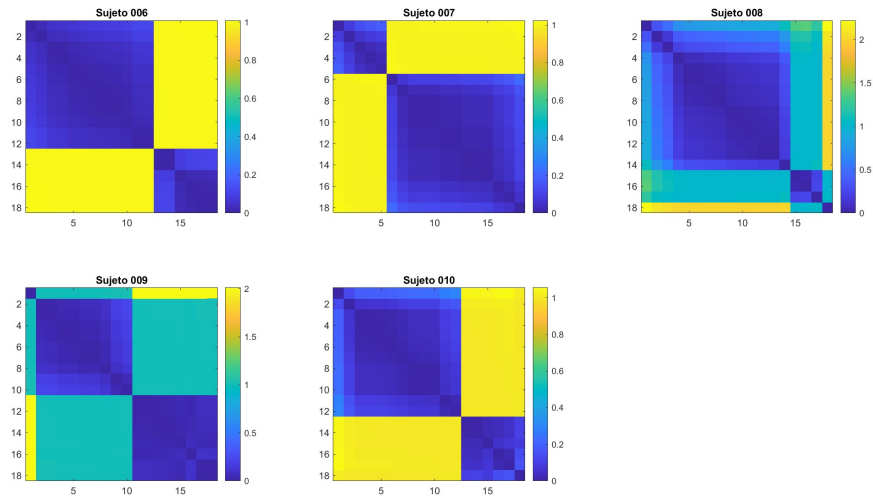


Figura 70: Resultado de VAT para todos los sujetos

9.4.4. Discusión de resultados

Para las señales EEG (Figuras 59 a 62), se observa un patrón consistente entre sujetos en las cuatro comparaciones realizadas. En la mayoría de los casos, los datos de los sujetos no muestran *clusters* bien definidos, aunque algunos sujetos (como el Sujeto 4, 7, 8 y 9) presentan un *cluster* claro. Cabe destacar que los valores de disimilitud para esta señal son elevados, lo que indica una alta variabilidad en los datos.

En las señales ECG (Figuras 63 a 66), se nota una mayor variabilidad entre sujetos en cada comparación, junto con una distinción entre datos más evidente que en el caso de las señales EEG. Aunque no se observan agrupaciones prominentes, algunas tendencias de *clusters* son visibles en ciertos sujetos, mientras que otros no presentan agrupaciones claras. Además, los valores de disimilitud en ECG son notablemente menores en comparación con las señales EEG, lo que sugiere una mayor cohesión en los datos.

Para las señales de respiración (Figuras 67 a 70), en general, aparecen dos *clusters* claros para la mayoría de los sujetos en todas las comparaciones. No obstante, los valores de Rand Index obtenidos para este tipo de señal en el capítulo anterior sugieren que estos dos grupos no representan fielmente la estructura real de los datos. Los valores de disimilitud en esta señal son más bajos que los de ECG, indicando menor variación.

Los resultados del VAT sugieren una falta de distinción clara entre los estados evaluados en cada comparación, ya que los datos de ambos estados tienden a mezclarse. Esto coincide con los puntajes del Rand Index, que muestran una clasificación correcta promedio cercana al 50 % de los datos, reflejando la falta de separación sustancial en las agrupaciones obtenidas.

Resultados del agrupamiento al utilizar el análisis de componentes principales

En este capítulo se presentan los resultados del agrupamiento tras aplicar el análisis de componentes principales (PCA) a los vectores de características de las señales EEG obtenidos al utilizar los parámetros que produjeron los mejores resultados de Rand Index en el capítulo anterior. El objetivo de aplicar PCA fue reducir la dimensionalidad del vector de características, que originalmente constaba de 10 componentes, con el fin de disminuir el costo computacional sin perder información relevante para el agrupamiento y, de ser posible, facilitar la visualización de los datos. También se buscaba explorar si ciertas combinaciones de componentes principales podrían mejorar los resultados de agrupamiento.

Primero se describe el procedimiento para la aplicación del PCA. Después se presentan los resultados obtenidos y los valores del Rand Index para los algoritmos de agrupamiento aplicados a diferentes componentes principales de las señales EEG. Se discuten los resultados obtenidos para ambas secciones.

10.1. Procedimiento para aplicación de PCA

El análisis de componentes principales se aplicó tras la extracción de características y antes de ejecutar los algoritmos de agrupamiento descritos en el Capítulo 7.

La Figura 71 ilustra el procedimiento implementado para aplicar PCA a las características extraídas de las señales EEG.

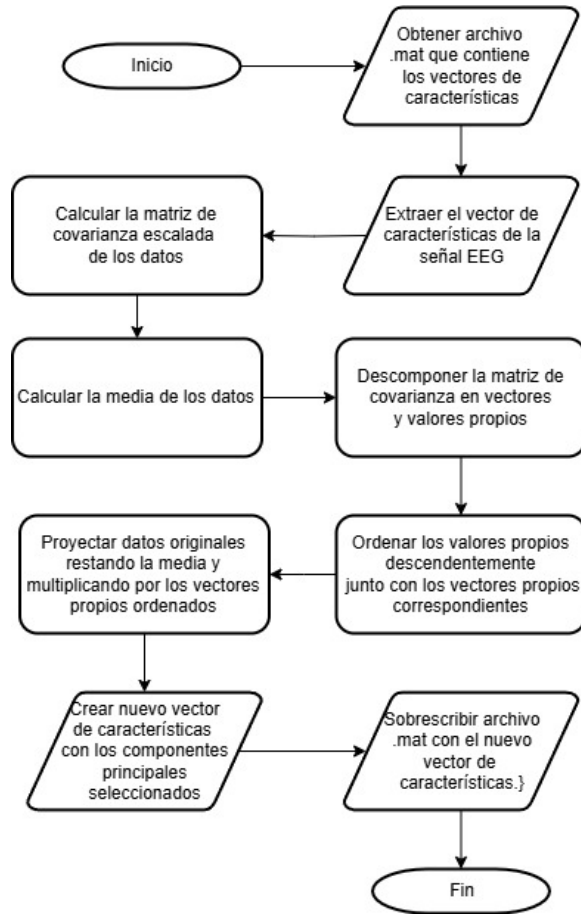


Figura 71: Flujograma de la aplicación de PCA

10.2. Resultados de PCA

A continuación, se presentan algunas gráficas representativas de la aplicación de PCA al vector de características de la señal EEG. No se incluyen todas las gráficas en esta sección, ya que serían demasiadas, y el comportamiento observado es consistente entre ellas. Por lo tanto, se ha optado por mostrar solo algunas gráficas de ciertos sujetos, versiones y pruebas que ilustran de manera adecuada los resultados obtenidos.

Prueba: agua fría

Sujeto 1

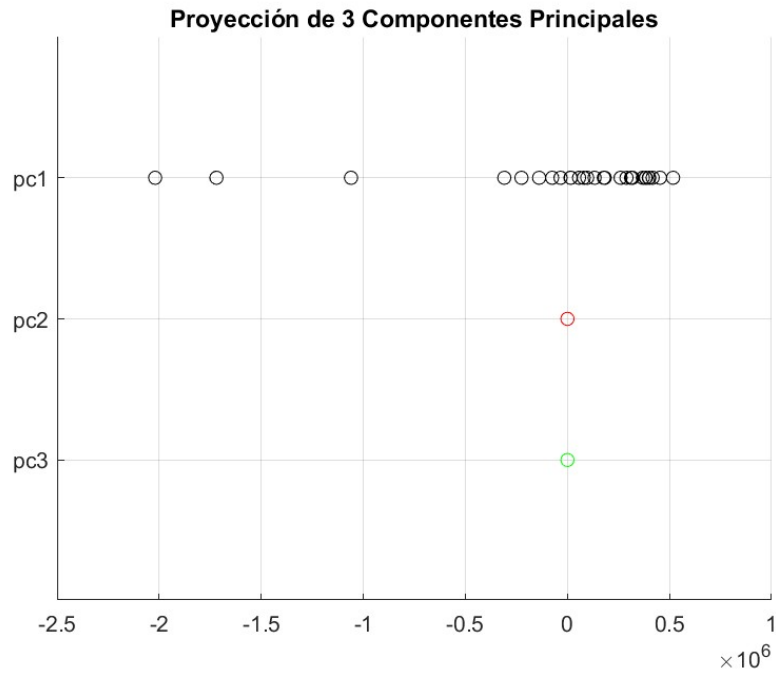


Figura 72: Proyección de los 3 primeros componentes principales del vector de características

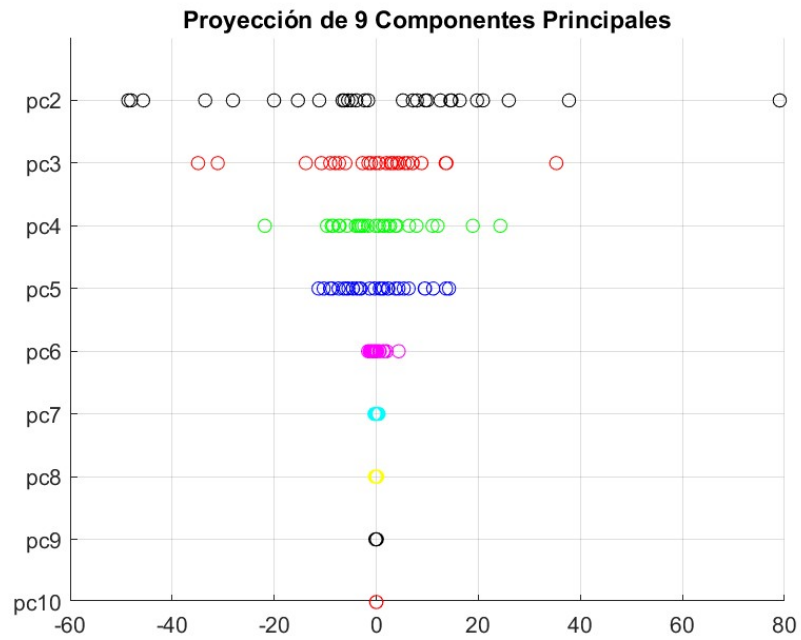


Figura 73: Proyección de los componentes principales 2 - 10 del vector de características

Prueba: ruido

Sujeto 6

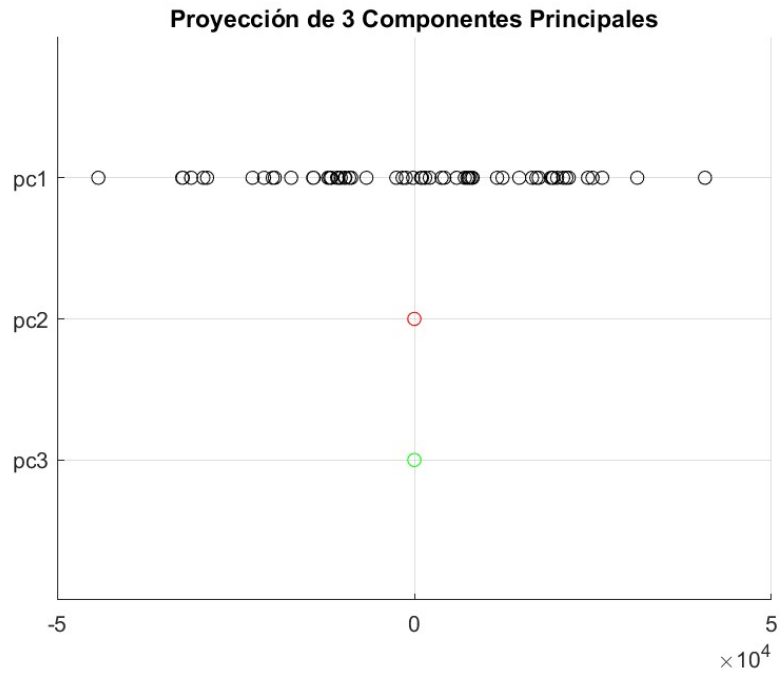


Figura 74: Proyección de los 3 primeros componentes principales del vector de características

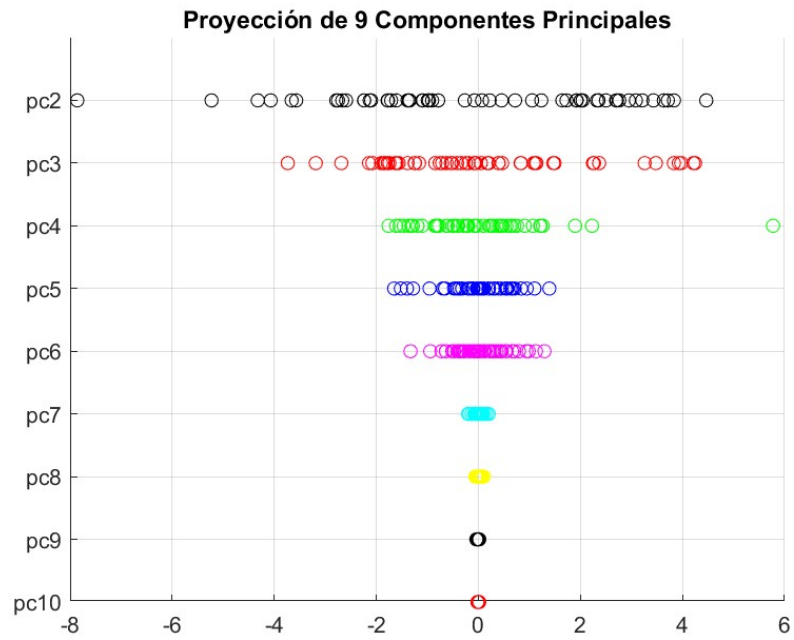


Figura 75: Proyección de los componentes principales 2 - 10 del vector de características

10.2.1. Discusión de resultados

En todos los casos se observa una clara diferencia en la variación del primer componente principal en comparación con los demás, como se puede ver en las Figuras 72 y 74. Esto indica que la mayor parte de la varianza de los datos se concentra en la dirección del primer componente principal y que la varianza asociada con los demás componentes principales es considerablemente menor. Los siguientes componentes, aunque también contienen información importante, están orientados a capturar varianza adicional pero en menor medida, lo que explica la notable diferencia en la magnitud de la varianza entre el primer componente y los restantes.

De forma general, los componentes principales 2 al 10 presentan una variación en una escala mucho más comparable entre sí, como se aprecia en las Figuras 73 y 75. Esto sugiere que, tras extraer la mayor varianza en el primer componente, los componentes siguientes describen patrones más sutiles en los datos, y la información contenida en ellos es menos dominante.

10.3. Resultados de agrupamiento

A continuación se presentan los resultados del agrupamiento al utilizar distintos componentes principales.

10.3.1. Agrupamiento de datos: intrasujeto

Componentes principales 2-6

Comparación: base - agua			Comparación: base - aromas		
Sujeto	K-medias	Jerárquico	Sujeto	K-medias	Jerárquico
1	49.72 %	49.72 %	1	49.82 %	54.89 %
2	49.58 %	49.81 %	2	52.58 %	54.81 %
3	49.70 %	49.63 %	3	50.36 %	55.95 %
4	50.10 %	49.57 %	4	51.38 %	53.15 %
5	49.81 %	49.81 %	5	55.95 %	54.81 %
6	49.70 %	49.70 %	6	52.06 %	54.10 %
7	49.63 %	49.63 %	7	53.45 %	53.45 %
8	49.70 %	49.63 %	8	51.38 %	51.59 %
9	49.70 %	50.78 %	9	58.13 %	57.67 %
10	50.30 %	49.58 %	10	57.22 %	55.95 %
Comparación: base - ruido			Comparación: base - calor		
Sujeto	K-medias	Jerárquico	Sujeto	K-medias	Jerárquico
1	52.40 %	51.61 %	1	50.02 %	53.77 %
2	52.31 %	55.56 %	2	50.03 %	52.26 %
3	51.38 %	55.56 %	3	52.79 %	54.35 %
4	53.45 %	53.45 %	4	55.43 %	55.43 %
5	58.60 %	56.36 %	5	52.26 %	53.37 %
6	51.82 %	52.06 %	6	54.69 %	54.35 %
7	51.82 %	55.18 %	7	51.15 %	50.79 %
8	54.10 %	54.45 %	8	51.55 %	52.52 %
9	58.60 %	53.77 %	9	59.37 %	59.37 %
10	51.38 %	52.31 %	10	50.79 %	51.15 %

Cuadro 31: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Promedios de cada comparación

Comparación	K-medias	Jerárquico
Agua	49.79 %	49.78 %
Aromas	53.16 %	54.61 %
Ruido	53.52 %	54.01 %
Calor	52.74 %	53.69 %

Cuadro 32: Promedio de resultados Rand Index

Componente principal 2

Comparación: base - agua			Comparación: base - aromas		
Sujeto	K-medias	Jerárquico	Sujeto	K-medias	Jerárquico
1	49.72 %	49.72 %	1	49.84 %	54.42 %
2	50.30 %	49.58 %	2	52.06 %	55.56 %
3	49.70 %	49.63 %	3	50.50 %	55.95 %
4	49.57 %	49.57 %	4	51.18 %	53.77 %
5	49.81 %	49.70 %	5	55.95 %	56.79 %
6	49.63 %	50.10 %	6	50.81 %	54.10 %
7	49.63 %	49.63 %	7	53.45 %	53.45 %
8	49.70 %	49.57 %	8	51.59 %	51.38 %
9	50.52 %	49.94 %	9	58.60 %	58.13 %
10	51.06 %	49.58 %	10	56.36 %	50.81 %
Comparación: base - ruido			Comparación: base - calor		
Sujeto	K-medias	Jerárquico	Sujeto	K-medias	Jerárquico
1	52.40 %	54.19 %	1	49.87 %	53.77 %
2	50.99 %	55.56 %	2	50.35 %	51.77 %
3	51.38 %	56.36 %	3	52.79 %	55.06 %
4	51.59 %	54.10 %	4	50.12 %	55.43 %
5	55.18 %	57.22 %	5	52.26 %	51.55 %
6	50.24 %	51.59 %	6	52.26 %	55.06 %
7	51.59 %	54.10 %	7	51.34 %	50.96 %
8	53.15 %	54.10 %	8	51.55 %	52.01 %
9	56.36 %	58.60 %	9	59.87 %	58.88 %
10	51.82 %	53.77 %	10	50.79 %	58.88 %

Cuadro 33: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Promedios de cada comparación

Comparación	K-medias	Jerárquico
Agua	49.96 %	49.70 %
Aromas	52.96 %	54.39 %
Ruido	52.44 %	54.93 %
Calor	52.05 %	54.27 %

Cuadro 34: Promedio de resultados Rand Index

Componentes principales 1-3

Comparación: base - agua

Sujeto 1

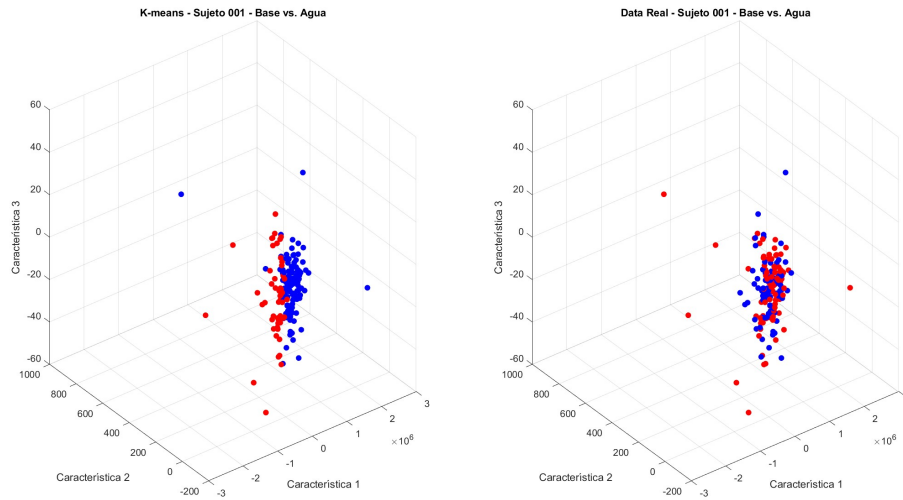


Figura 76: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

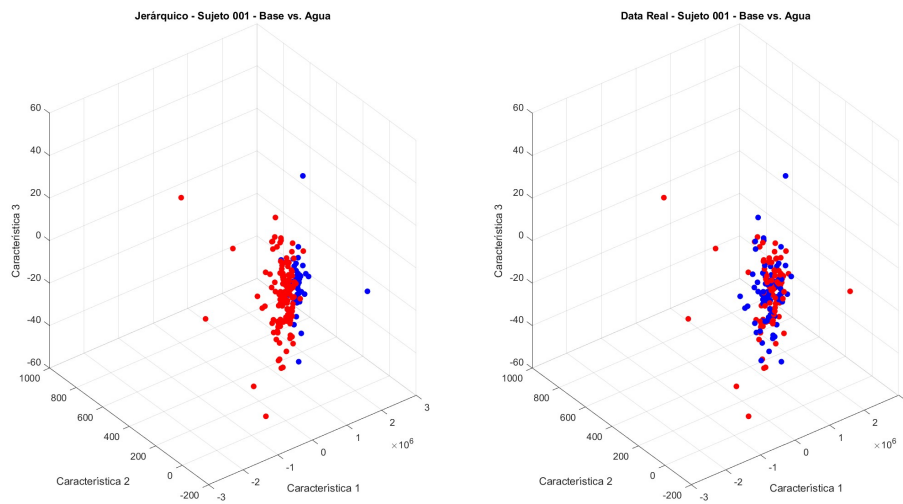


Figura 77: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Comparación: base - ruido

Sujeto 6

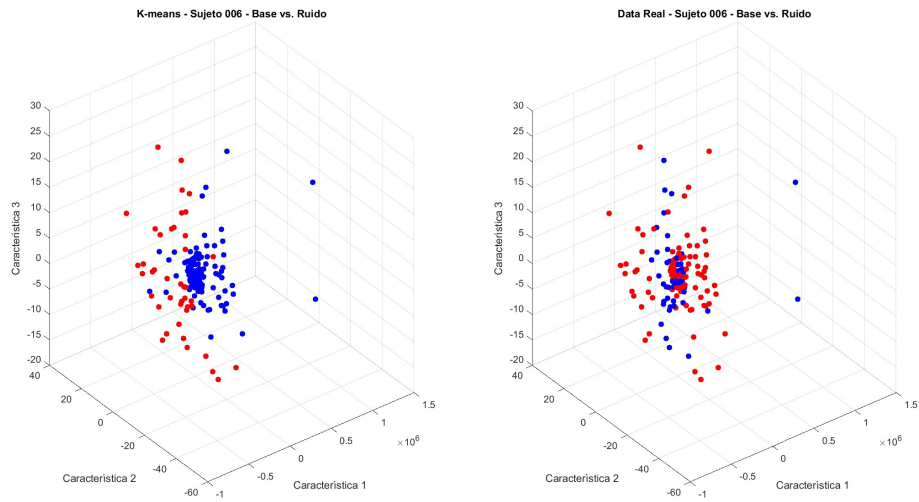


Figura 78: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

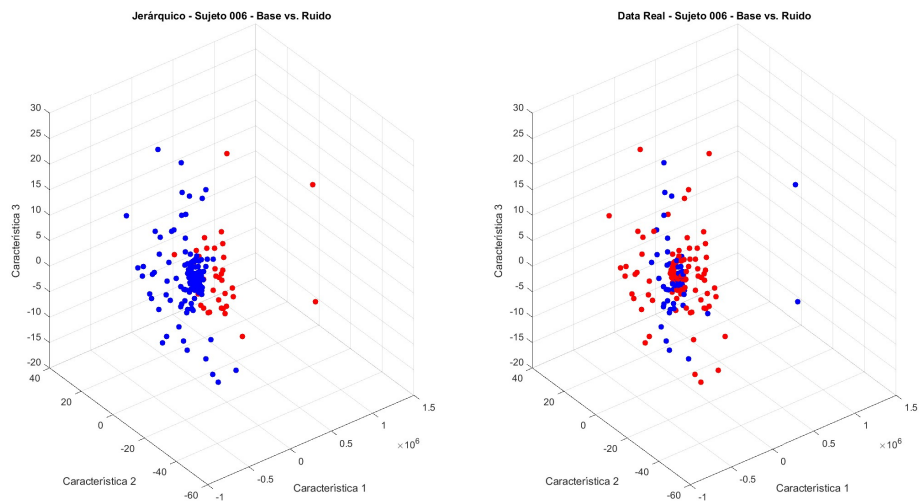


Figura 79: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Resultados Rand Index

Comparación: base - agua			Comparación: base - aromas		
Sujeto	K-medias	Jerárquico	Sujeto	K-medias	Jerárquico
1	49.71 %	49.74 %	1	49.81 %	49.95 %
2	49.70 %	49.70 %	2	49.77 %	49.77 %
3	49.63 %	50.10 %	3	55.56 %	54.45 %
4	49.58 %	49.70 %	4	53.77 %	56.79 %
5	49.57 %	49.58 %	5	55.56 %	52.86 %
6	49.70 %	49.81 %	6	57.22 %	57.22 %
7	49.63 %	49.63 %	7	52.86 %	54.10 %
8	49.58 %	49.58 %	8	51.59 %	52.31 %
9	50.30 %	50.52 %	9	58.60 %	59.09 %
10	49.63 %	49.70 %	10	49.72 %	51.18 %
Comparación: base - ruido			Comparación: base - calor		
Sujeto	K-medias	Jerárquico	Sujeto	K-medias	Jerárquico
1	49.86 %	49.86 %	1	49.83 %	49.83 %
2	50.03 %	50.50 %	2	51.55 %	49.74 %
3	56.36 %	58.13 %	3	51.77 %	56.22 %
4	54.10 %	54.10 %	4	55.43 %	55.43 %
5	51.82 %	53.45 %	5	49.95 %	55.43 %
6	50.03 %	50.03 %	6	49.72 %	49.72 %
7	51.18 %	53.45 %	7	52.01 %	53.37 %
8	50.50 %	50.50 %	8	51.77 %	53.37 %
9	49.71 %	60.10 %	9	60.39 %	60.39 %
10	50.50 %	49.82 %	10	50.03 %	49.95 %

Cuadro 35: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Promedios de cada comparación

Comparación	K-medias	Jerárquico
Agua	49.70 %	49.81 %
Aromas	53.36 %	53.69 %
Ruido	51.37 %	52.89 %
Calor	52.16 %	53.24 %

Cuadro 36: Promedio de resultados Rand Index

10.3.2. Agrupamiento de datos: intersujeto

Componentes principales 2-6

Comparación	K-medias	Jerárquico
Agua	49.96 %	49.96 %
Aromas	54.24 %	55.35 %
Ruido	54.60 %	55.60 %
Calor	54.77 %	54.13 %

Cuadro 37: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Componente principal 2

Comparación	K-medias	Jerárquico
Agua	49.97 %	49.96 %
Aromas	55.57 %	55.32 %
Ruido	54.47 %	54.47 %
Calor	54.68 %	54.68 %

Cuadro 38: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

Componentes principales 1-3

Comparación: base - agua

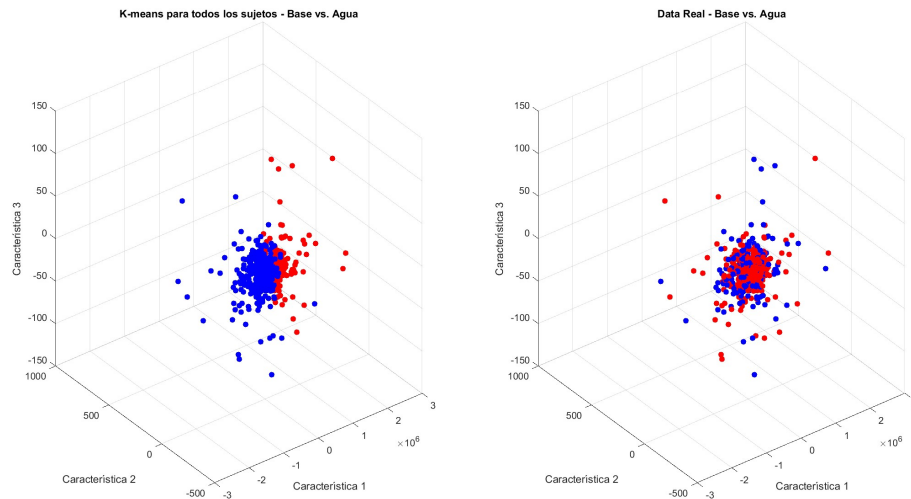


Figura 80: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

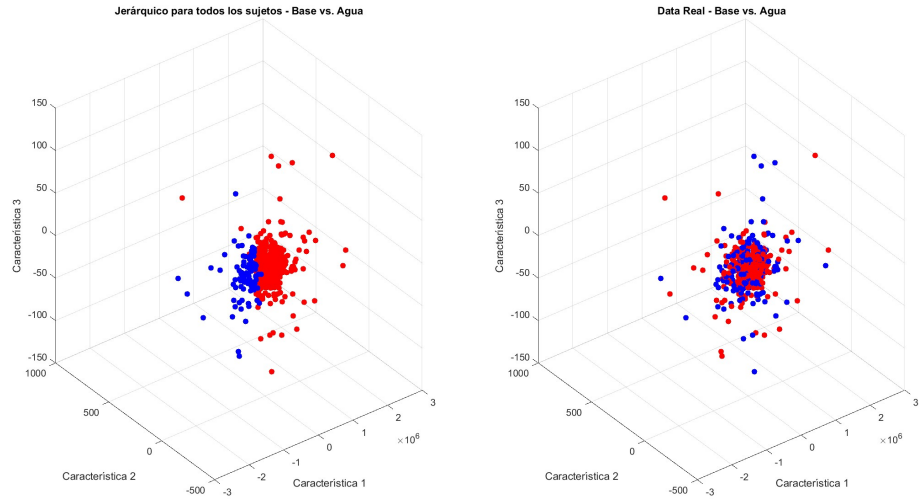


Figura 81: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Comparación: base - ruido

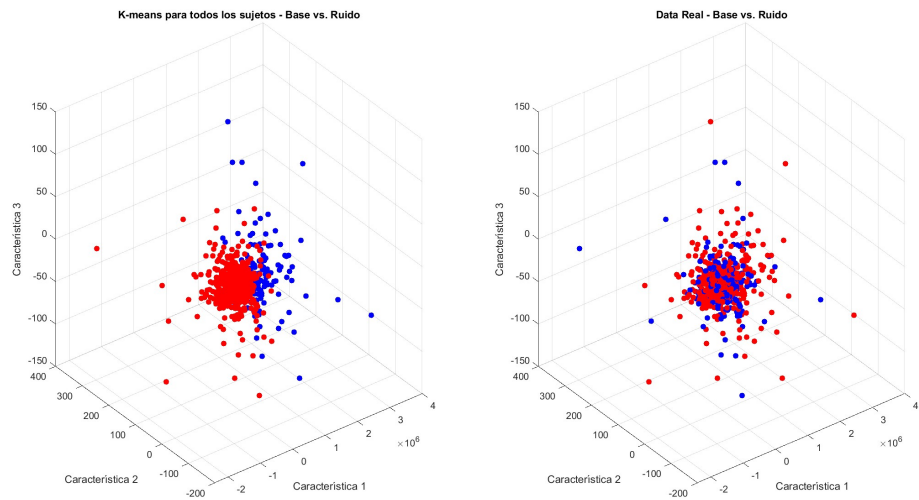


Figura 82: Agrupamiento por K-medias vs. clases reales

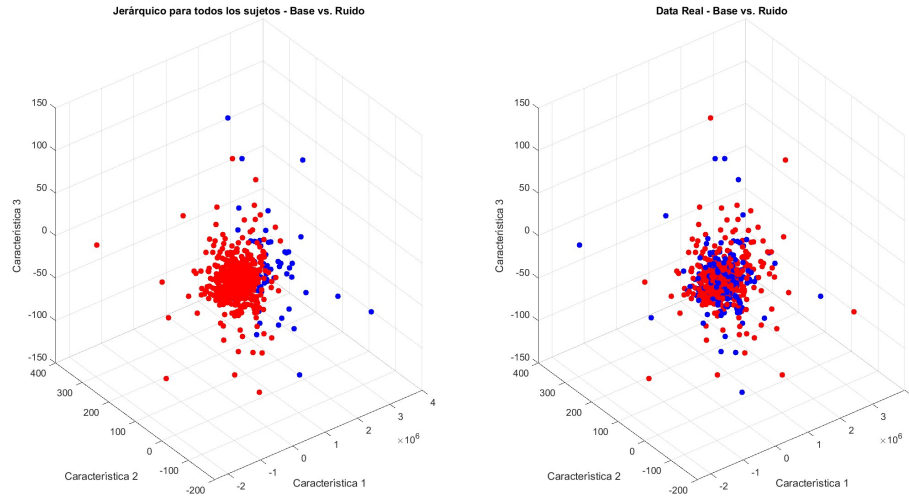


Figura 83: Agrupamiento jerárquico vs. clases reales

Resultados Rand Index

Comparación	K-medias	Jerárquico
Agua	49.96 %	49.96 %
Aromas	53.46 %	53.75 %
Ruido	52.86 %	55.11 %
Calor	52.89 %	54.68 %

Cuadro 39: Resultados Rand Index para los algoritmos de agrupamiento

10.3.3. Discusión de resultados

Los resultados presentados corresponden a los componentes principales con los puntajes más altos de Rand Index. Se observa que los componentes principales 2 al 6 lograron los mejores resultados, seguidos de cerca por el componente principal 2 de forma individual y de los componentes principales 1 a 3, aunque la diferencia en los puntajes fue mínima. Este comportamiento se observa tanto en el agrupamiento intrasujeto como intersujeto.

El comportamiento del agrupamiento utilizando los componentes principales 1 a 3 se ilustra en las Figuras 76 a 83, donde se muestran los resultados obtenidos mediante los algoritmos K-medias y jerárquico.

Al comparar estos resultados con los obtenidos en el capítulo anterior, se aprecia que los valores obtenidos mediante la aplicación de PCA tienden a ser inferiores en el caso del agrupamiento intrasujeto. En contraste, en el agrupamiento intersujeto, los valores incrementan levemente para algunas comparaciones. Esto se debe a que PCA elimina detalles específicos que son importantes para distinguir entre estados de un mismo sujeto, lo que reduce la capacidad del modelo para identificar diferencias intrínsecas. Sin embargo, al enfocarse en los patrones globales, PCA es beneficioso para reducir la variabilidad entre sujetos, destacando

características comunes que facilitan el agrupamiento intersujeto.

Los resultados muestran que la aplicación de PCA en este estudio afecta negativamente la capacidad de agrupamiento, especialmente en el análisis intrasujeto, donde los valores de Rand Index disminuyen de manera más marcada y consistente. Aunque se observan algunos beneficios en el análisis intersujeto, estos no compensan el impacto negativo general, lo que sugiere que PCA no es la técnica más adecuada para la reducción de dimensionalidad en este contexto. Para maximizar los valores de Rand Index, es necesario conservar la variabilidad de todos los componentes principales.

Análisis de las sensaciones autorreportadas por los participantes del estudio

En este capítulo se presentan y analizan las sensaciones autorreportadas por los participantes en cada una de las pruebas realizadas.

Como recordatorio:

- **Prueba de agua fría:** se buscó evocar la sensación de dolor. Se pidió a los sujetos que indicaran en una escala del 1 al 10 la intensidad del dolor experimentado, siendo 1 “sin dolor” y 10 “dolor extremo”.
- **Prueba de aromas:** se buscó evocar la sensación de agrado. Los sujetos evaluaron en una escala del 1 al 10 qué tan agradable les resultaba cada aroma, siendo 1 “nada agradable” y 10 “extremadamente agradable”.
- **Prueba de ruido:** se buscó evocar la sensación de desagrado. Los sujetos indicaron en una escala del 1 al 10 qué tan desagradables les resultaban los tonos reproducidos, siendo 1 “nada desagradable” y 10 “extremadamente desagradable”.
- **Prueba de crema con efecto calórico:** se buscó evocar la sensación de calor. Los sujetos señalaron en una escala del 1 al 10 la intensidad de calor experimentada, siendo 1 “sin calor” y 10 “calor extremo”.

Los detalles sobre la recolección de estos autorreportes se describen en el Capítulo 7, donde se detalla el procedimiento seguido para recopilar las percepciones de dolor, agrado, desagrado y calor en cada sesión.

El objetivo de este capítulo es comparar estas sensaciones subjetivas con los resultados del análisis de agrupamiento presentado en la Sección 9.3 (el agrupamiento con mejores resultados), permitiendo así explorar posibles relaciones entre las experiencias reportadas

por los participantes y las características extraídas de las señales bioeléctricas registradas. Para cada prueba y sesión, se presentan las puntuaciones individuales, así como los valores promedio y la desviación estándar de cada sujeto.

11.1. Resultados de puntuaciones

11.1.1. Sujeto 1

Puntuaciones

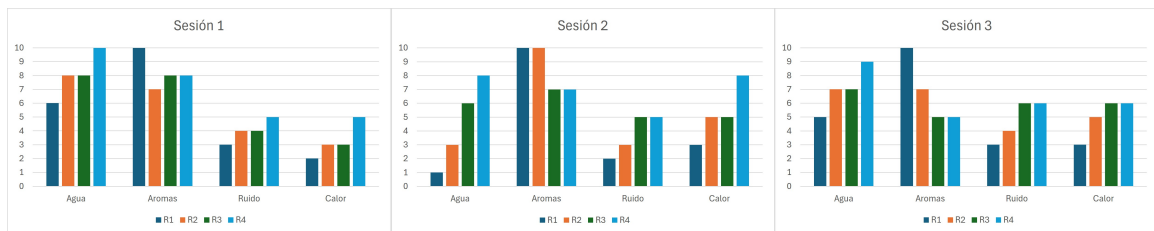


Figura 84: Puntuaciones por prueba y sesión. R1, R2, R3 y R4 corresponden a las cuatro respuestas obtenidas para cada sensación durante las sesiones

Media y desviación estándar

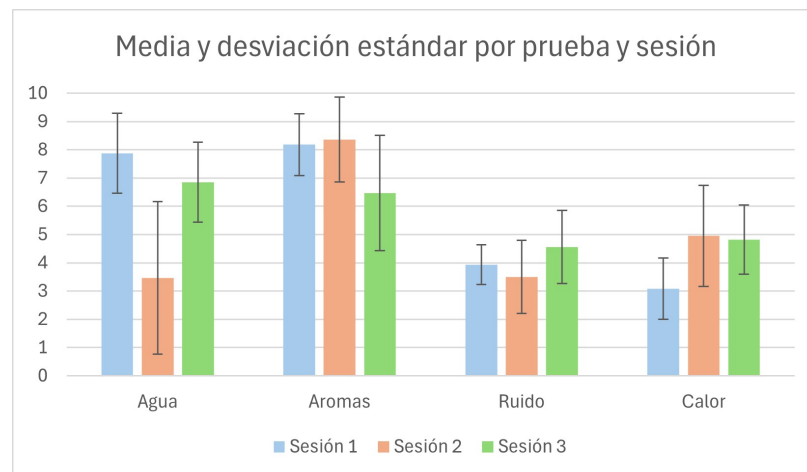


Figura 85: Media y desviación estándar

11.1.2. Sujeto 2

Puntuaciones

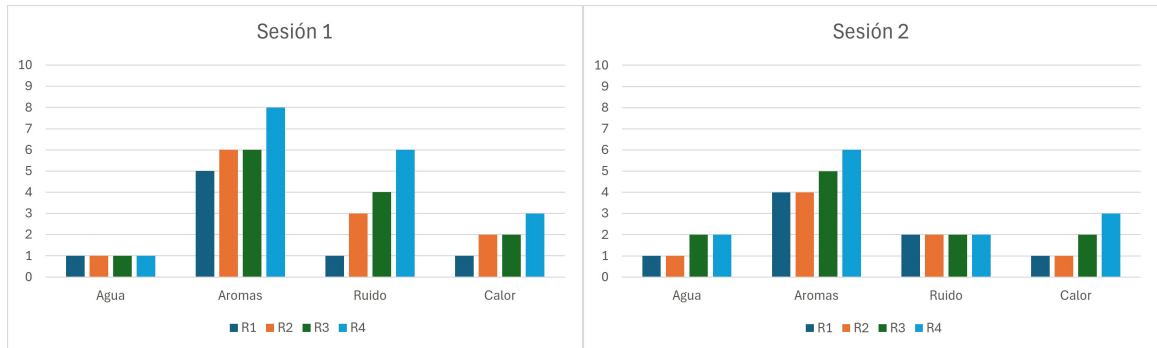


Figura 86: Puntuaciones por prueba y sesión

Media y desviación estándar

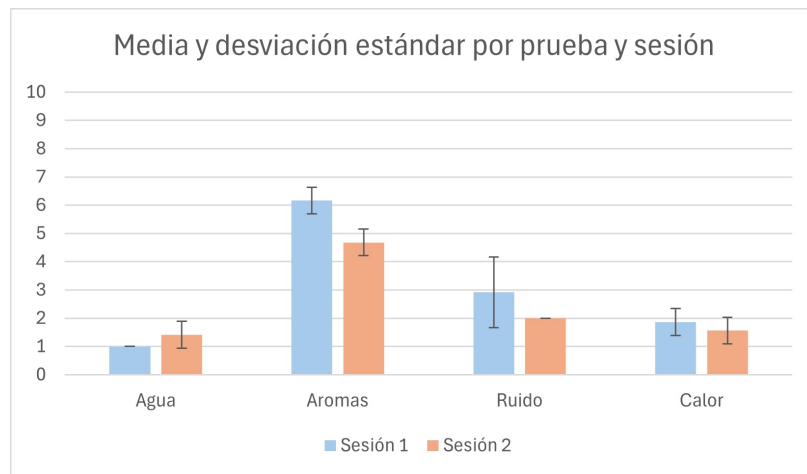


Figura 87: Media y desviación estándar

11.1.3. Sujeto 3

Puntuaciones

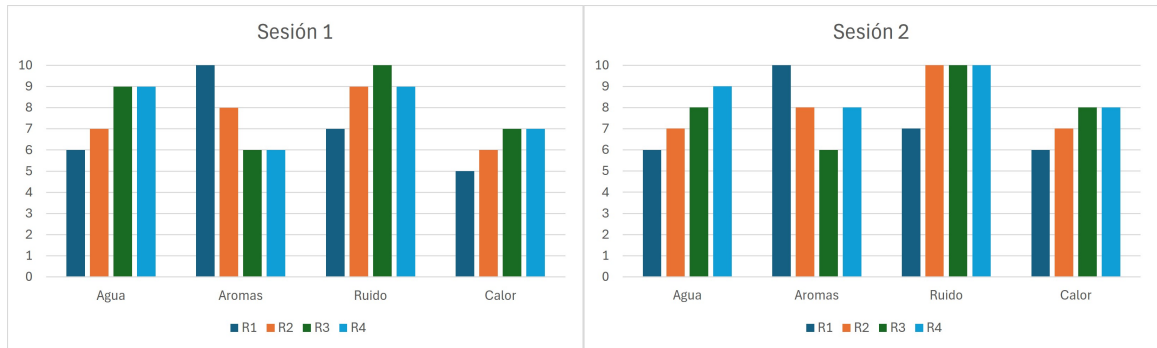


Figura 88: Puntuaciones por prueba y sesión

Media y desviación estándar

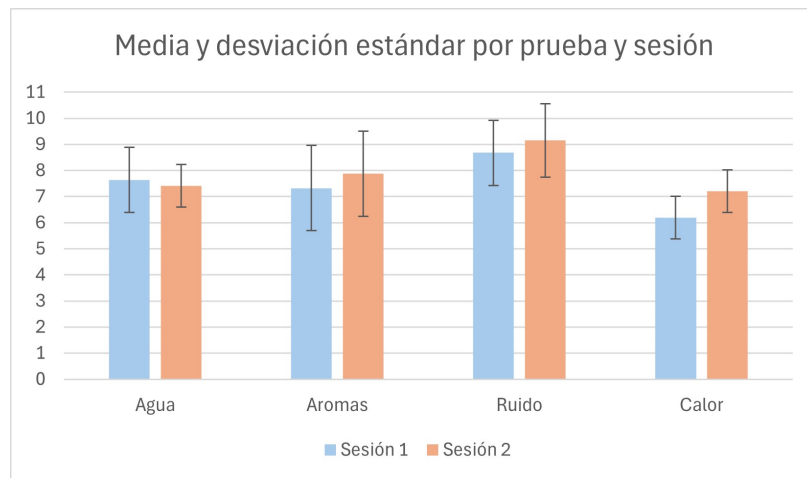


Figura 89: Media y desviación estándar

11.1.4. Sujeto 4

Puntuaciones

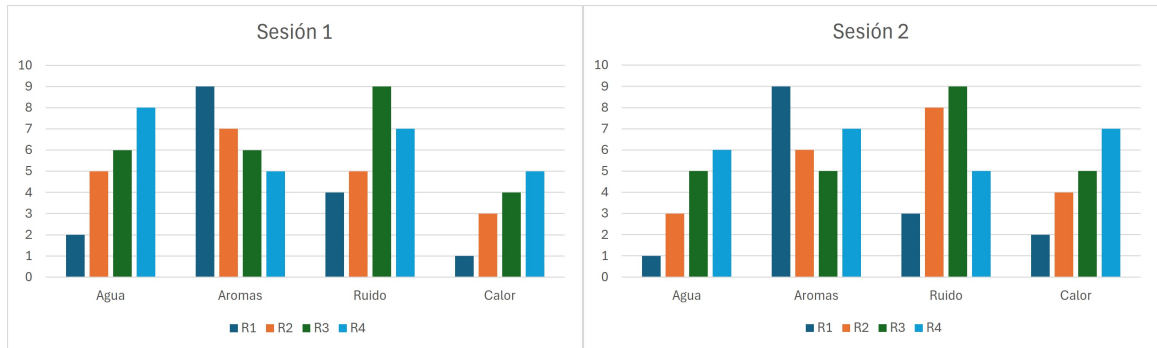


Figura 90: Puntuaciones por prueba y sesión

Media y desviación estándar

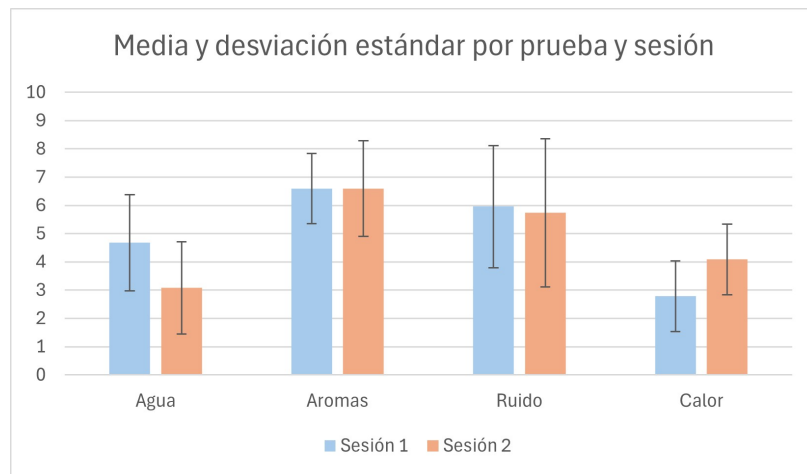


Figura 91: Media y desviación estándar

11.1.5. Sujeto 5

Puntuaciones

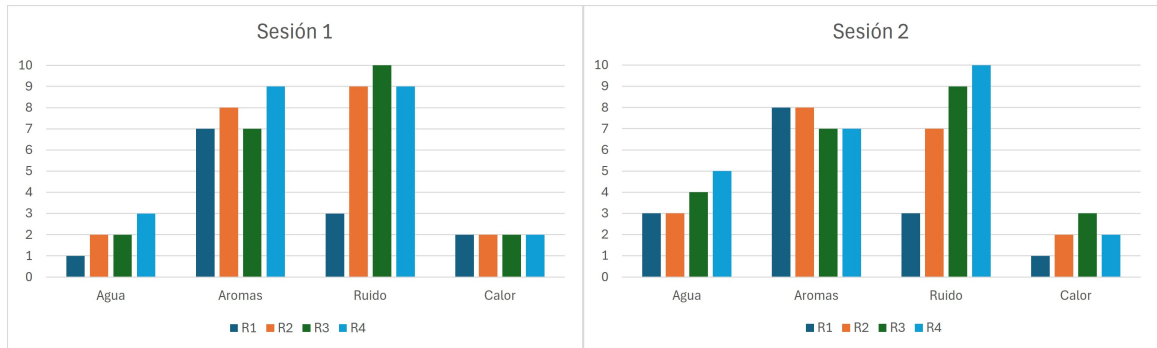


Figura 92: Puntuaciones por prueba y sesión

Media y desviación estándar

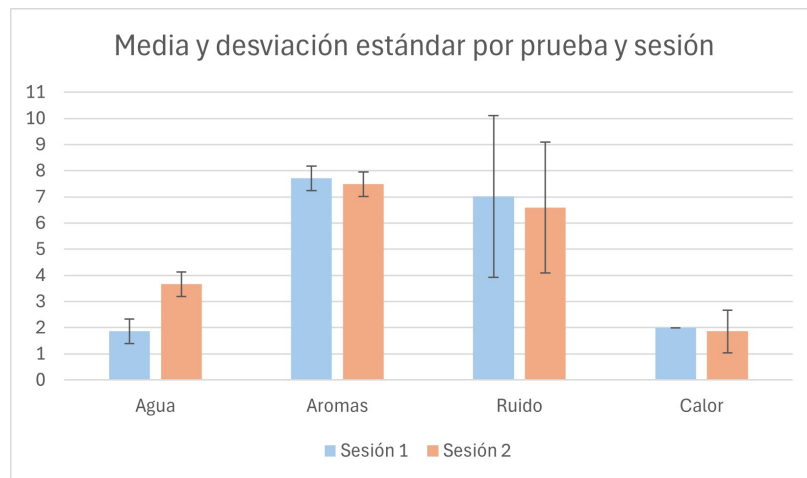


Figura 93: Media y desviación estándar

11.1.6. Sujeto 6

Puntuaciones

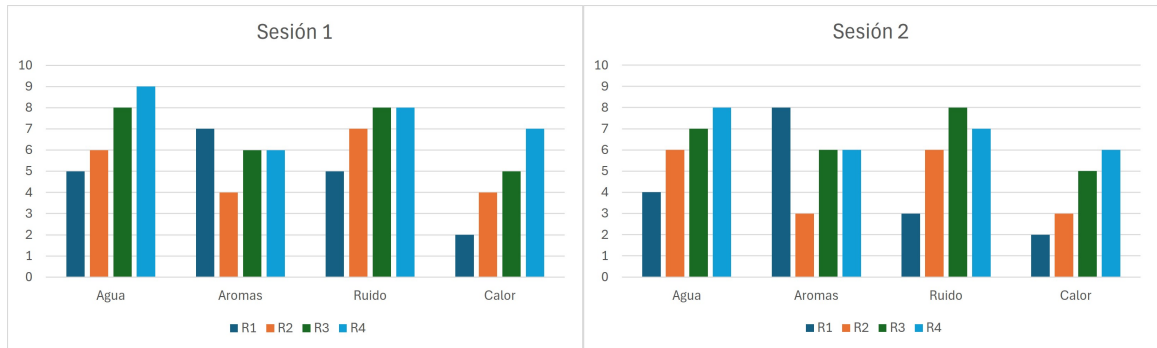


Figura 94: Puntuaciones por prueba y sesión

Media y desviación estándar

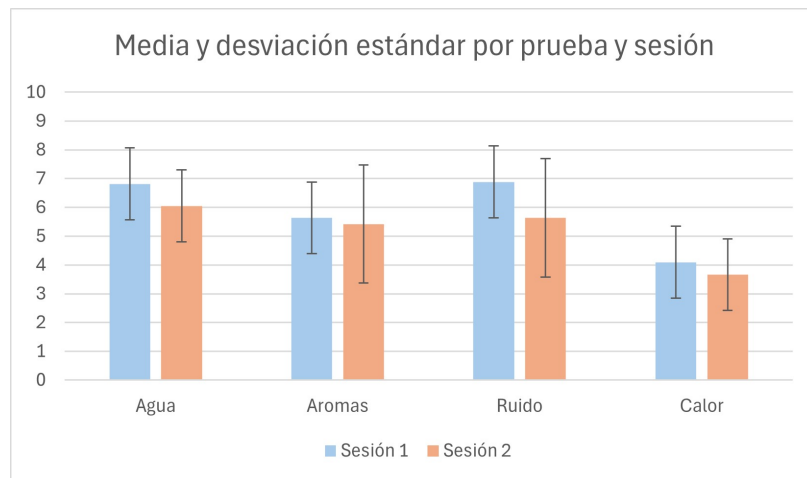


Figura 95: Media y desviación estándar

11.1.7. Sujeto 7

Puntuaciones

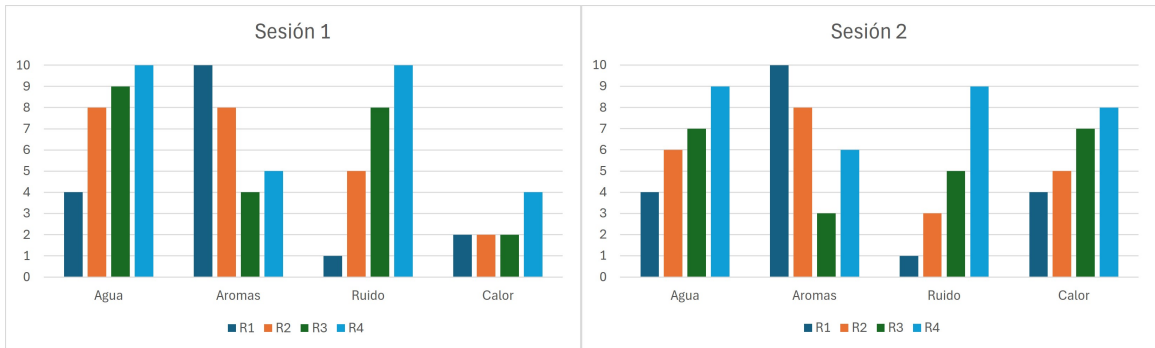


Figura 96: Puntuaciones por prueba y sesión

Media y desviación estándar

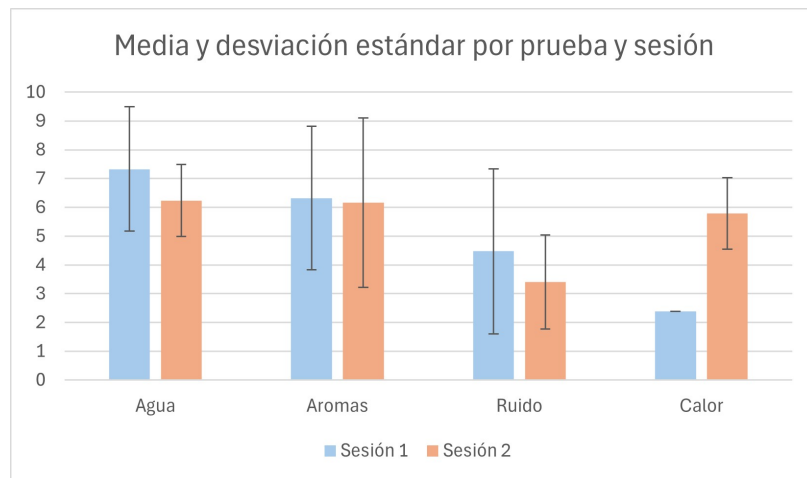


Figura 97: Media y desviación estándar

11.1.8. Sujeto 8

Puntuaciones

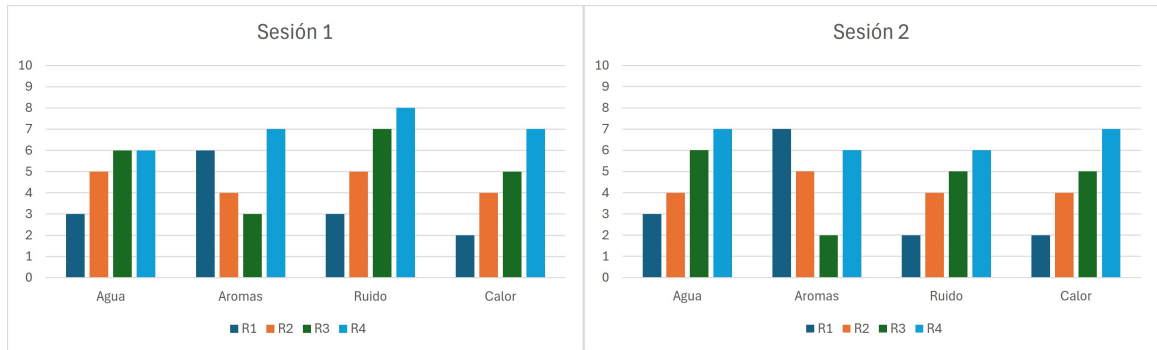


Figura 98: Puntuaciones por prueba y sesión

Media y desviación estándar

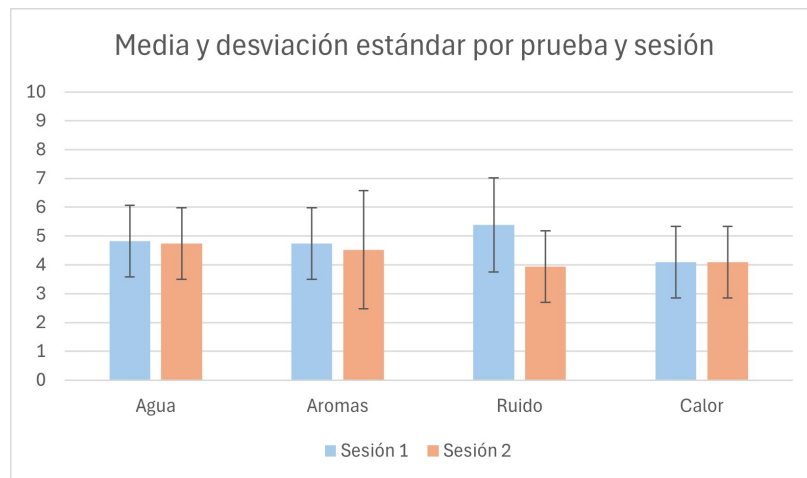


Figura 99: Media y desviación estándar

11.1.9. Sujeto 9

Puntuaciones

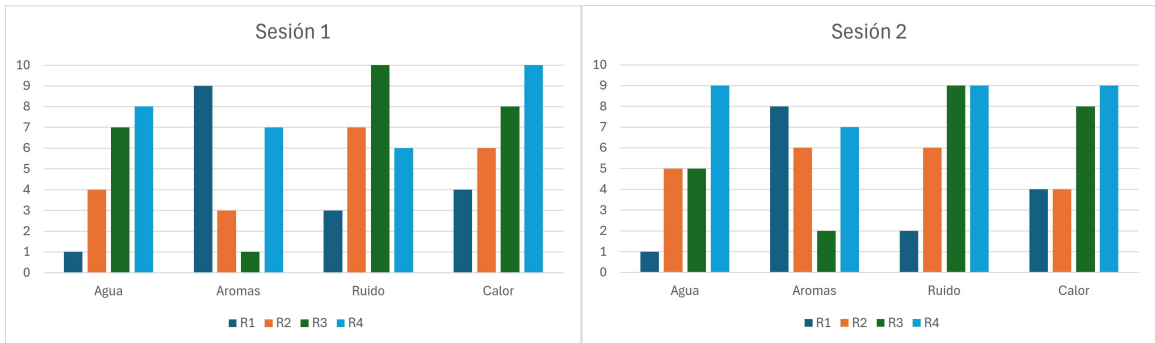


Figura 100: Puntuaciones por prueba y sesión

Media y desviación estándar

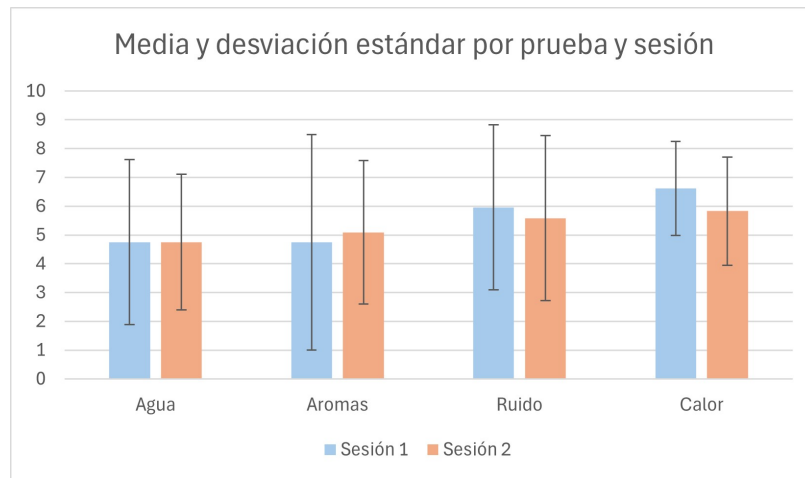


Figura 101: Media y desviación estándar

11.1.10. Sujeto 10

Puntuaciones

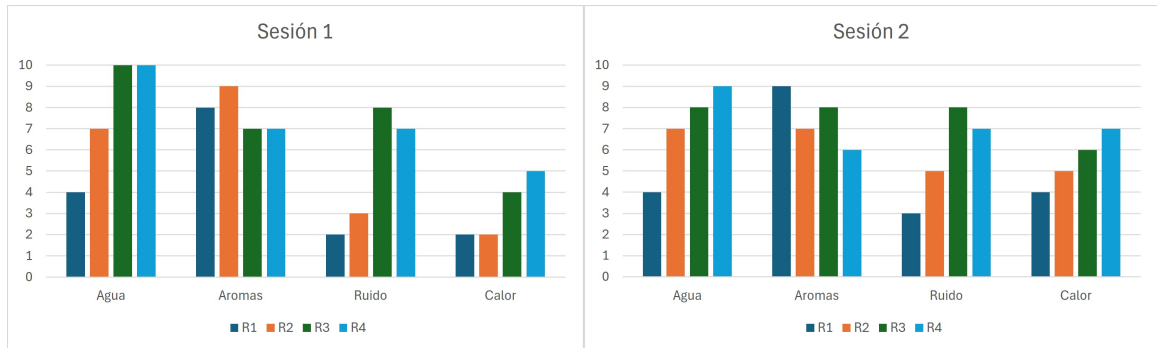


Figura 102: Puntuaciones por prueba y sesión

Media y desviación estándar

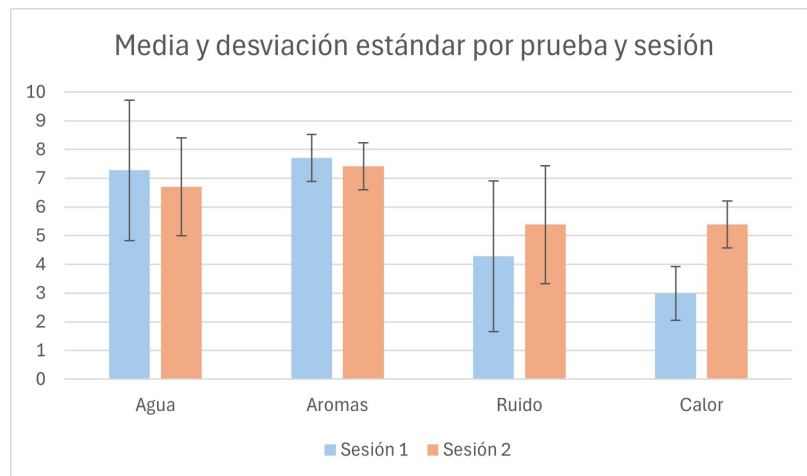


Figura 103: Media y desviación estándar

11.1.11. Todos los sujetos

Media y desviación estándar

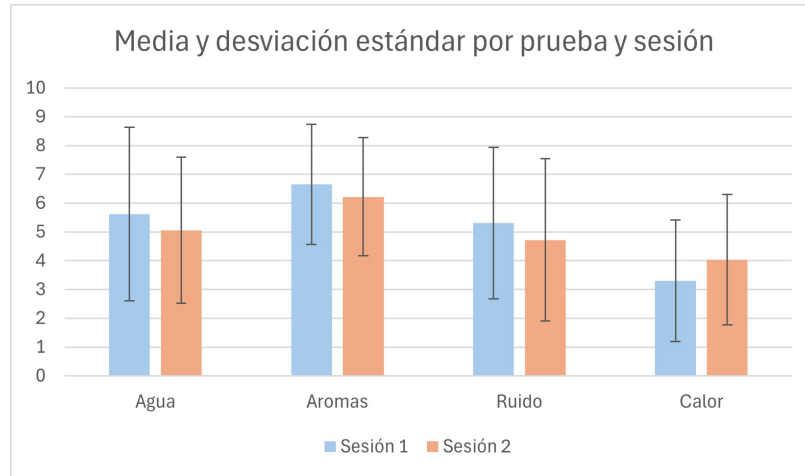


Figura 104: Media y desviación estándar

11.1.12. Discusión de resultados

Como se aprecia en las Figuras 84 a 104, la mayoría de los sujetos reportaron sensaciones más intensas en la prueba de aromas, mientras que la prueba de crema con efecto calórico generó las sensaciones menos intensas. Aunque las puntuaciones varían considerablemente entre sujetos, la consistencia entre las sesiones para un mismo sujeto es notablemente alta, lo que resalta la subjetividad inherente a las sensaciones.

Para las puntuaciones de dolor y calor, se observa una tendencia creciente en la mayoría de los casos conforme avanzaba cada prueba. Sin embargo, las puntuaciones relacionadas con las sensaciones de agrado y desagrado no muestran una tendencia clara ni consistente.

En cuanto a los resultados del agrupamiento, estos no parecen reflejar con precisión lo reportado por los sujetos, ya que no se logra distinguir adecuadamente la prueba “base” (sin estímulo) de las demás pruebas, donde se experimentan sensaciones claras según los resultados presentados en este capítulo.

11.2. Comparación entre puntuaciones y Rand Index

Para las gráficas siguientes, se calculó el promedio de los valores de Rand Index de cada señal para cada sujeto, comparándolos con el promedio de las puntuaciones reportadas por cada sujeto en las sesiones correspondientes. Se presenta una gráfica por cada prueba, mostrando así la relación entre los resultados de agrupamiento y las puntuaciones de sensaciones reportadas.

Los números que acompañan a cada punto representan a cada uno de los sujetos del estudio.

11.2.1. Prueba: agua fría

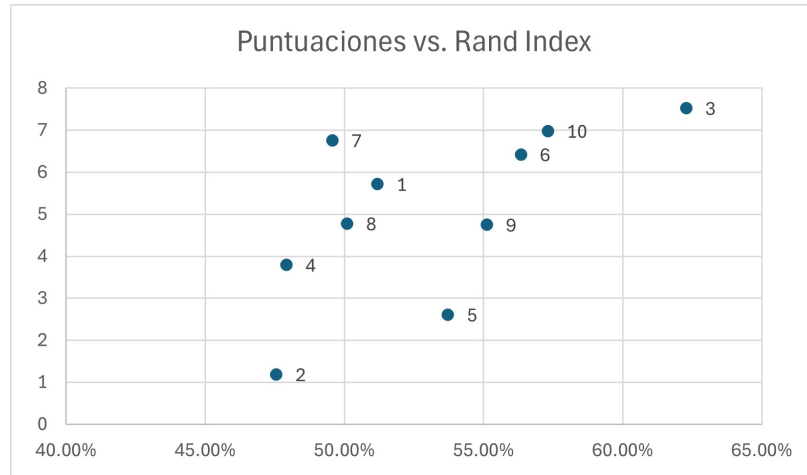


Figura 105: Puntuaciones autorreportadas vs. Rand Index

11.2.2. Prueba: aromas

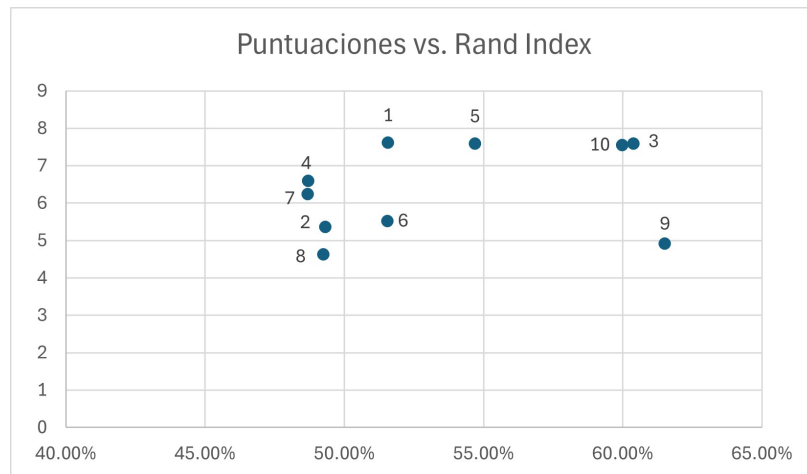


Figura 106: Puntuaciones autorreportadas vs. Rand Index

11.2.3. Prueba: ruido

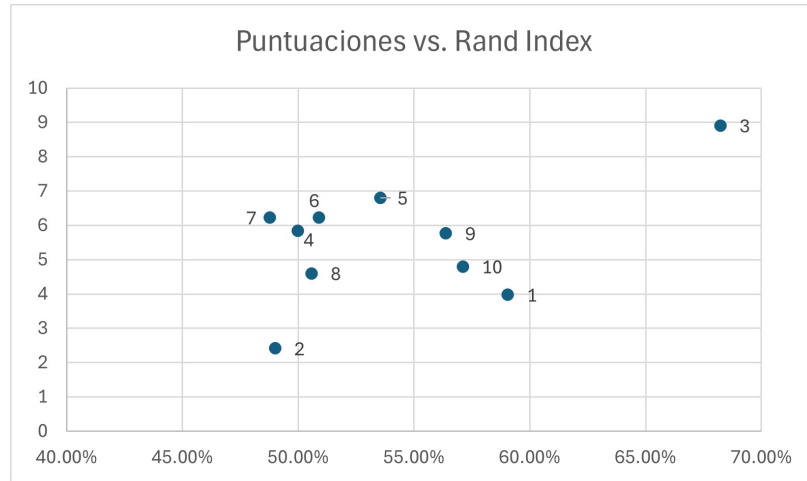


Figura 107: Puntuaciones autorreportadas vs. Rand Index

11.2.4. Prueba: crema con efecto calórico

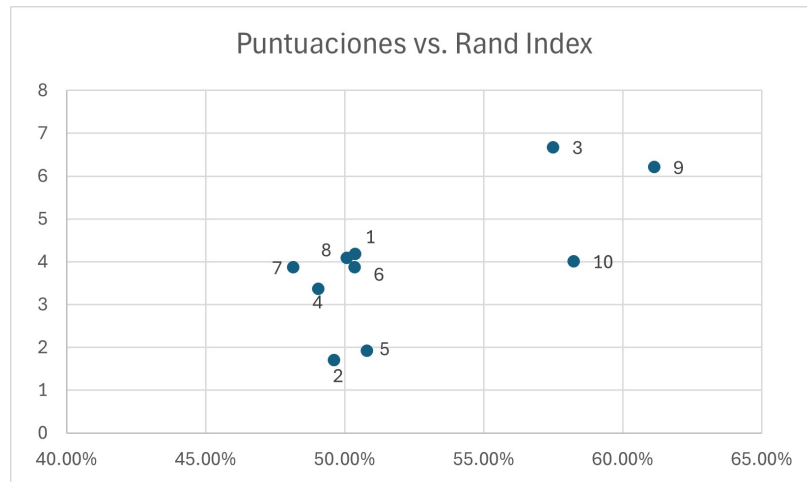


Figura 108: Puntuaciones autorreportadas vs. Rand Index

11.2.5. Discusión de resultados

Se observa que los Sujetos 3, 9 y 10 generalmente presentan los mejores resultados en términos de Rand Index, mientras que los Sujetos 2, 4 y 7 tienden a mostrar los resultados más bajos. En la Figura 105, se nota una tendencia en la que tres de los cuatro sujetos con las puntuaciones de sensaciones más altas también obtienen los valores más elevados de agrupamiento. De manera similar, en la Figura 106, los cuatro sujetos con las puntuaciones más altas presentan los porcentajes de agrupamiento más altos, después del Sujeto 9, quien destaca con el porcentaje más alto. En la Figura 107, no se observa una relación consistente entre las puntuaciones y los resultados de agrupamiento, a excepción del Sujeto

3, quien muestra tanto una puntuación alta como un porcentaje elevado de agrupamiento. Finalmente, en la Figura 108, se observa que dos de los tres sujetos con los porcentajes más altos también presentan las puntuaciones más altas.

En general, parece haber una pequeña tendencia en la que sujetos con puntuaciones de sensaciones más elevadas tienden a obtener también mayores valores de Rand Index, especialmente en algunas pruebas, lo que sugiere cierta relación entre las sensaciones reportadas y los resultados de agrupamiento.

- Fue posible recolectar cuatro tipos de señales bioeléctricas: EEG, ECG, EMG y respiración, con el equipo de la universidad, para 10 sujetos de prueba sometidos a diversos estímulos físicos diseñados para inducir sensaciones de dolor, agrado, desagrado y calor.
- Los resultados de agrupamiento más precisos se lograron utilizando los datos sin normalizar y los parámetros de extracción descritos en la Sección 9.3. En promedio, el Rand Index mostró que el algoritmo K-medias logró un 53.33 % de precisión en la agrupación correcta de los datos, mientras que el algoritmo de agrupamiento jerárquico obtuvo un 52.69 %.
- Los resultados de los algoritmos de agrupamiento K-medias y jerárquico sugieren que no son los más adecuados para diferenciar entre los estados de cada comparación. Esto puede deberse a que estos algoritmos se basan en la distancia euclidiana, que no es la métrica más efectiva para agrupar señales con un alto grado de entremezcla en sus patrones entre estados.
- La aplicación de PCA a la señal EEG antes de los algoritmos de agrupamiento no mejoró la precisión de los resultados; por el contrario, la redujo. Esto indica que, en este estudio, PCA no fue beneficioso para este tipo de señales, sugiriendo que la reducción de dimensionalidad mediante PCA puede haber eliminado información relevante para la diferenciación entre estados.
- Los resultados de la herramienta VAT indican que no existe una separación clara entre el estado base y los estados de prueba; en cambio, estos tienden a entremezclarse considerablemente. Esto sugiere que no existe una distinción evidente entre los diferentes estados.
- Las puntuaciones de las sensaciones autorreportadas por los sujetos revelan una discrepancia con los resultados del agrupamiento, ya que los reportes muestran que los sujetos sí percibieron sensaciones asociadas a cada prueba, mientras que el agrupamiento no refleja esta diferenciación de manera clara.

- Se observa una ligera tendencia en la que los sujetos con las puntuaciones de sensaciones promedio más elevadas tienden a obtener también valores más altos de Rand Index, lo que sugiere una posible relación entre las sensaciones reportadas y los resultados del agrupamiento.
- El análisis de las señales recolectadas no muestra patrones distintivos que permitan diferenciar con alta precisión los estados asociados con el dolor u otras sensaciones. En consecuencia, no fue posible identificar indicadores o características específicas en las señales bioeléctricas que indiquen de manera confiable la presencia de dolor.

- Considerar la implementación de algoritmos de agrupamiento que se adapten mejor a la naturaleza compleja de las señales bioeléctricas, con el objetivo de mejorar la precisión en la distinción entre los estados. Explorar el uso de métricas de distancia alternativas a la euclidiana, que puedan capturar mejor las relaciones y patrones específicos de estas señales.
- Explorar el uso del algoritmo de agrupamiento difuso (Fuzzy Clustering), ya que podría ofrecer un rendimiento superior con este tipo de datos, en los que las señales presentan una alta entremezcla y no muestran límites claros entre los diferentes estados. Este algoritmo podría proporcionar una representación más flexible y precisa de las relaciones entre los estímulos y las respuestas fisiológicas.
- Considerar la exploración de otros tipos de características que se puedan extraer de cada señal para obtener descriptores más variados y específicos que puedan capturar mejor las diferencias entre los estados inducidos.
- Ampliar la duración de las grabaciones para cada estímulo aplicado. Esto puede facilitar la identificación de patrones más consistentes y relevantes en las señales, así como mejorar la estabilidad y precisión de los análisis de agrupamiento y correlación entre estímulos y respuestas bioeléctricas.
- Incrementar el número de canales para la captura de señales EEG con el fin de captar de manera más precisa y detallada la actividad cerebral en respuesta a los estímulos. En este estudio, solo se utilizó un canal (Cz), lo cual puede limitar la capacidad de detección de variaciones espaciales en la actividad cortical. Se recomienda considerar el uso de canales adicionales disponibles en el equipo Biopac MP36 o explorar el uso del equipo Electro-Cap de la universidad, lo cual permitiría un mapeo más amplio y específico de las regiones cerebrales implicadas.
- Si se desea continuar captando señales EMG y que estas puedan reflejar diferencias significativas entre los estímulos, se recomienda explorar la colocación de los electrodos en un grupo muscular diferente al masetero (mandíbula), ya que esta posición no mostró actividad suficiente para distinguir entre los estados inducidos por las pruebas.

- Es recomendable seguir capturando todas las señales simultáneamente para mantener la sincronización temporal entre ellas, lo cual es esencial para aplicar algoritmos de agrupamiento utilizando vectores de características que integren información de los distintos tipos de señales. Este enfoque permitirá analizar de manera más precisa la correlación y la interacción entre las respuestas fisiológicas a los estímulos en un mismo marco temporal.

- [1] M. M. Vela, “Análisis cualitativo y cuantitativo del impacto de los pulsos binaurales en el estado de ánimo, concentración y calidad del sueño de las personas,” Tesis de licenciatura, Universidad Del Valle de Guatemala, 2023.
- [2] O. A. Fuentes, “Aplicación de técnicas de aprendizaje automático y reconocimiento de patrones a señales bioeléctricas para el estudio del impacto de los pulsos binaurales en el estado de ánimo, concentración y calidad del sueño de las personas,” Tesis de licenciatura, Universidad Del Valle de Guatemala, 2023.
- [3] Z. Tayeb, A. Dragomir, J. H. Lee et al., “Distinct spatio-temporal and spectral brain patterns for different thermal stimuli perception,” *Scientific Reports*, vol. 12, n.º 1, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-04831-w>.
- [4] F. Chouchou, C. Perchet y L. Garcia-Larrea, “EEG changes reflecting pain: is alpha suppression better than gamma enhancement?” *Neurophysiologie Clinique*, vol. 51, n.º 3, págs. 209-218, 2021, ISSN: 0987-7053. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucli.2021.03.001>.
- [5] M. Gram, C. Graversen, S. Olesen y A. Drewes, “Dynamic spectral indices of the electroencephalogram provide new insights into tonic pain,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 126, n.º 4, págs. 763-771, 2015, ISSN: 1388-2457. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2014.07.027>.
- [6] P. Zis, A. Liampas, A. Artemiadis et al., “EEG Recordings as Biomarkers of Pain Perception: Where Do We Stand and Where to Go?” *Pain and Therapy*, vol. 11, n.º 2, págs. 369-380, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40122-022-00372-2>.
- [7] M. M. Rockholt, G. Kenefati, L. V. Doan, Z. S. Chen y J. Wang, “In search of a composite biomarker for chronic pain by way of EEG and machine learning: where do we currently stand?” *Frontiers in neuroscience*, vol. 17, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1186418>.
- [8] International Association for the Study of Pain, *IASP Terminology*, Online, Recuperado abril 21, 2024, 2024. dirección: <https://www.iasp-pain.org/resources/terminology/>.

- [9] A. Samulowitz, I. Gremyr, E. Eriksson y G. Hensing, ““Brave Men” and “Emotional Women”: A Theory-Guided Literature Review on Gender Bias in Health Care and Gendered Norms towards Patients with Chronic Pain,” *Pain Research and Management*, vol. 2018, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1155/2018/6358624>.
- [10] K. M. Hoffman, S. Trawalter, J. R. Axt y M. N. Oliver, “Racial bias in pain assessment and treatment recommendations, and false beliefs about biological differences between blacks and whites,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 113, 2016. DOI: [10.1073/pnas.1516047113](https://doi.org/10.1073/pnas.1516047113).
- [11] S. P. Cohen, L. Vase y W. M. Hooten, “Chronic pain: an update on burden, best practices, and new advances,” *The Lancet*, vol. 397, 2021. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(21\)00393-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(21)00393-7).
- [12] A. Hamina, I. Odsbu, V. Hjellvik, T. G. Lid, T. Clausen y S. Skurtveit, “Fatal drug overdoses in individuals treated pharmacologically for chronic pain: a nationwide register-based study,” *British journal of anaesthesia*, vol. 132, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bja.2023.10.016>.
- [13] A. Biasiucci, B. Franceschiello y M. M. Murray, “Electroencephalography,” *Current biology*, vol. 29, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cub.2018.11.052>.
- [14] S. Sur y V. Sinha, “Event-related potential,” *Industrial Psychiatry Journal*, vol. 18, 2009. DOI: [10.4103/0972-6748.57865](https://doi.org/10.4103/0972-6748.57865).
- [15] B. H. Paudel, N. Limbu, R. Panta, N. Ghimire, B. Shrestha y S. Deo, “Electroencephalography (EEG),” en 2012, págs. 7-18.
- [16] IMOTIONS, *EEG: The Complete Pocket Guide*, Online, Recuperado mayo 12, 2024, 2017. dirección: <https://imotions.com/blog/learning/best-practice/eeg/>.
- [17] P. A. Abhang, B. W. Gawali y S. C. Mehrotra, “Chapter 2 - Technological Basics of EEG Recording and Operation of Apparatus,” en *Introduction to EEG- and Speech-Based Emotion Recognition*, Academic Press, 2016, págs. 19-50, ISBN: 978-0-12-804490-2. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804490-2.00002-6>. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128044902000026>.
- [18] H. Walker, W. Hall y J. Hurst, *Clinical Methods: The History, Physical, and Laboratory Examinations*, 3rd. Butterworth Publishers, 1990.
- [19] M. Green, U. Ekelund, L. Edenbrandt, J. Björk y M. Ohlsson, *Explaining artificial neural network ensembles: A case study with electrocardiograms from chest pain patients*, 2008.
- [20] Y. Sattar y L. Chhabra, *Electrocardiogram*. StatPearls Publishing, 2024.
- [21] Harvard Health Publishing Staff, *Heart rate variability: How it might indicate well-being*, Online, Recuperado agosto 10, 2024, 2024. dirección: <https://www.health.harvard.edu/blog/heart-rate-variability-new-way-track-well-2017112212789>.
- [22] C. Denby y T. Stone, “Chapter 18 - Neurological measurement,” en *Clinical Engineering (Second Edition)*, Second Edition, Academic Press, 2020, págs. 309-319. dirección: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780081026946000188>.
- [23] Cleveland Clinic, *EMG (Electromyography)*, Online, Recuperado julio 29, 2024. dirección: <https://my.clevelandclinic.org/health/diagnostics/4825-emg-electromyography>.

- [24] FDA-NIH Biomarker Working Group, *BEST (Biomarkers, Endpoints, and other Tools) Resource*, <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK326791/>, Co-published by National Institutes of Health (US), Bethesda (MD), Silver Spring, MD: Food y Drug Administration (US), 2016.
- [25] R. M. Califf, “Biomarker definitions and their applications,” *Experimental Biology and Medicine*, vol. 243, 2018. DOI: 10.1177/1535370217750088.
- [26] BIOPAC Systems, Inc., *Biopac Student Lab—The Gold Standard for Life Science Instruction*, Online, Recuperado mayo 12, 2024. dirección: <https://www.biopac.com/education/>.
- [27] Biopac Systems Inc., *BSL Hardware Guide*, ver. 11.17.2021, 2021. dirección: <https://www.biopac.com/manual/bsl-hardware-guide/>.
- [28] TerniMed, *Electrode arrangement according to the international 10/20 system*, Online, Recuperado mayo 12, 2024. dirección: <https://www.ternimed.de/EEG-Electrode-arrangement-according-to-the-international-10/20-system>.
- [29] J. A. Waxenbaum, V. Reddy y M. Varacallo, *Anatomy, Autonomic Nervous System*. StatPearls Publishing, 2024.
- [30] B. N. Kyle y D. W. McNeil, “Autonomic arousal and experimentally induced pain: a critical review of the literature,” *Pain Research and Management*, vol. 19, n.º 3, págs. 159-167, 2014.
- [31] H. Raju y P. Tadi, “Neuroanatomy, Somatosensory Cortex,” *StatPearls [Internet]*, 2022. dirección: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK555915/>.
- [32] Boundless, *Boundless Anatomy and Physiology*. Pressbooks, Disponible en: <https://university.pressbooks.pub/test456/>.
- [33] M. Vestergaard, M. Carta, G. Güney y J. F. A. Poulet, “The cellular coding of temperature in the mammalian cortex,” *Nature*, vol. 614, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41586-023-05705-5>.
- [34] E. Rolls, J. O’Doherty, M. Kringelbach, S. Francis, R. Bowtell y F. McGlone, “Representations of pleasant and painful touch in the human orbitofrontal and cingulate cortices,” *Cerebral cortex*, vol. 13, 2003. DOI: <https://doi.org/10.1093/cercor/13.3.308>.
- [35] M. Ploner, C. Sorg y J. Gross, “Brain Rhythms of Pain,” *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 21, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tics.2016.12.001>.
- [36] R. P. França, A. C. B. Monteiro, R. Arthur e Y. Iano, “Chapter 3 - An overview of deep learning in big data, image, and signal processing in the modern digital age,” en *Trends in Deep Learning Methodologies*, Academic Press, 2021, págs. 63-87.
- [37] A. Smiti, “When machine learning meets medical world: Current status and future challenges,” *Computer Science Review*, vol. 37, págs. 100-280, 2020, ISSN: 1574-0137. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2020.100280>.
- [38] K. P. Sinaga y M. Yang, “Unsupervised K-Means Clustering Algorithm,” *IEEE Access*, vol. 8, págs. 80 716-80 727, 2020.
- [39] F. P. D. Pascual y S. Sánchez, “Algoritmos de Agrupamiento,” *Métodos Informáticos Avanzados*, págs. 167-174, 2007.

- [40] A. Gates e Y. Ahn, “The Impact of Random Models on Clustering Similarity,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 18, págs. 1-28, 2017.
- [41] M. Richardson, *Principal Component Analysis*, Online, Recuperado octubre 29, 2024, 2009. dirección: <https://people.duke.edu/~hpgavin/SystemID/References/Richardson-PCA-2009.pdf>.
- [42] J. Bezdek y R. Hathaway, “VAT: a tool for visual assessment of (cluster) tendency,” en *Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks*, vol. 3, 2002, 2225-2230 vol.3. DOI: 10.1109/IJCNN.2002.1007487.

15.1. Consentimiento informado del estudio

A continuación se presenta el consentimiento informado para el estudio. Este fue utilizado para el proceso de reclutamiento y la fase de experimentación del estudio.



CONSENTIMIENTO INFORMADO PARA PARTICIPACIÓN EN INVESTIGACIÓN

Este documento tiene el propósito de explicar todas las cuestiones relativas a la utilización y manejo de la información que se recabe durante las sesiones de evaluación y recolección de datos. Además, el de informar y solicitar su autorización para participar en el presente estudio de investigación. Léalo atentamente y consulte con el encargado de la investigación todas las dudas que tenga al respecto.

Información sobre la investigación

Nombre del estudio: Estudio de experiencias sensoriales en las personas mediante el análisis de señales bioeléctricas.

Lugar y fecha: Guatemala, agosto de 2024

Número de participantes: 40

Encargado de la investigación: Sara Alejandra Schumann Duarte, estudiante del programa de Ingeniería Mecatrónica en la Universidad del Valle de Guatemala

Propósito y objetivo del estudio

El presente estudio de investigación tiene como objetivo estudiar distintas experiencias sensoriales en las personas mediante el análisis de señales bioeléctricas. Los resultados de este estudio permitirán estudiar la actividad cerebral, cardíaca, respiratoria y muscular relacionada con sensaciones provocadas al oler aromas dulces, escuchar tonos variados y al experimentar frío y calor en un ambiente seguro y controlado, con el fin de identificar patrones e indicadores que puedan conducir al desarrollo de una forma objetiva de cuantificar el dolor. Esto es de mucha importancia, ya que una medida objetiva para evaluar el dolor mejoraría la evaluación y el diagnóstico en pacientes con dificultades para comunicarse y ayudaría a eliminar sesgos y prejuicios en la percepción del dolor por parte de los médicos. Además, contribuiría a lograr en el futuro una administración más adecuada de medicamentos, beneficiando especialmente a personas que sufren de dolor crónico.

Procedimiento

Las personas que decidan participar en la investigación recibirán un trato digno, respetuoso y atento durante todo el procedimiento, recibiendo asesoría de personal capacitado. Si usted acepta participar en este estudio, se le solicitará la utilización de una banda con un transductor de esfuerzo respiratorio, así como de electrodos de superficie no invasivos, los cuales permiten detectar actividad eléctrica del cerebro, la actividad cardíaca y la actividad eléctrica del músculo masetero (mandíbula) mientras se le aplican ciertas pruebas para observar su respuesta ante diversas experiencias sensoriales. También se le solicitará que puntúe la intensidad de la experiencia sensorial en una escala del 1 al 10.

A continuación, se detalla la estructura del protocolo de evaluación y recolección de datos:

1. El estudio consta de la realización de un electroencefalograma, un electrocardiograma, una electromiografía y una medición del esfuerzo respiratorio, de los cuales se recolectarán datos antes y durante las pruebas.

2. Si el investigador se comunicó previamente con el participante, se le proporcionaron una serie de instrucciones para prepararse con anticipación para las pruebas. (Se adjuntan dichas instrucciones al final del consentimiento).
 3. Antes de iniciar, se le solicitará al participante llenar una encuesta para registrar ciertos datos, como edad, sexo y otra información para asegurarse que se cumplan los requisitos para poder realizar las pruebas.
 4. El procedimiento consiste en la medición de la actividad eléctrica del cerebro, la actividad cardiaca, la actividad del músculo masetero a través de electrodos de superficie no invasivos y la medición del esfuerzo respiratorio por medio de un transductor de esfuerzo respiratorio mientras se somete al participante a distintas experiencias sensoriales inocuas. Para esto, se le colocará al participante 3 electrodos en la cabeza, 2 electrodos en los tobillos, 1 electrodo en su muñeca, 2 electrodos en el rostro, 1 electrodo en su clavícula y 1 banda con un transductor de esfuerzo respiratorio en su pecho. Las pruebas que se realizarán son:
 - Prueba de agua fría: Consiste en sumergir la mano dominante en un recipiente con agua a 13°C durante 1 minuto.
 - Prueba de aromas: Consiste en oler 4 distintos aceites esenciales a lo largo de 2 minutos y 40 segundos.
 - Prueba de ruido: Consiste en escuchar 4 tonos que varían en frecuencia (1000 Hz a 4000 Hz) que están entre 40 y 60 dB durante 2 minutos y 40 segundos.
 - Prueba de crema con efecto calor: Consiste en aplicar crema con efecto calor en la mano dominante. Las mediciones se tomarán durante 2 minutos después de que la crema haga efecto.
- Durante las pruebas, se le solicitará mantener sus ojos cerrados y moverse lo menos posible.
5. Durante las pruebas el paciente deberá calificar la intensidad de cada sensación experimentada cuando el investigador lo solicite y reportar las puntuaciones al final de cada prueba.

Uso y confidencialidad de los datos

Si usted decide participar en el estudio, se le garantiza que toda la información proporcionada será manejada con absoluta confidencialidad. Sus datos personales no serán publicados ni revelados a nadie. El encargado de la investigación se hace responsable de la custodia y privacidad de estos, y del riguroso cumplimiento del secreto profesional en el uso y manejo de la información obtenida. Los datos que se obtengan de su participación serán utilizados únicamente con fines científicos y académicos por los encargados de la investigación dentro del programa de Ingeniería Mecatrónica de la Universidad Del Valle de Guatemala.

Riesgos poco frecuentes asociados a su participación en el estudio

A pesar de la adecuada selección de la técnica y el proceso de investigación detrás de este estudio, se pueden presentar efectos no deseados. Entre estos efectos no deseados asociados al procedimiento se puede presentar:

- Irritación en la piel por el contacto de los electrodos, la cuál desaparecería en minutos o máximo una hora.
- Leve dolor de cabeza.
- Leve enrojecimiento en el área donde se aplique la crema con efecto calor.

En el caso de presentarse alguna complicación asociada o no asociada al procedimiento el estudio será interrumpido de forma inmediata.

Beneficios asociados a su participación en el estudio

El dolor es una experiencia sensorial, personal y emocional que indica una amenaza y está asociada a un daño tisular real o potencial. No solo actúa como una señal de advertencia del cuerpo sobre posibles lesiones, sino que también influye significativamente en la calidad de vida y el bienestar emocional de las personas. Dado que el dolor es una experiencia subjetiva, actualmente no existe una forma objetiva de cuantificarlo. Su participación en este estudio es muy valiosa, ya que los resultados podrían identificar patrones e indicadores que conduzcan al desarrollo de métodos objetivos para medir el dolor.

Voluntariedad

Su participación es voluntaria. Si usted decide no participar o desea retirarse del estudio en cualquier momento, aun cuando haya iniciado la evaluación, puede hacerlo sin ningún problema.

Declaración de consentimiento de participación

Yo, _____,
he leído el presente documento de consentimiento informado y he comprendido las explicaciones en él facilitadas acerca de la participación en la investigación. También he podido resolver todas las dudas y preguntas que he planteado al respecto. Además, comprendo que, en cualquier momento y sin necesidad de dar ninguna explicación, puedo revocar el consentimiento que ahora presento. Finalmente, he sido informado/a de que mis datos personales serán protegidos y serán utilizados únicamente con fines científicos y académicos. Tomando todo lo anterior en consideración y en tales condiciones, CONSIENTO participar en la investigación y que los datos que se deriven de mi participación sean utilizados para cubrir los objetivos especificados en el documento.

Declaración del encargado de la investigación

Yo, _____,
declaro no tener ningún conflicto de intereses y que he explicado la naturaleza y el objetivo de la investigación, y que el/la participante entiende en qué consiste su colaboración. He leído y explicado adecuadamente las partes del consentimiento informado. Así mismo, todas las preguntas que el/la participante ha hecho han sido contestadas de forma adecuada.

Fecha: _____ / _____ / _____

Firma del Participante

Firma del Investigador

Firma del Asesor

Contacto

Si tiene dudas puede comunicarse con:

Investigador

Sara Alejandra Schumann Duarte

Teléfono: +502 3005-5018

Correo electrónico: sch20163@uvg.edu.gt

Asesor

Luis Alberto Rivera Estrada

Departamento de Ingeniería Electrónica,
Mecatrónica y Biomédica

Universidad del Valle de Guatemala

Correo electrónico: larivera@uvg.edu.gt

Requisitos

- No debe padecer de algún tipo de condición del corazón como hipertensión, arritmias, aneurisma de aorta o cualquier condición que comprometa la capacidad del corazón para soportar estrés o que implique anomalías circulatorias significativas.
- No debe padecer de algún desorden neurológico o enfermedad mental.

Instrucciones para prepararse para las pruebas

- El cabello debe estar limpio, pero completamente seco.
- No use ningún tipo de aceite, spray, gel o crema en el cabello, ya que estos productos podrían interferir con las mediciones de los electrodos.
- Evite el consumo de cafeína por lo menos 12 horas antes del examen.
- Evite el consumo de alcohol y drogas por lo menos 24 horas antes.
- Coma normalmente.
- De ser posible, evite tomar medicamentos no prescritos por un médico o profesional de la salud, como sedativos, tranquilizantes, relajantes musculares, analgésicos o somníferos (pastillas para dormir) por lo menos 12 horas antes.

15.2. Fotografías de pruebas experimentales



Figura 109: Participante durante la grabación base



Figura 110: Participante durante la prueba de aromas

15.3. Resultados con parámetros de extracción iniciales y datos normalizados

Comparación: base - agua

ECG

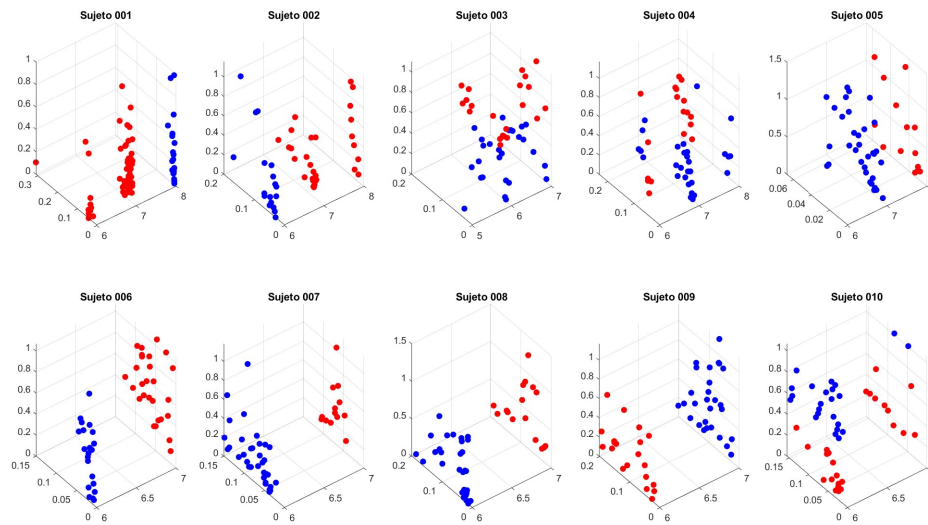


Figura 111: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

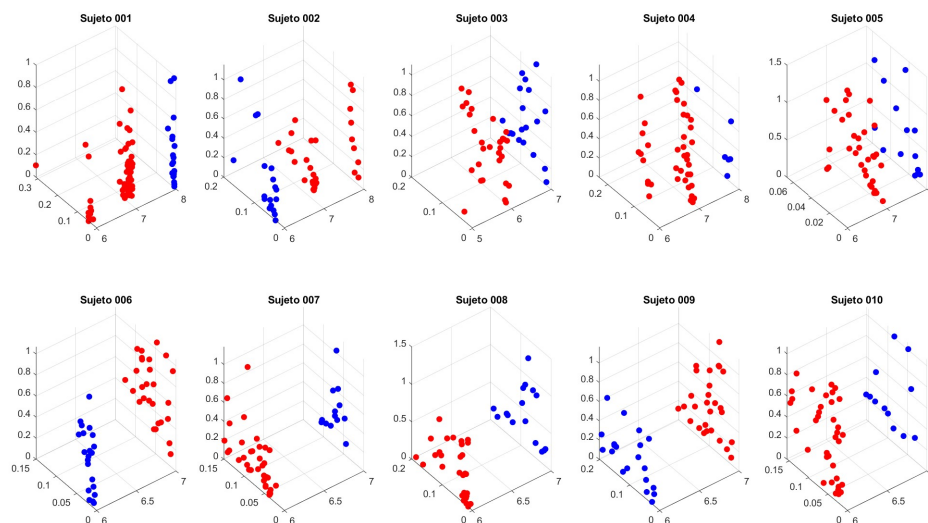


Figura 112: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

EMG

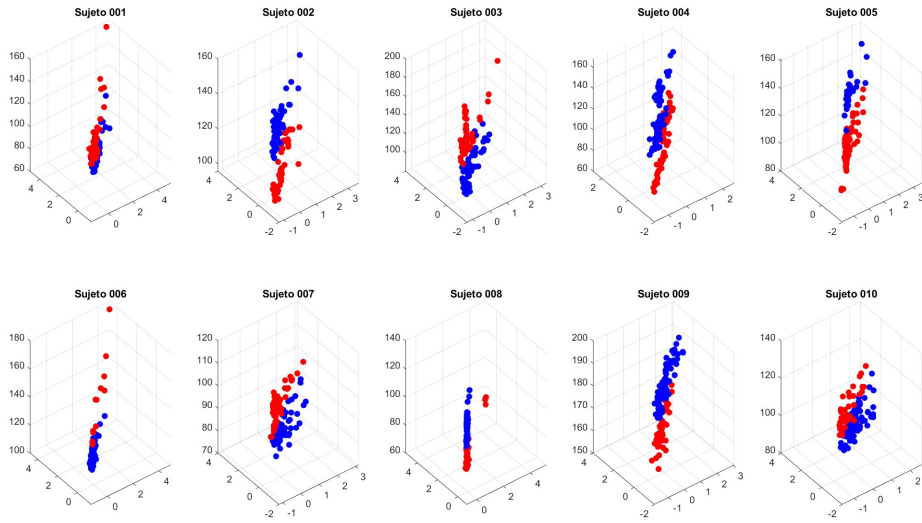


Figura 113: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

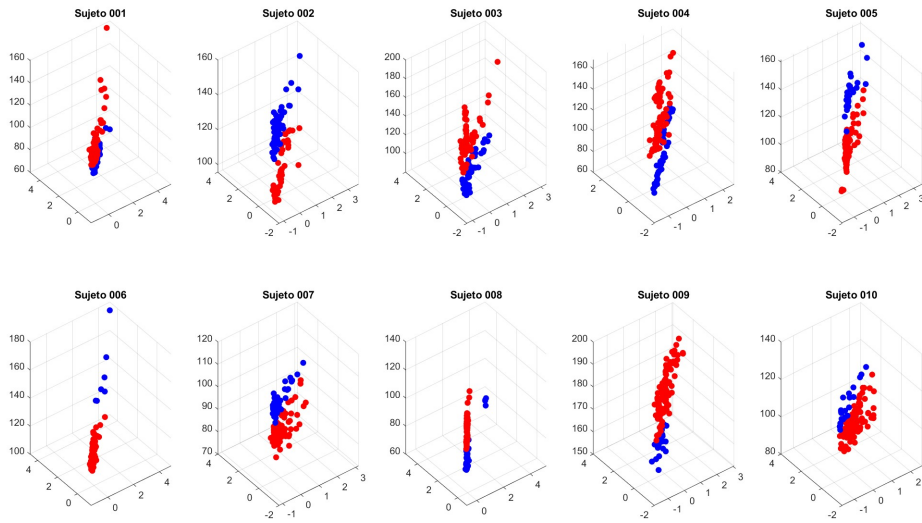


Figura 114: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

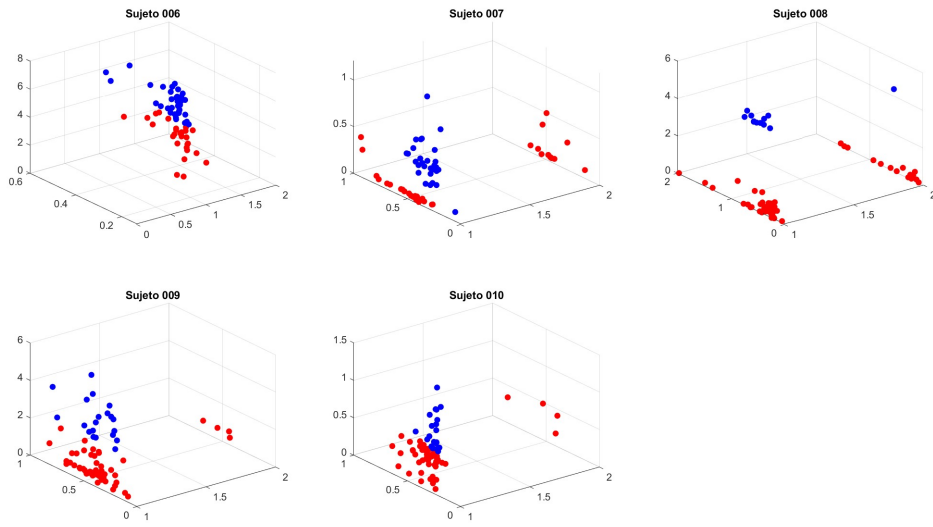


Figura 115: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

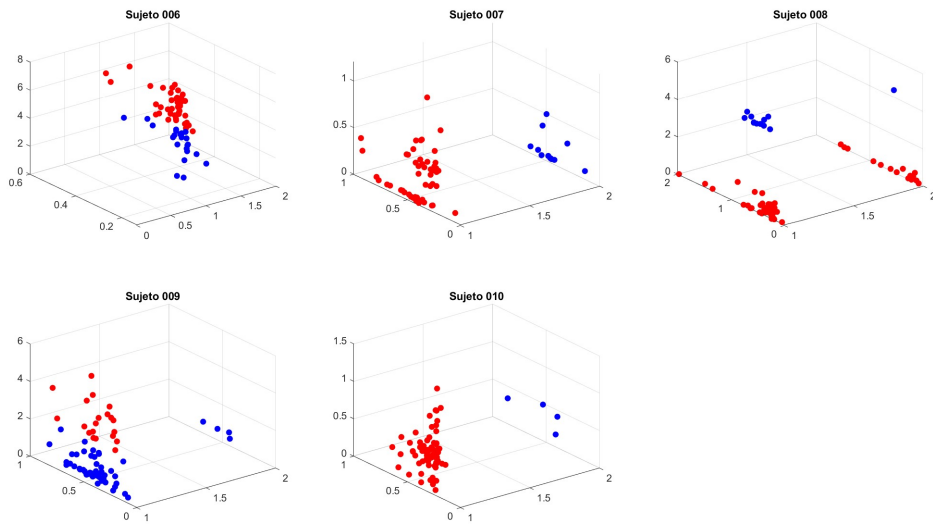


Figura 116: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

EMG

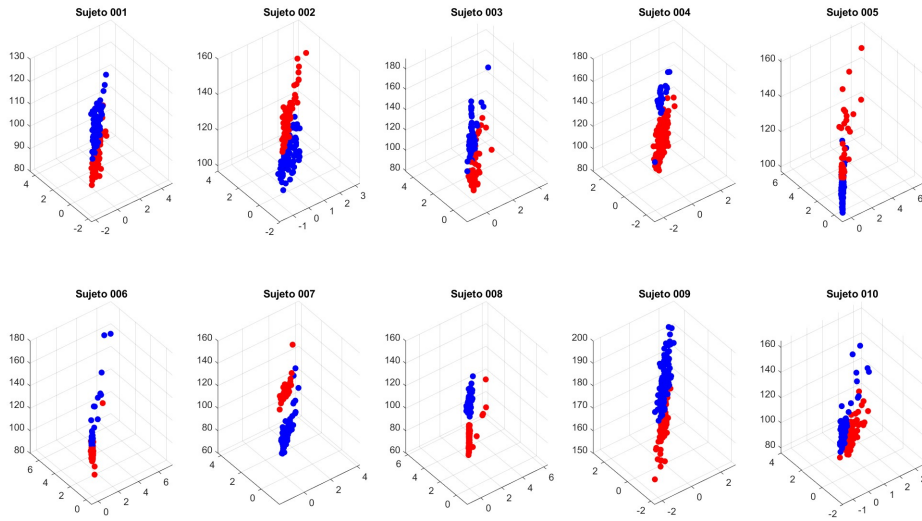


Figura 119: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

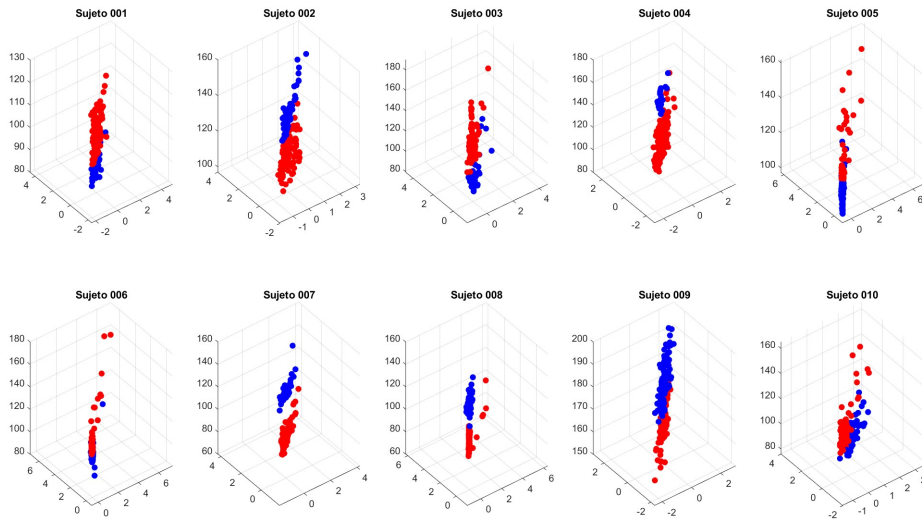


Figura 120: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

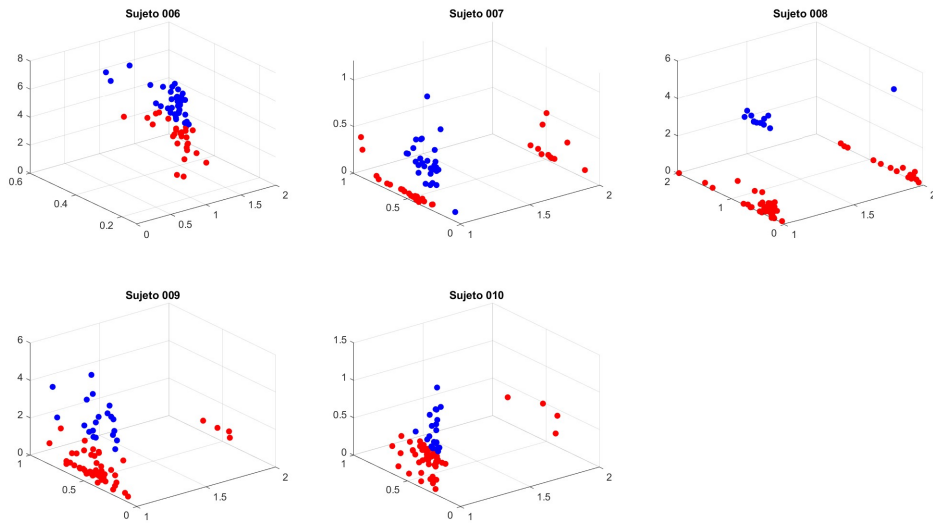


Figura 121: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

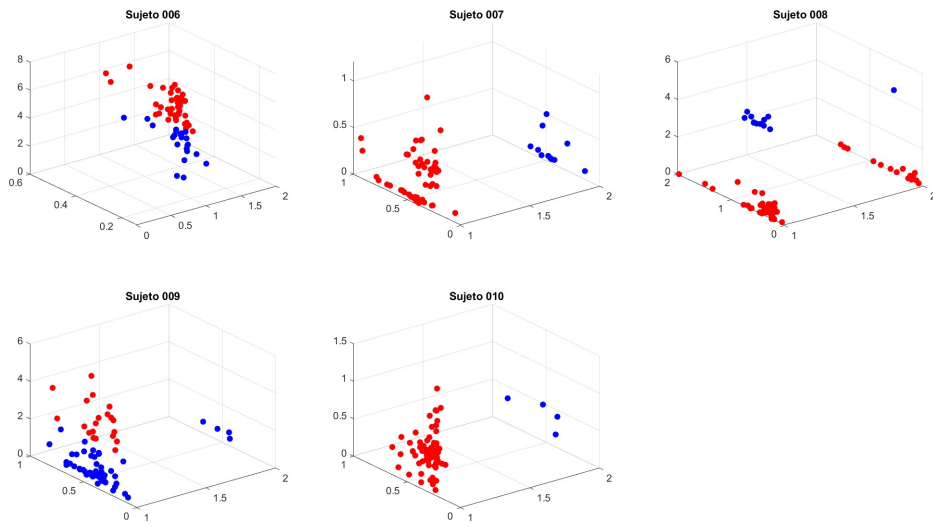


Figura 122: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - ruido

ECG

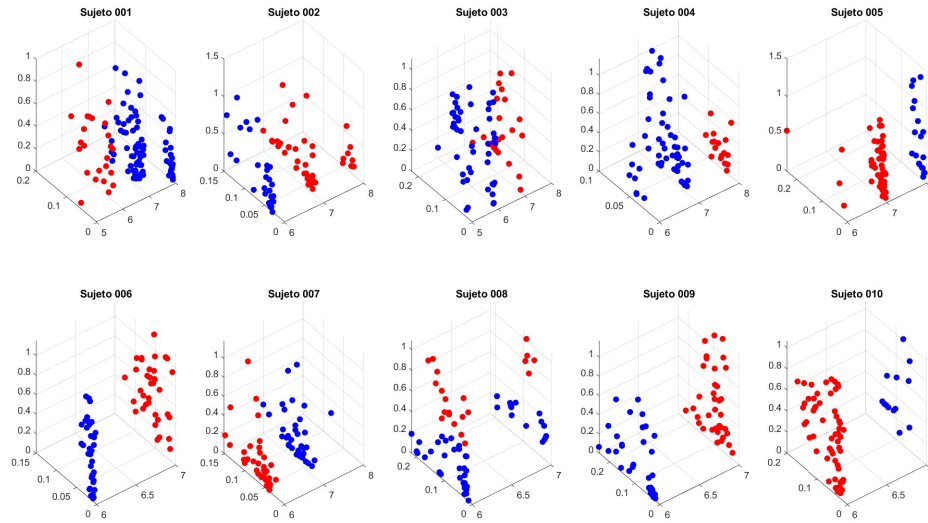


Figura 123: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

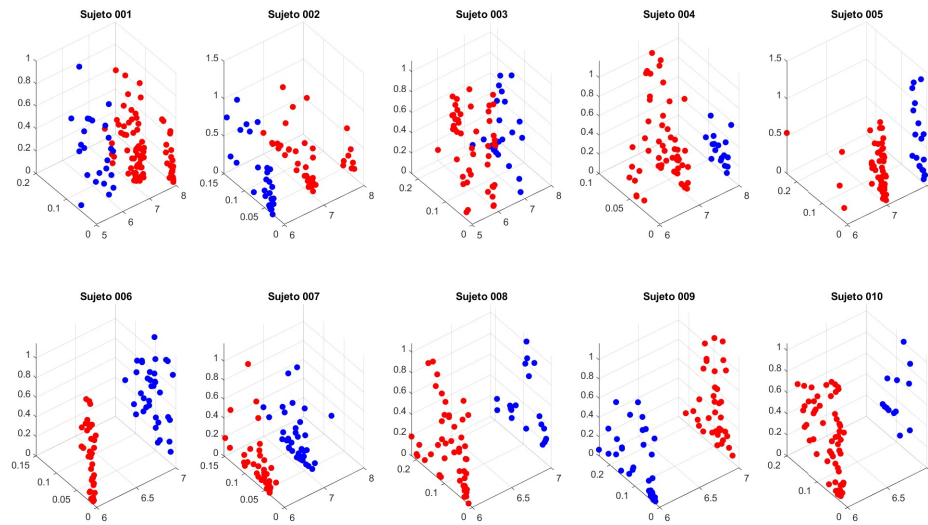


Figura 124: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

EMG

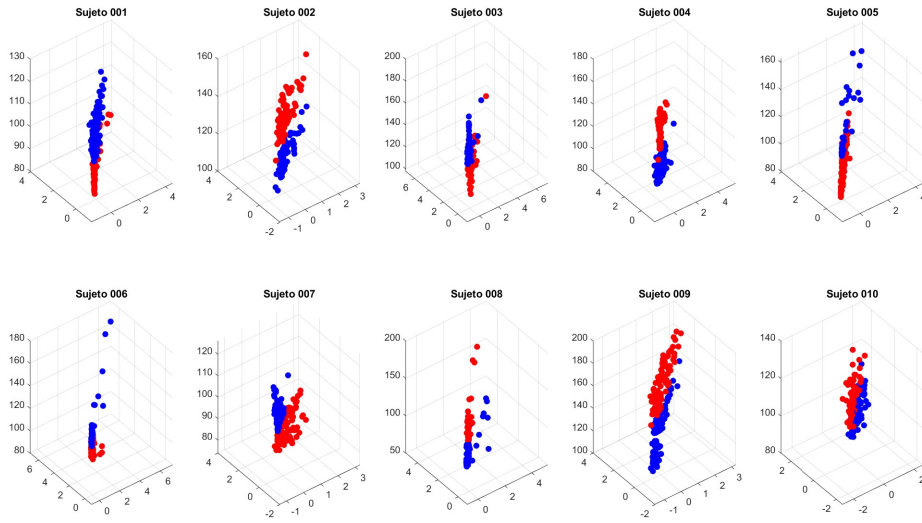


Figura 125: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

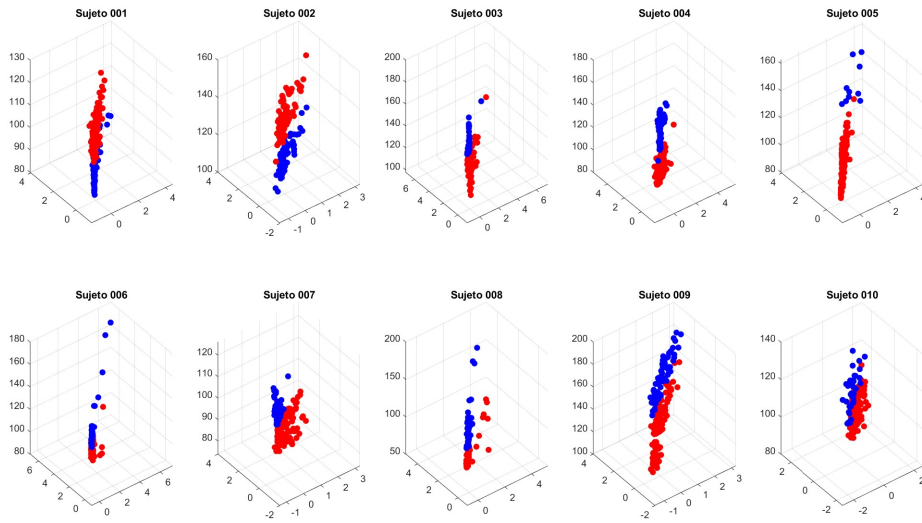


Figura 126: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

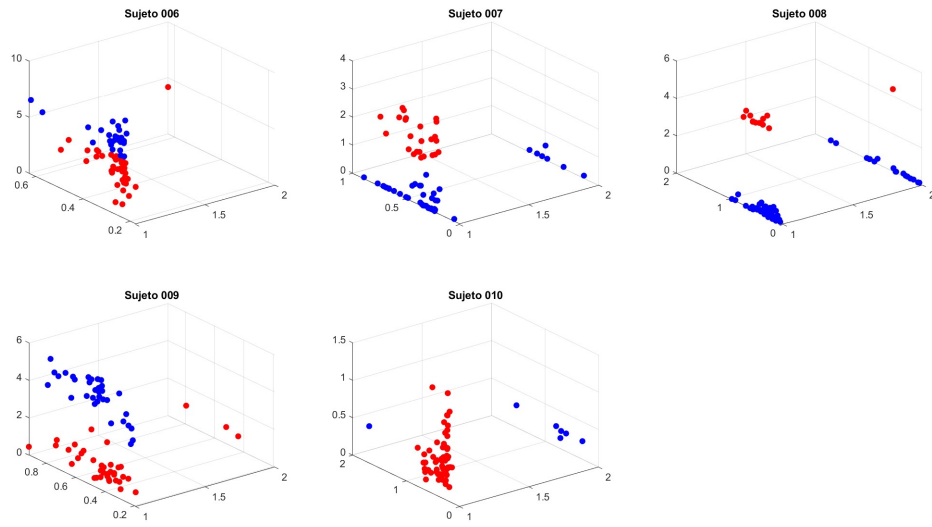


Figura 127: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

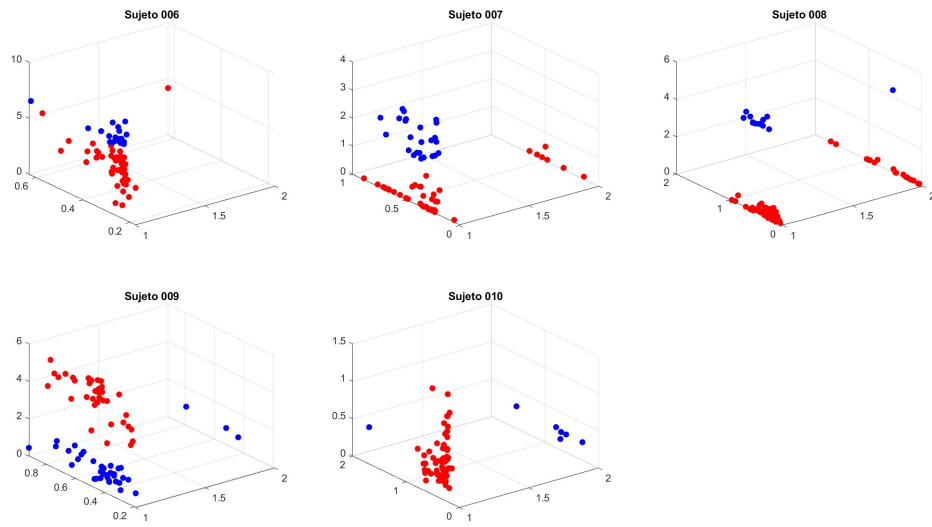


Figura 128: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - calor

ECG

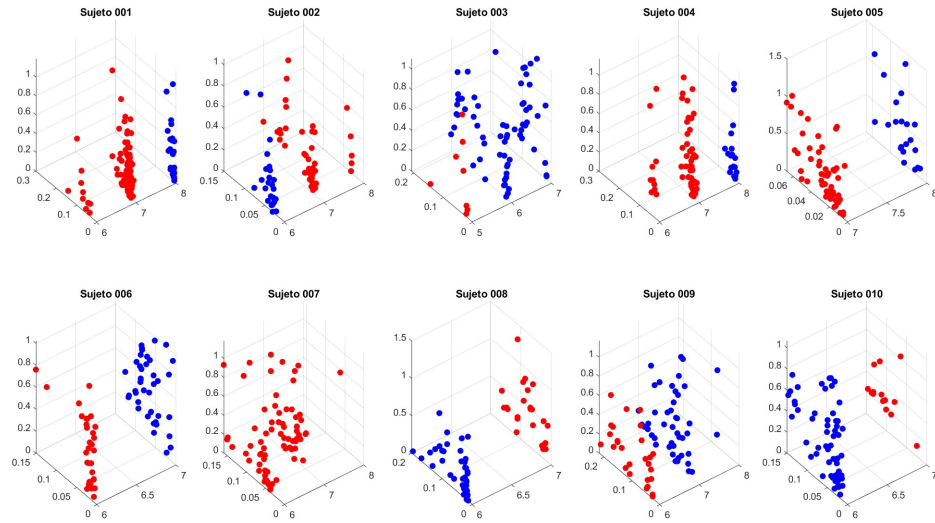


Figura 129: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

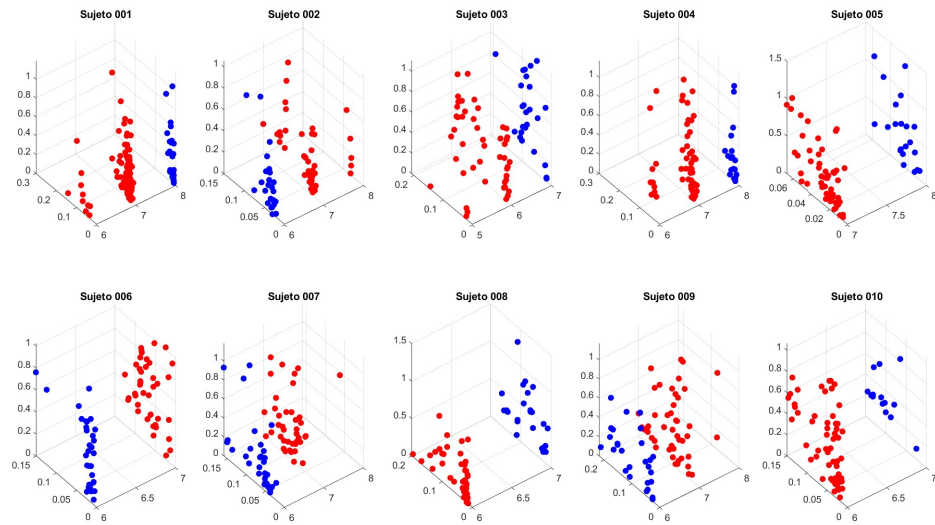


Figura 130: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

EMG

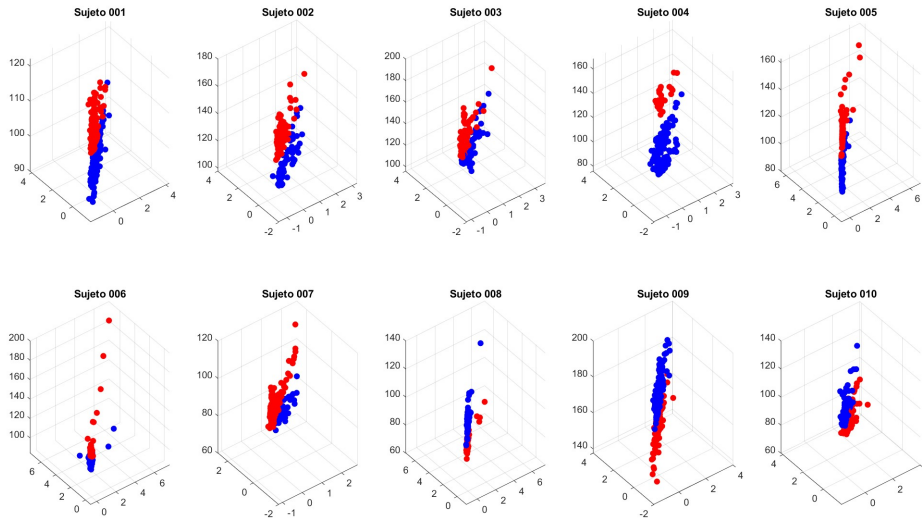


Figura 131: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

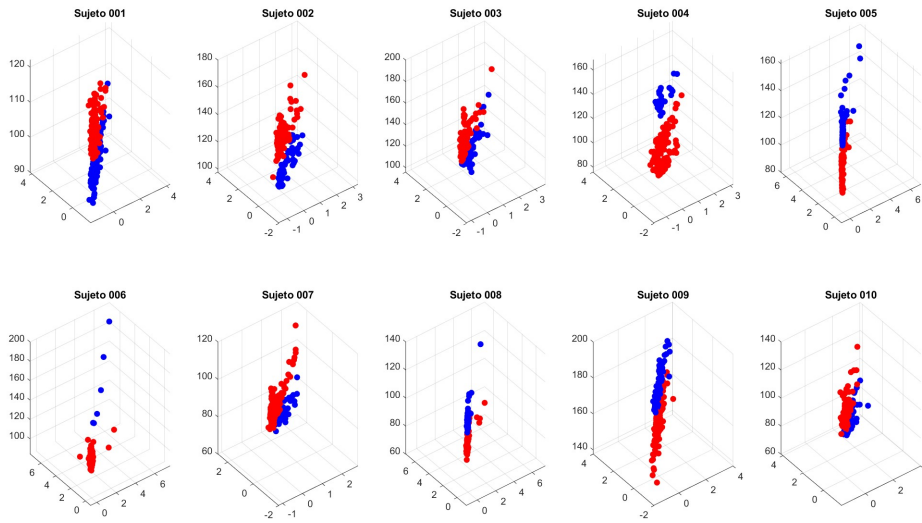


Figura 132: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

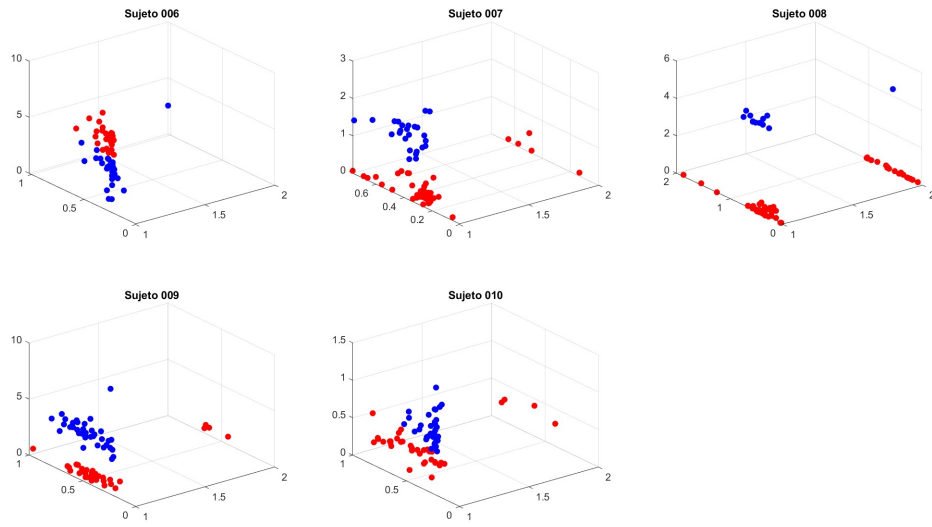


Figura 133: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

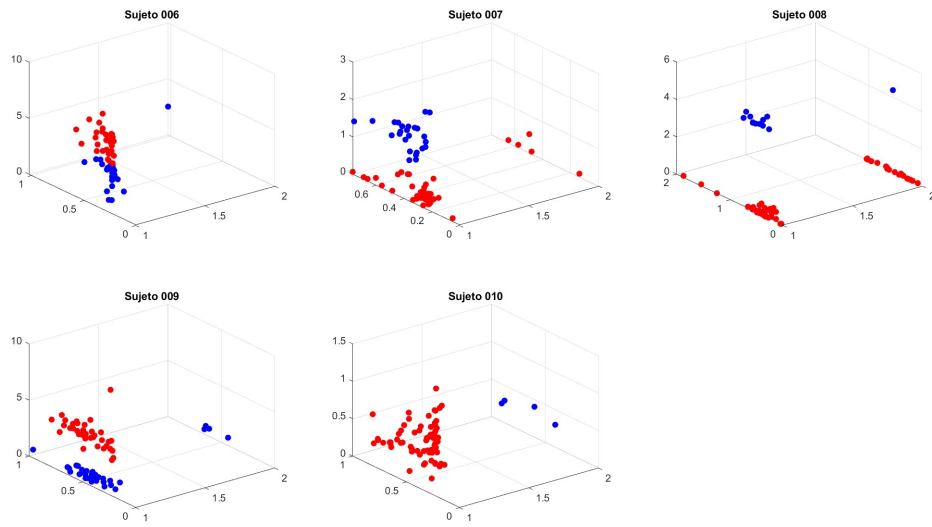


Figura 134: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

15.4. Resultados con parámetros de extracción iniciales y datos no normalizados

Comparación: base - agua

ECG

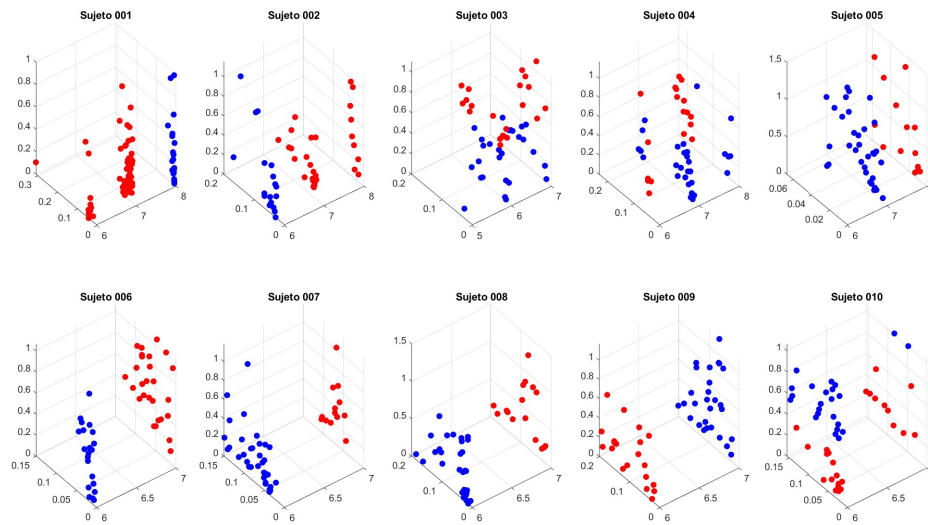


Figura 135: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

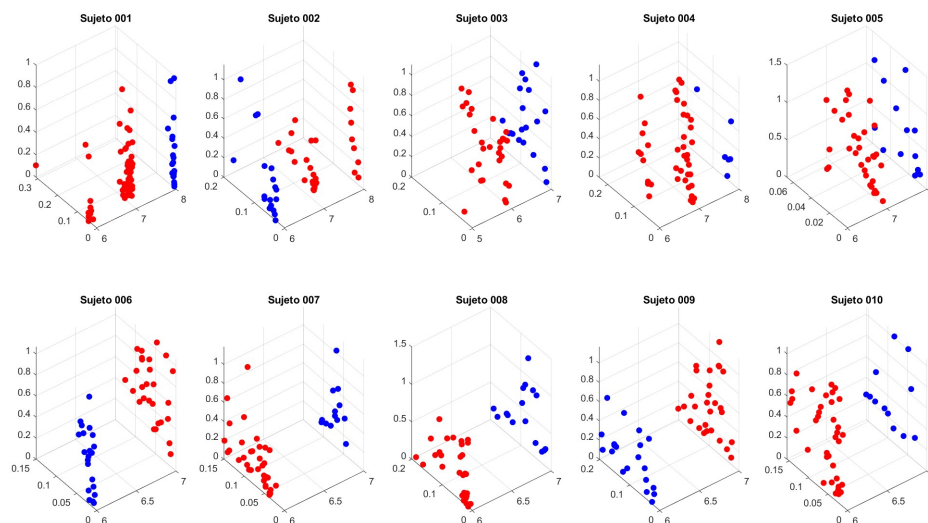


Figura 136: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

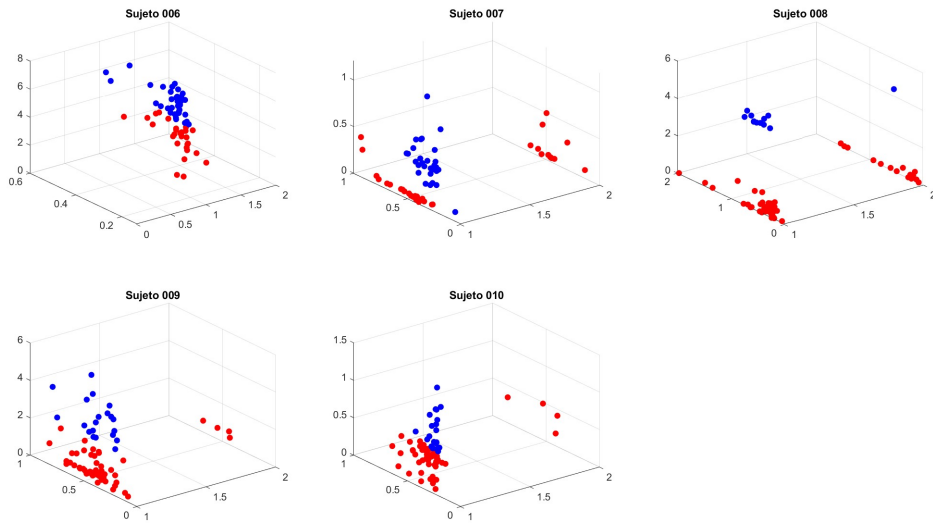


Figura 137: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

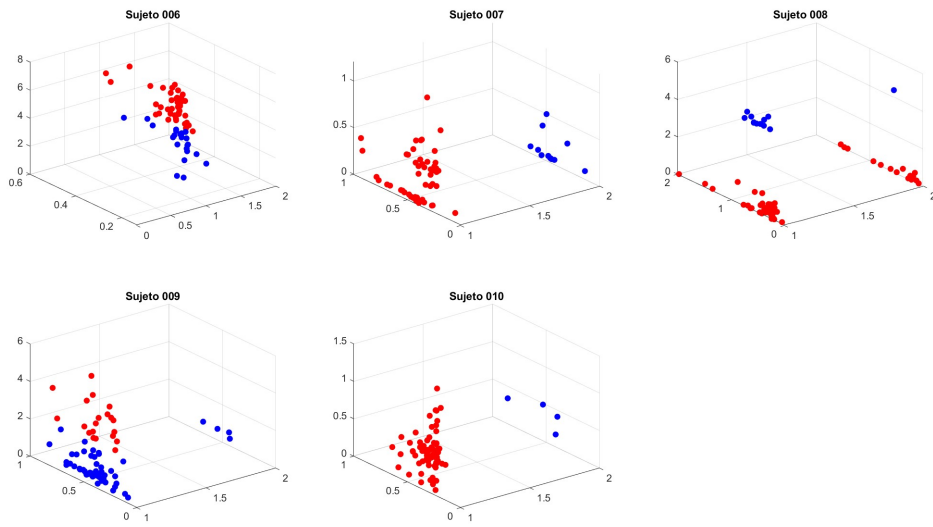


Figura 138: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - aromas

ECG

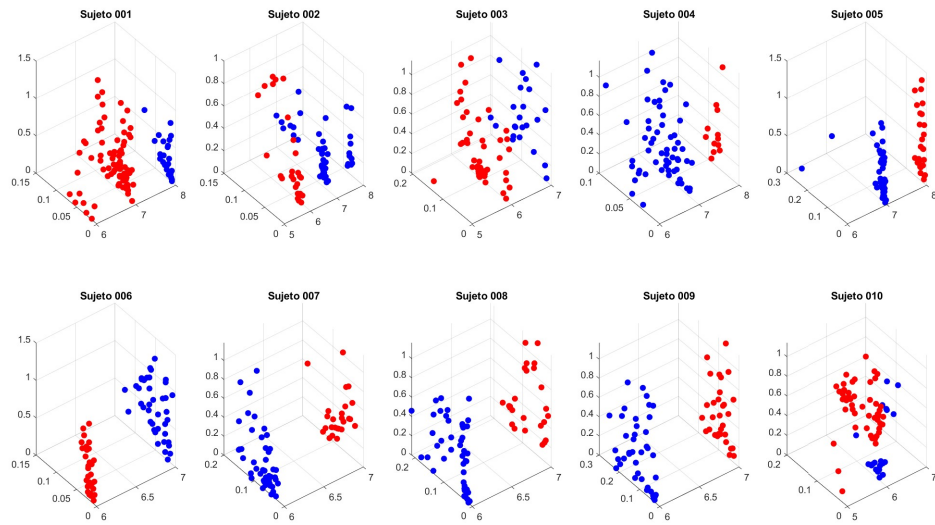


Figura 139: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

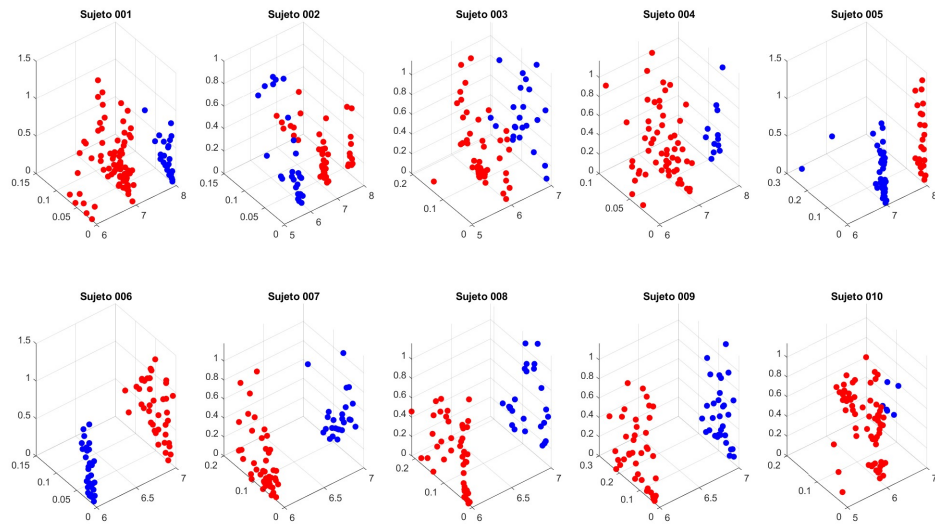


Figura 140: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

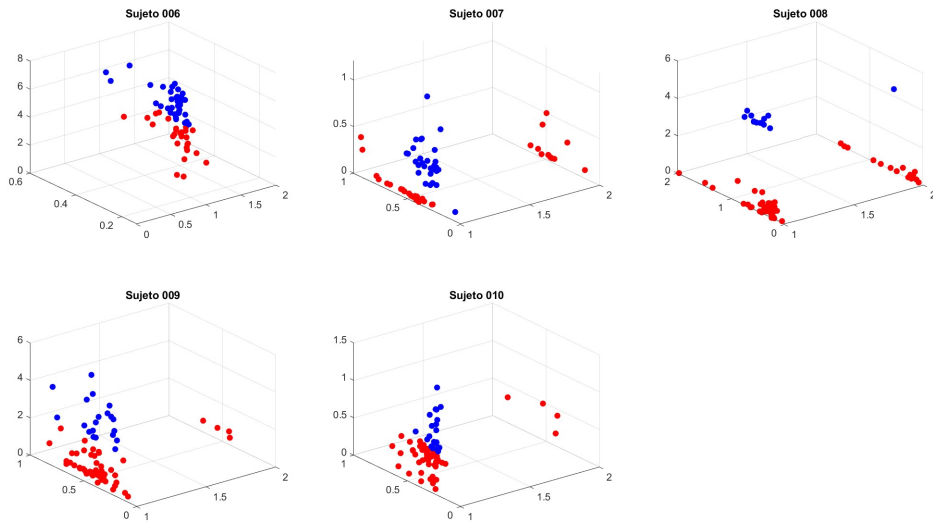


Figura 141: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

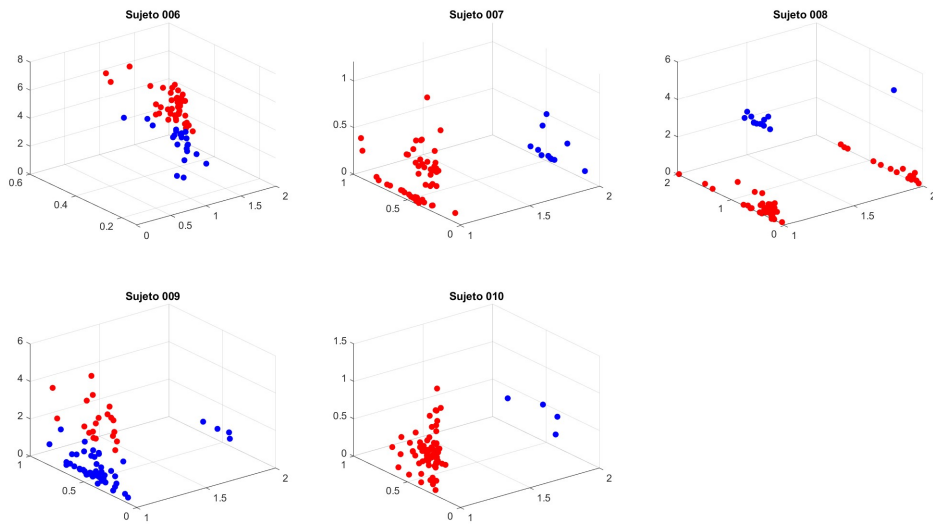


Figura 142: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - ruido

ECG

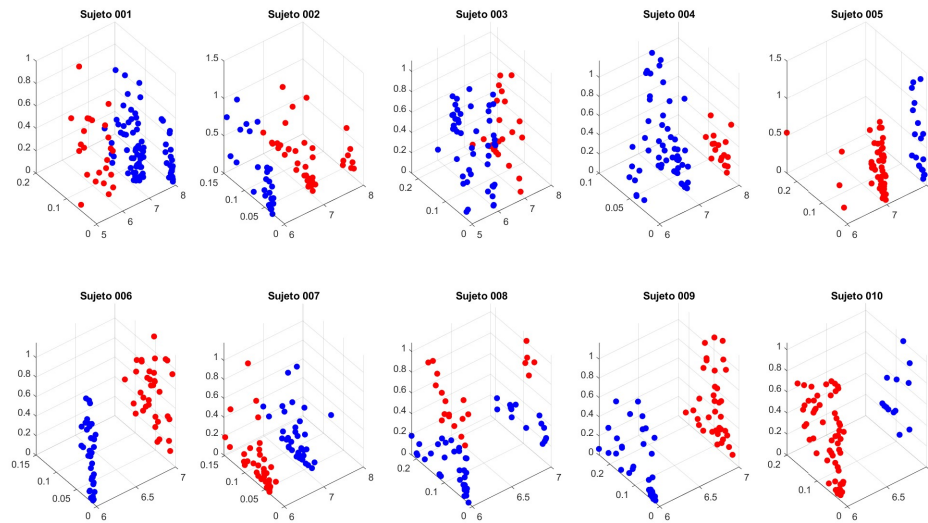


Figura 143: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

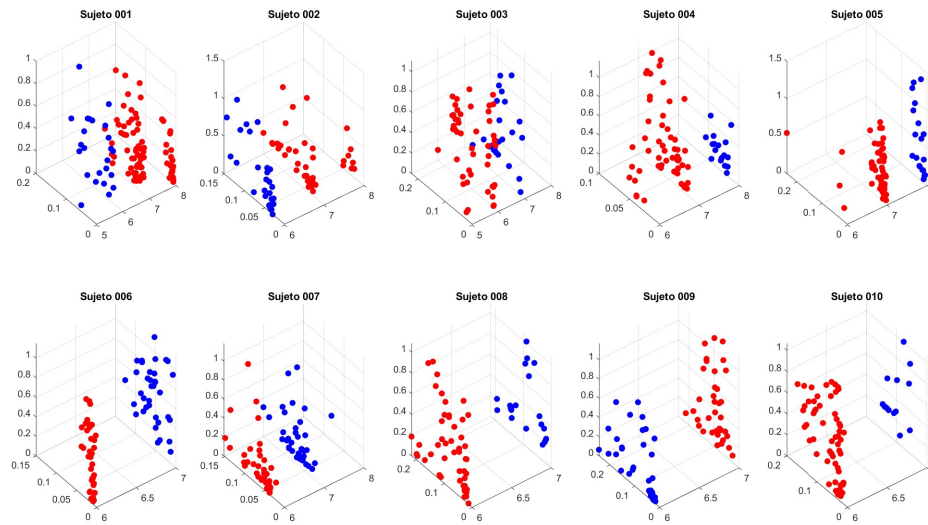


Figura 144: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

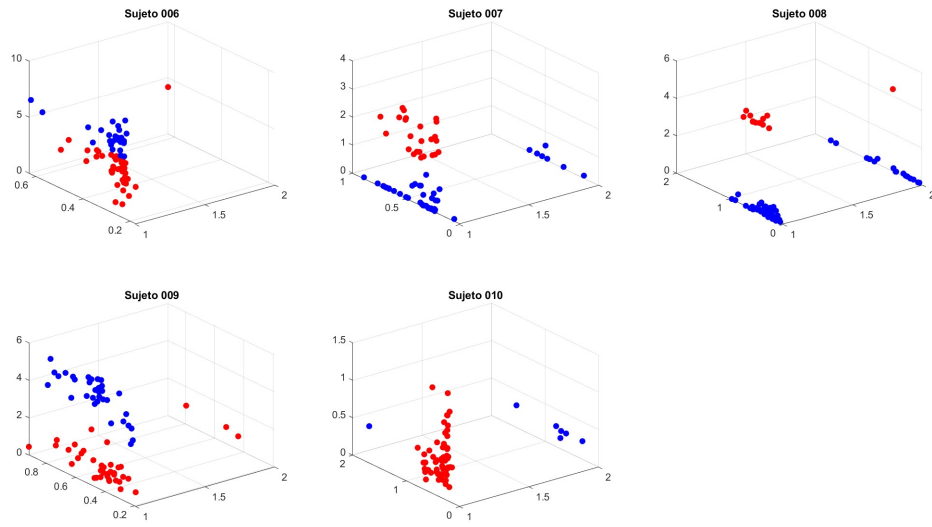


Figura 145: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

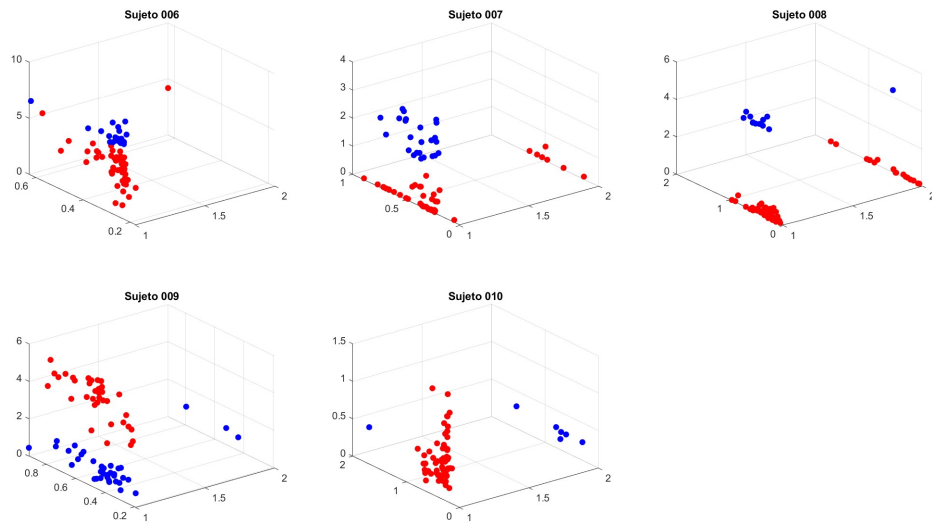


Figura 146: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - calor

ECG

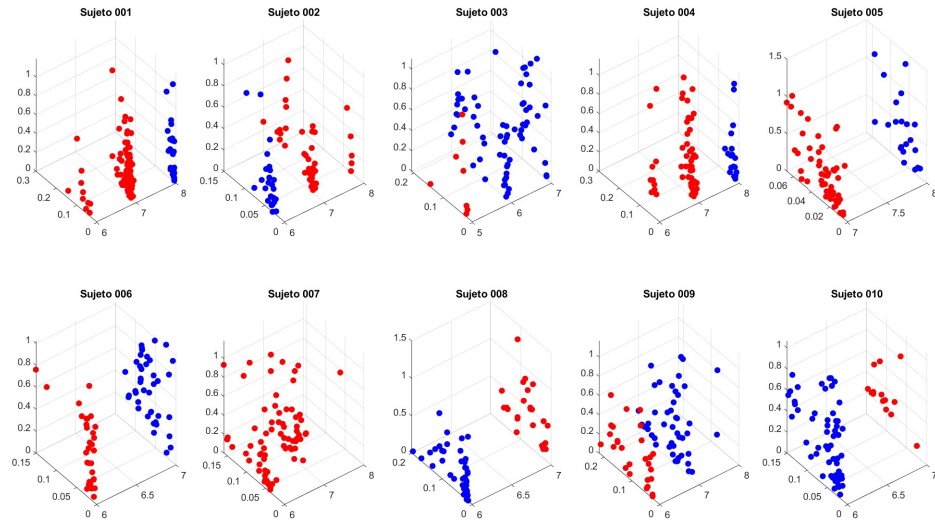


Figura 147: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

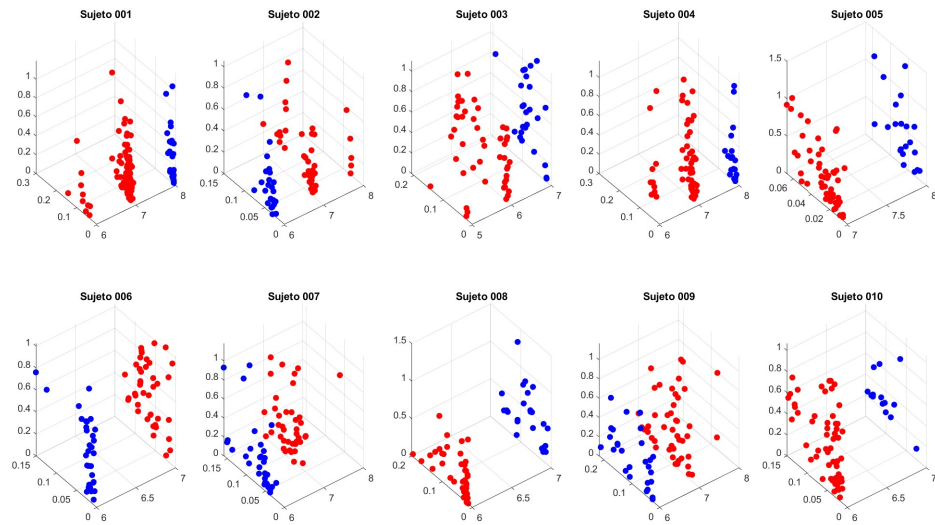


Figura 148: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

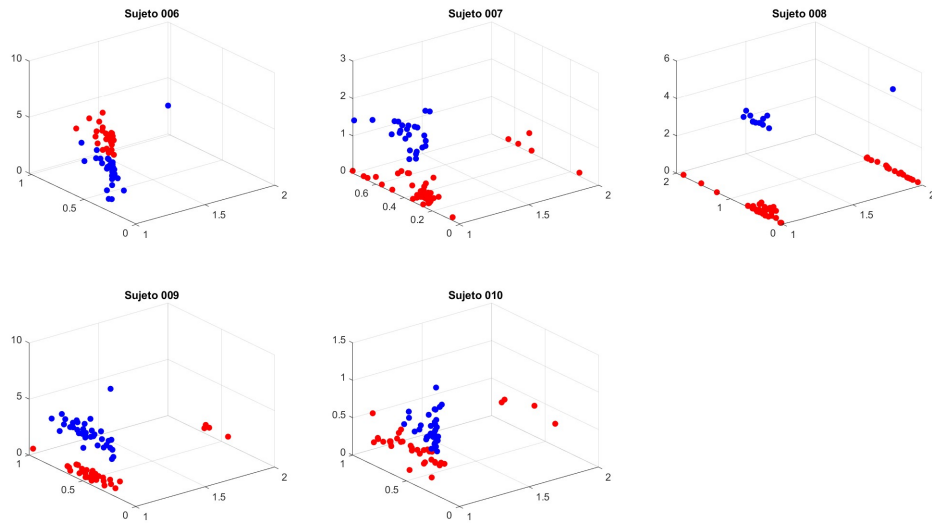


Figura 149: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

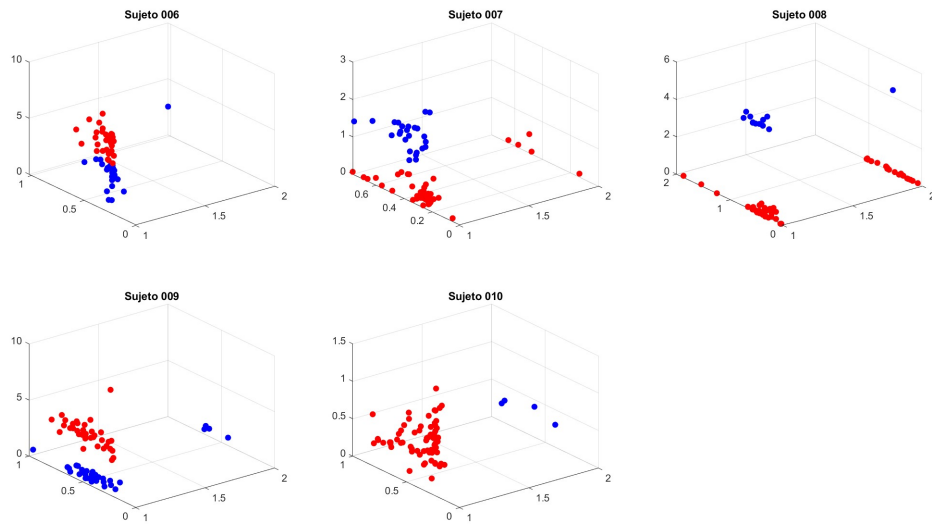


Figura 150: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

15.5. Resultados con segunda iteración de parámetros de extracción

Comparación: base - agua

ECG

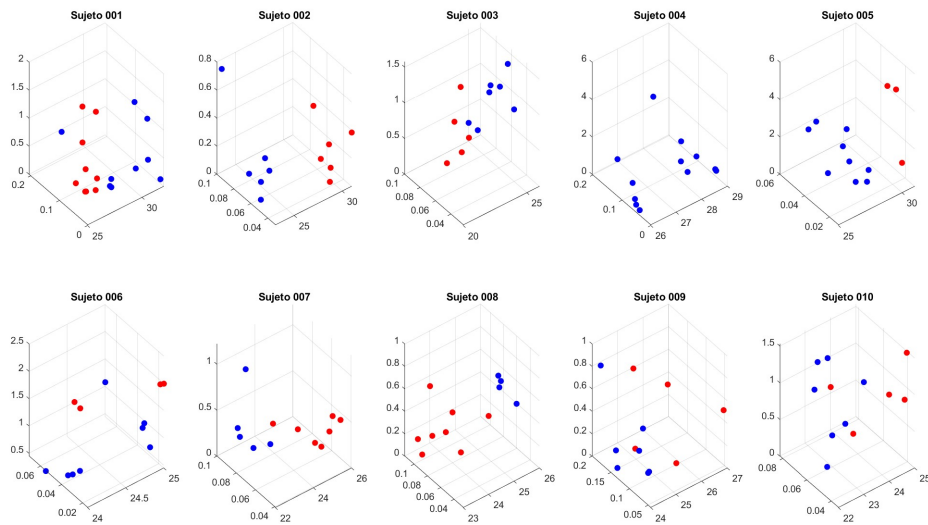


Figura 151: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

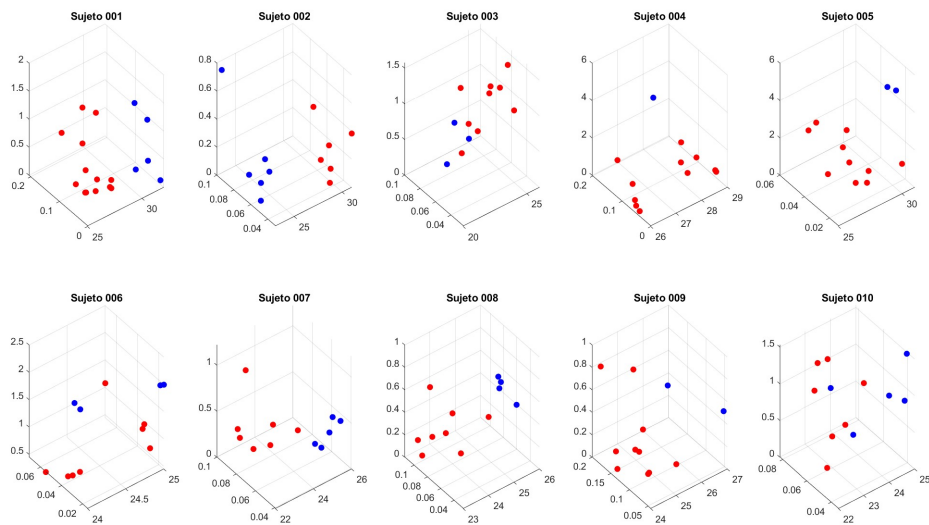


Figura 152: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

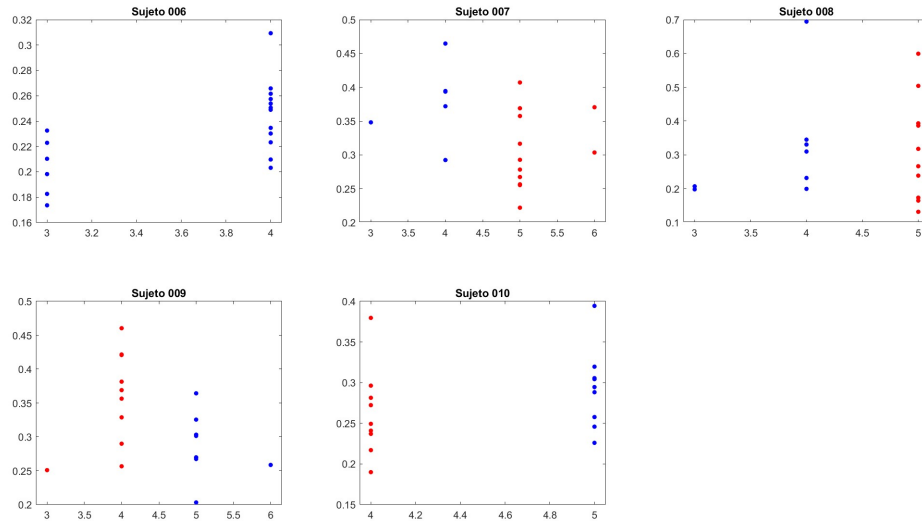


Figura 153: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

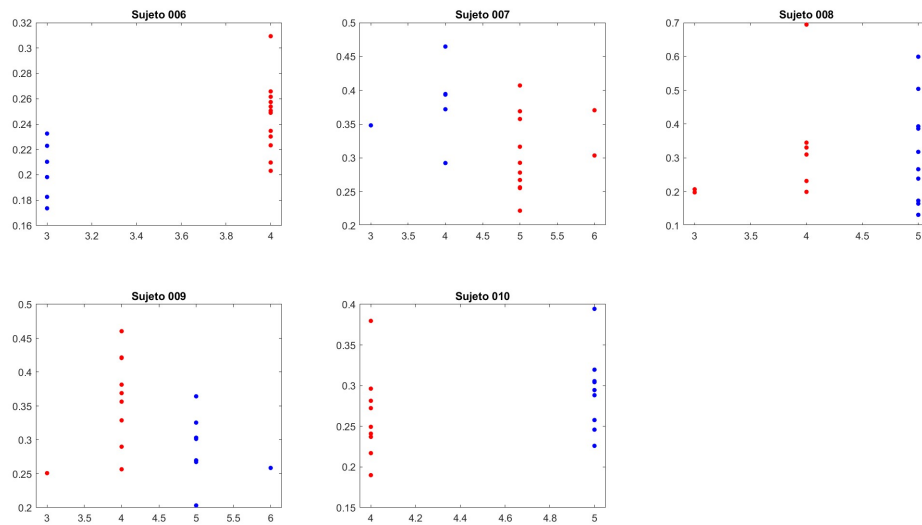


Figura 154: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - aromas

ECG

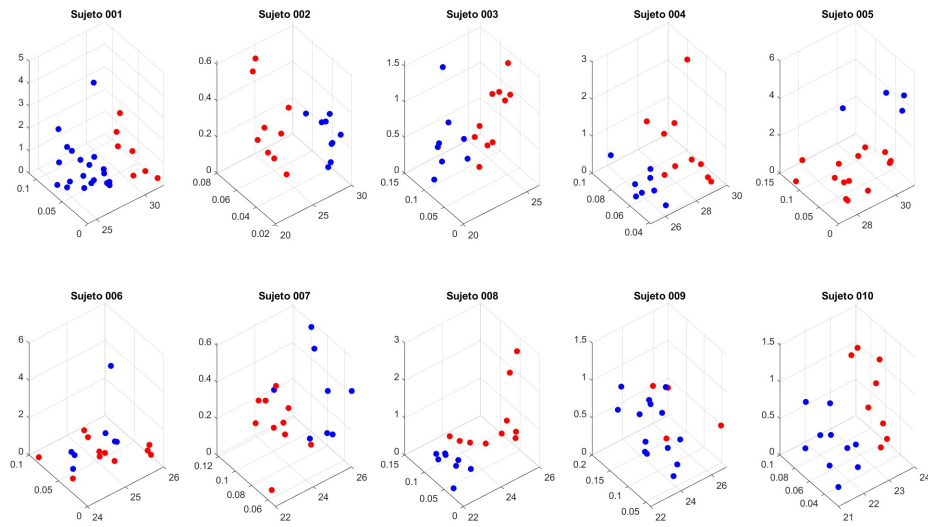


Figura 155: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

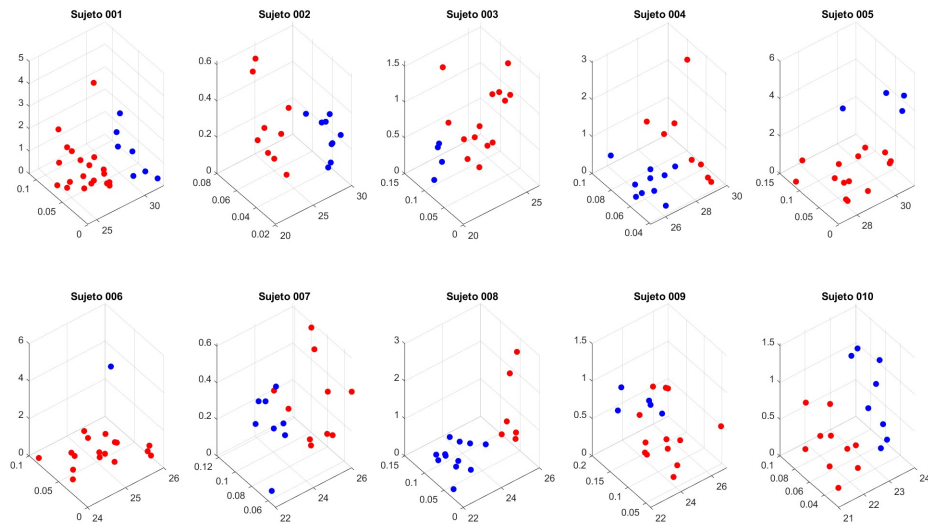


Figura 156: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

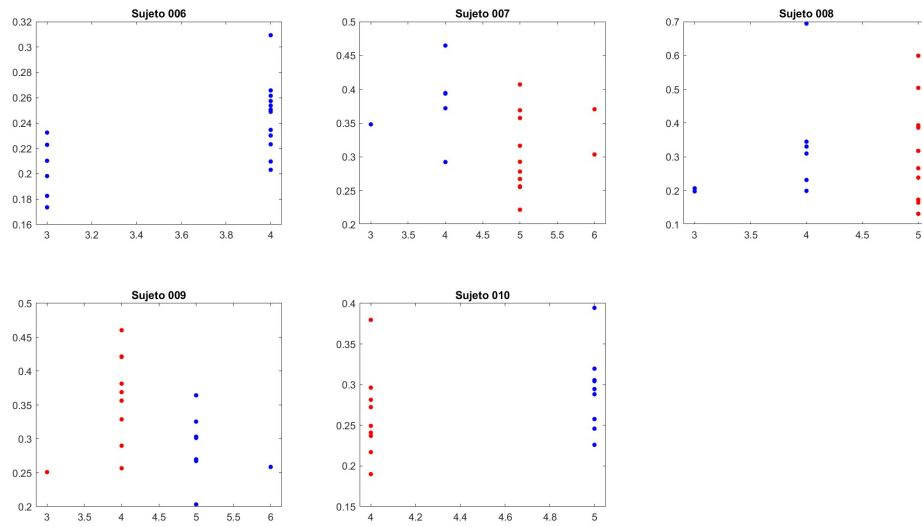


Figura 157: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

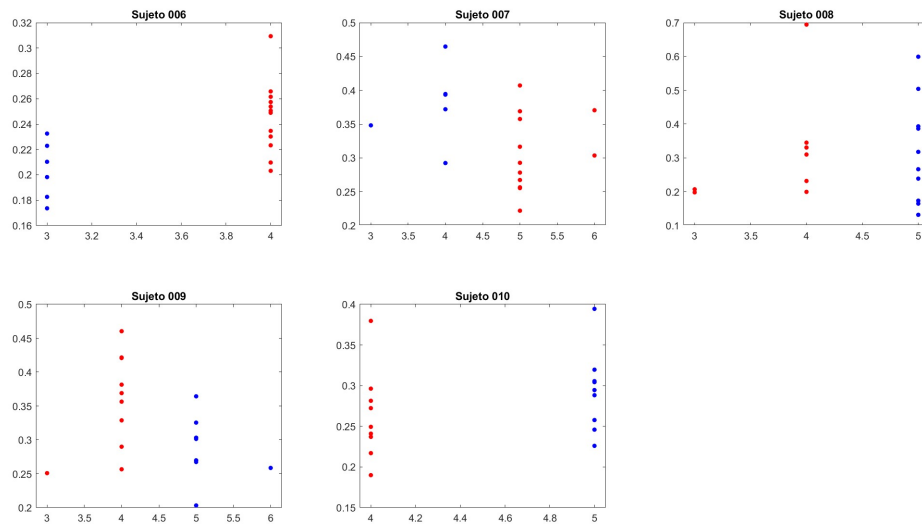


Figura 158: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - ruido

ECG

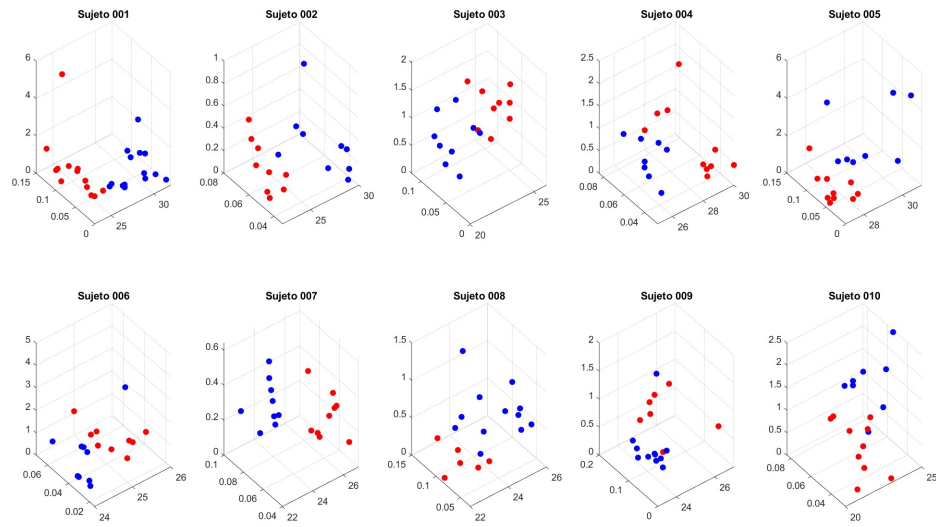


Figura 159: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

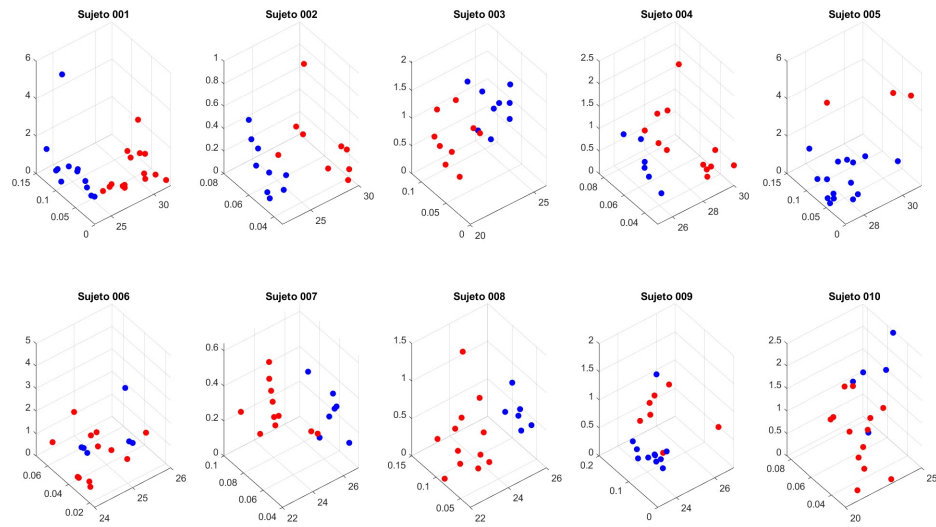


Figura 160: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

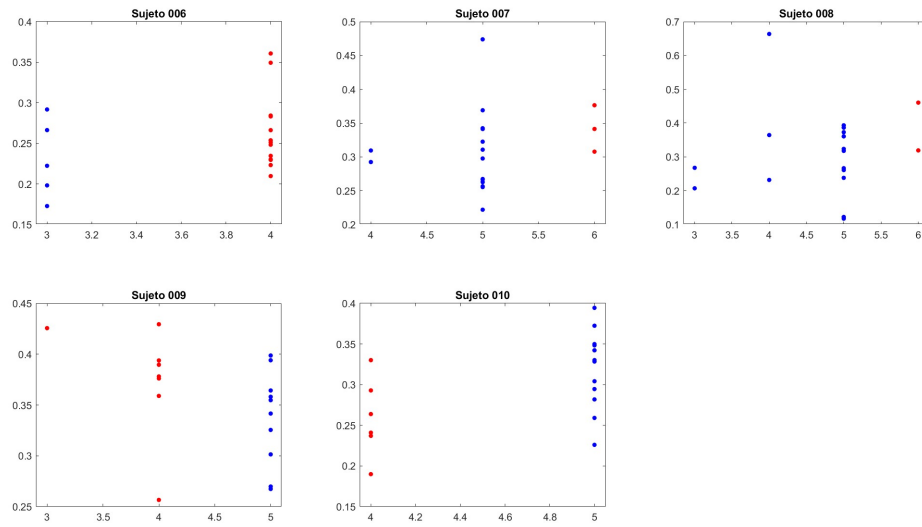


Figura 161: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

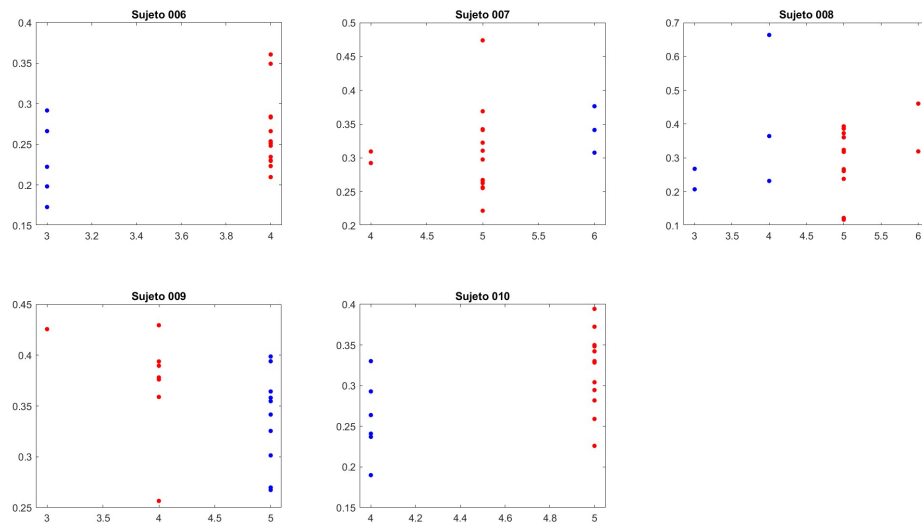


Figura 162: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - calor

ECG

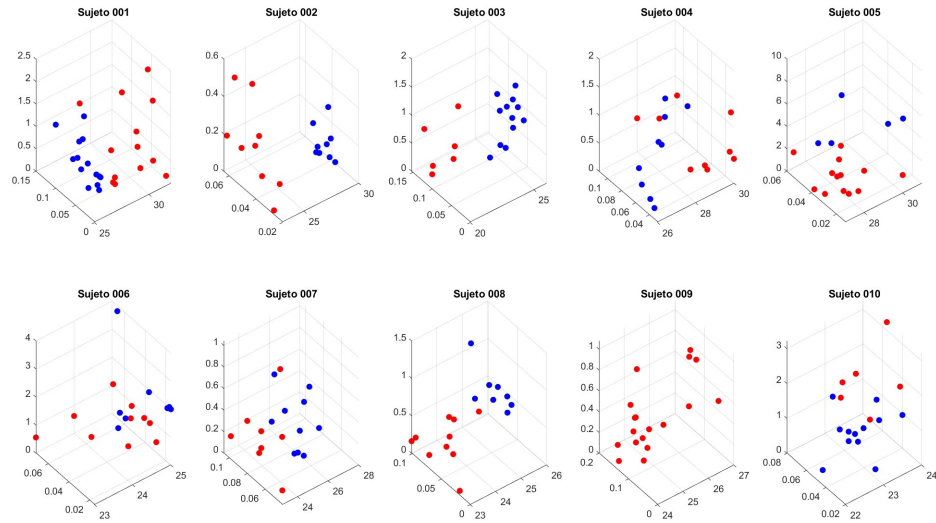


Figura 163: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

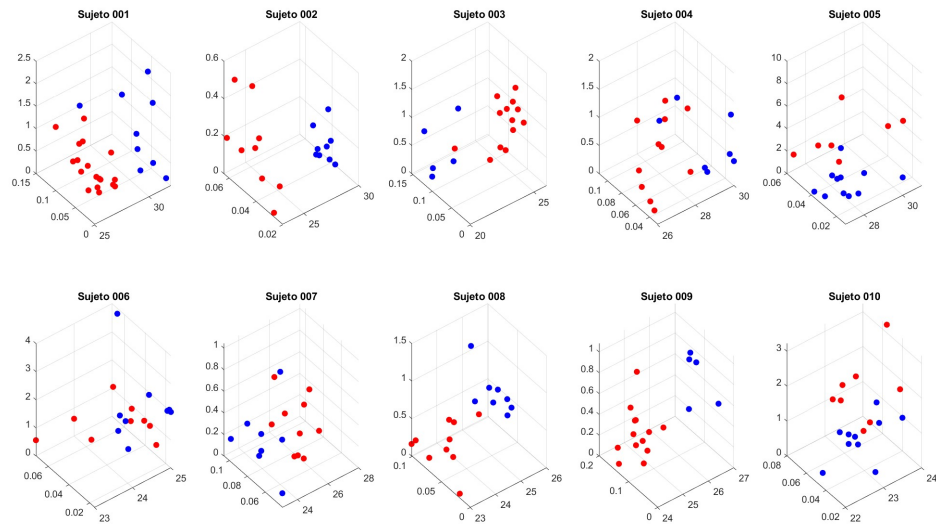


Figura 164: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Respiración

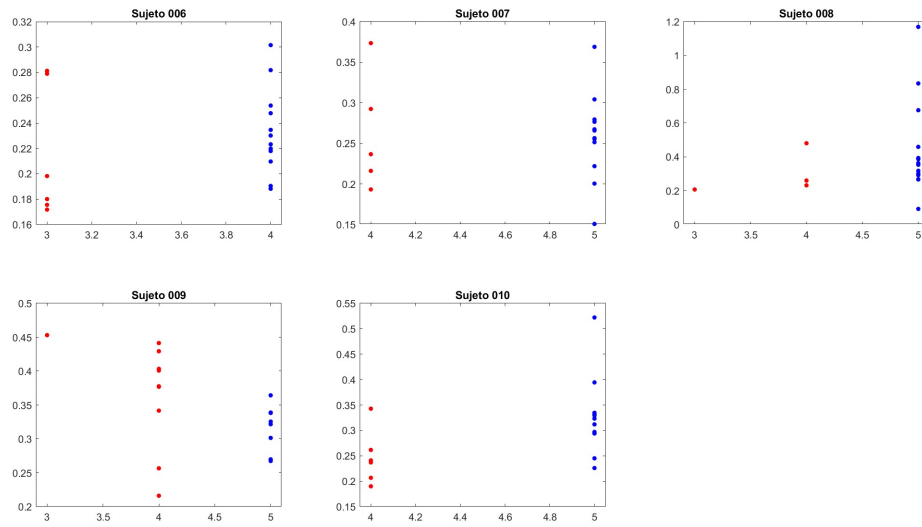


Figura 165: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

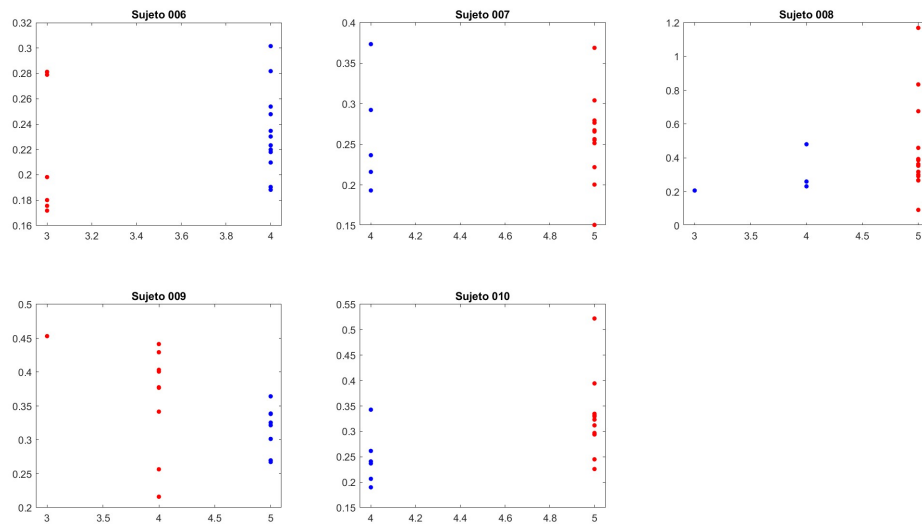


Figura 166: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

15.6. Resultados del agrupamiento al utilizar el análisis de componentes principales

Solo para señales EEG.

Comparación: base - agua

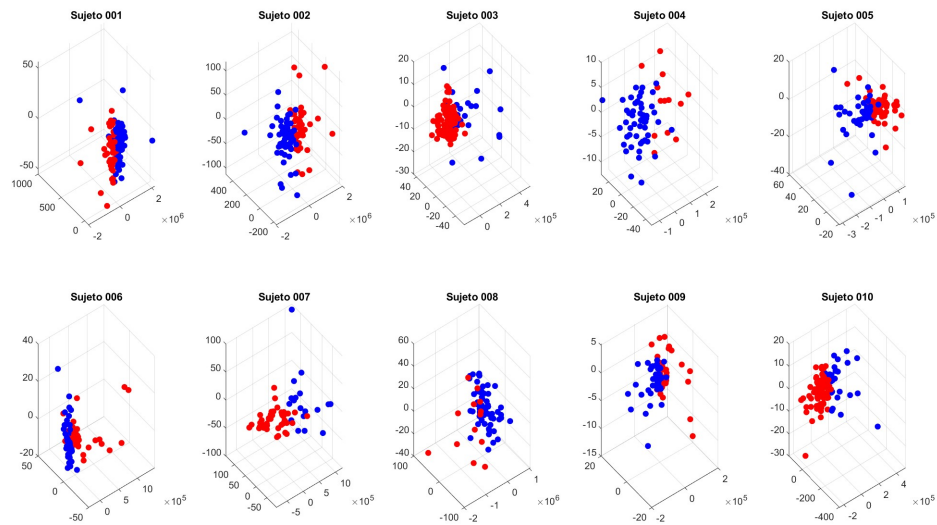


Figura 167: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

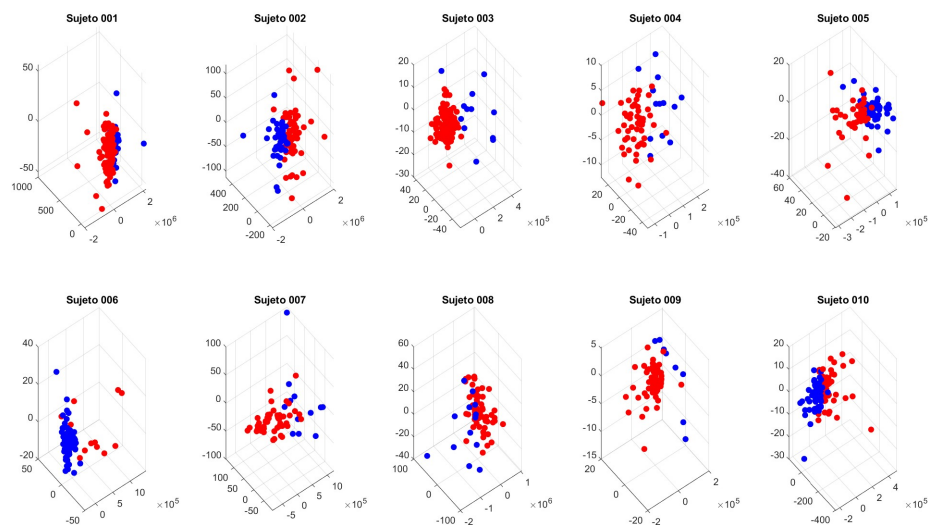


Figura 168: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - aromas

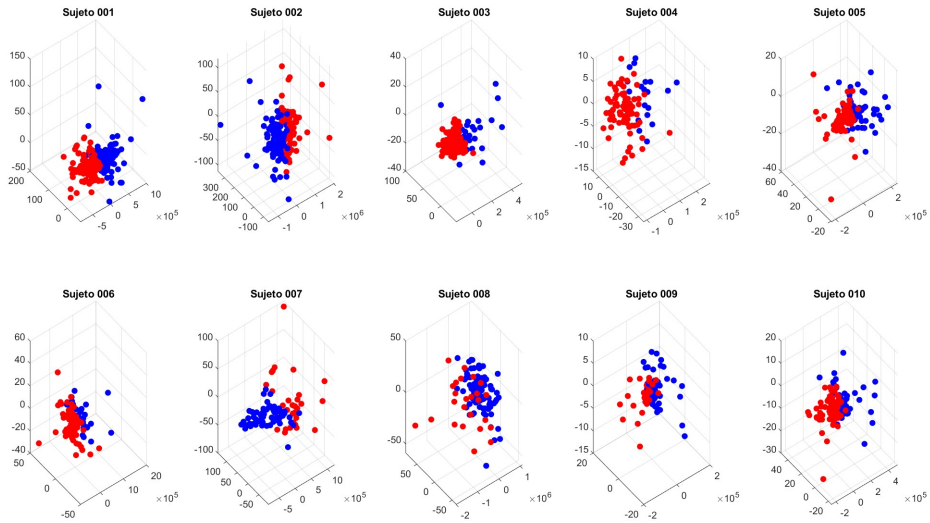


Figura 169: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

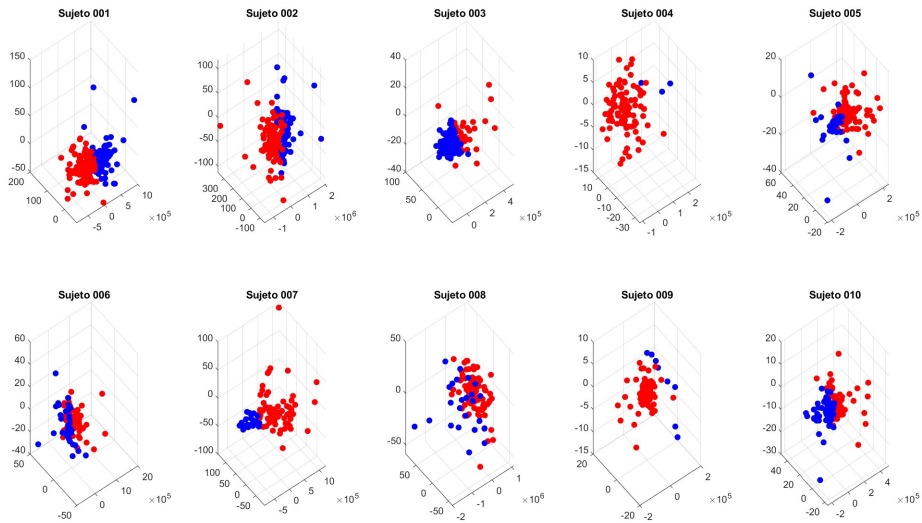


Figura 170: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - ruido

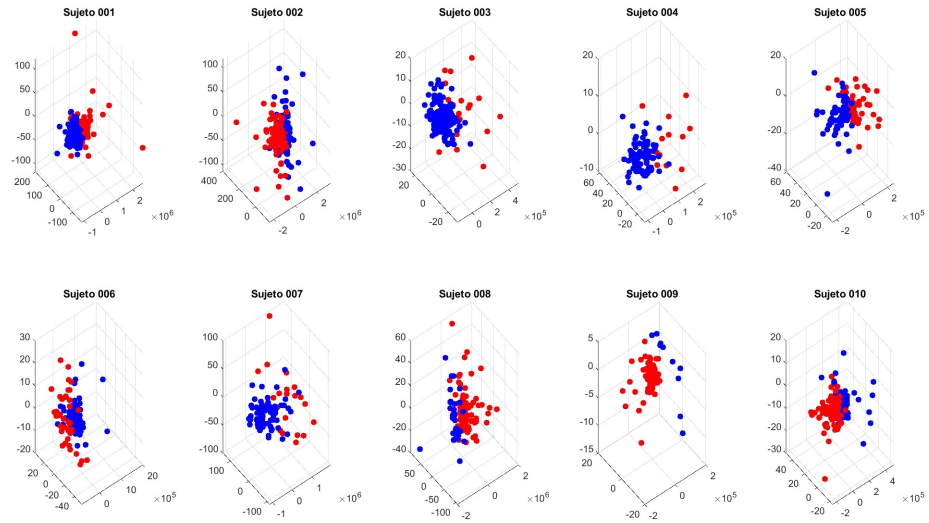


Figura 171: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

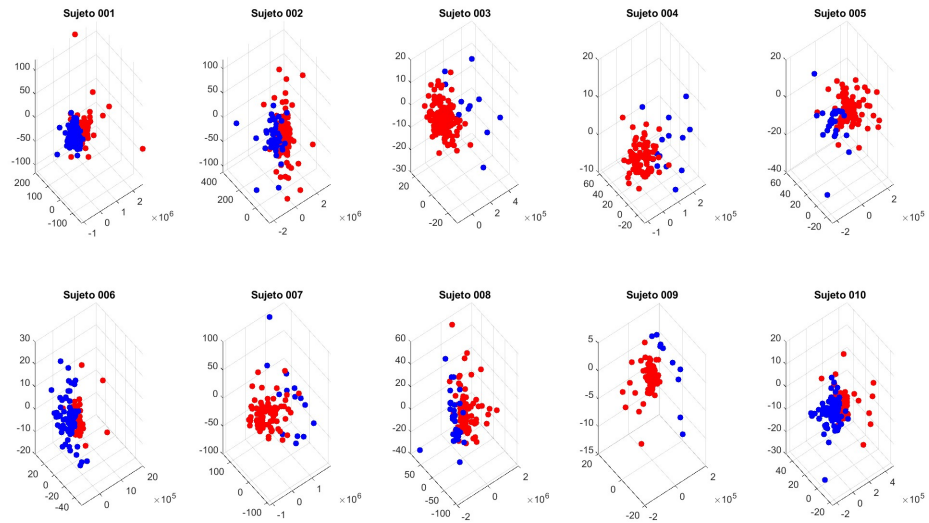


Figura 172: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

Comparación: base - calor

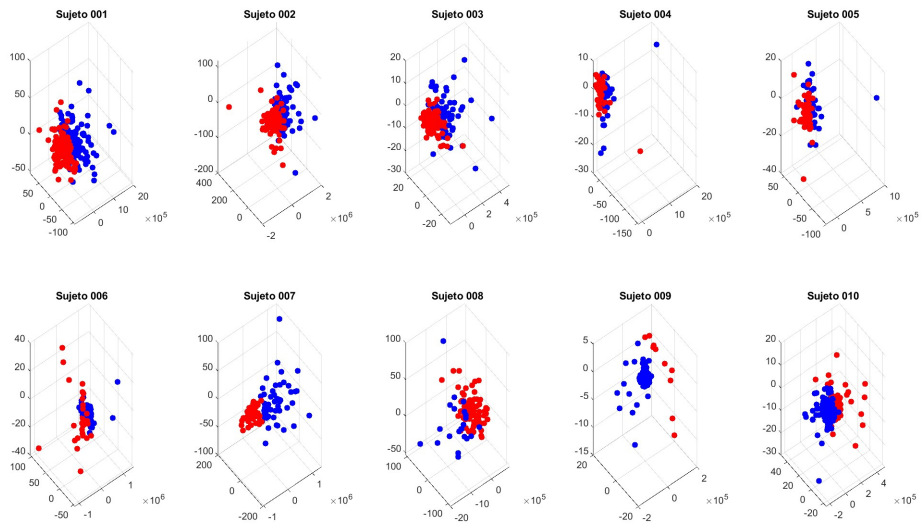


Figura 173: Resultados del agrupamiento K-medias para todos los sujetos

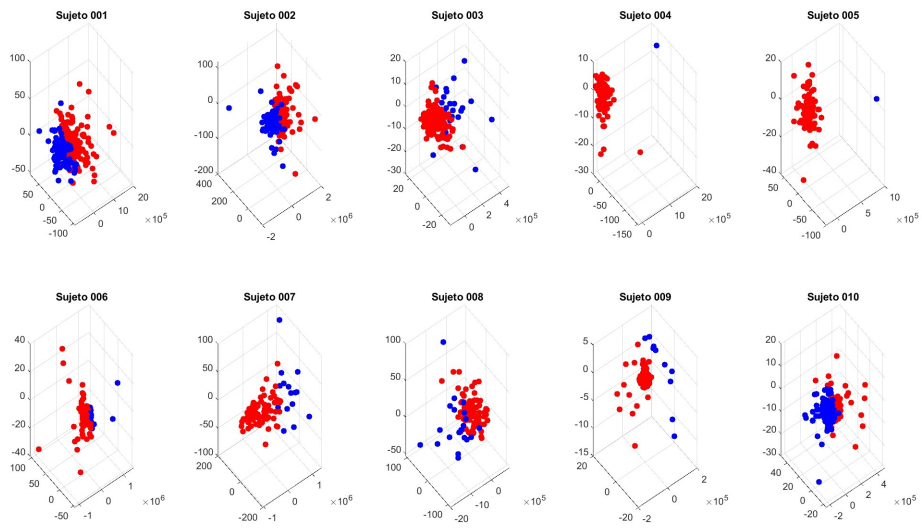


Figura 174: Resultados del agrupamiento jerárquico para todos los sujetos

