



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MORELOS**

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS
INSTITUTO DE INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS BÁSICAS Y APLICADAS
CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS

**Red Funcional de la Actividad Cerebral en
Mujeres Víctimas de Abuso Sexual Infantil**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRO EN CIENCIAS

P R E S E N T A

LIDIA JUDITH MARTÍNEZ CARRERA

DIRECTOR DE TESIS

DR. MARKUS FRANZISKUS MÜLLER BENDER

CUERNAVACA MORELOS, MÉXICO, 2019

Dedicatoria ...

Agradecimientos

Índice general

Agradecimientos	II
1. Introducción	1
1.1. Ensamble de un sistema complejo	1
1.1.1. Cerebro y energía	3
1.1.2. Energía para la actividad intrínseca	5
1.2. Registros electroencefalográficos	6
2. Antecedentes	8
2.1. Estrés y sus efectos en el cerebro	8
2.1.1. Maltrato infantil y sus efectos neurobiológicos	9
2.2. Trastorno de estrés pos-traumático	10
2.2.1. PTSD secundario a un abuso sexual	11
2.3. Planteamiento del problema	12
2.4. Experimento de EEG	13
2.4.1. Obtención y procesamiento de los datos	13
3. Marco teórico y metodología	16
3.1. Correlación lineal y correlaciones aleatorias	17
3.1.1. Correlación genuina y Significant Average Correlation SAC	18
3.2. Teoría de gráficas	19
3.2.1. Conceptos básicos	19
3.2.2. Características de una red local y global	20

3.3. Análisis de Componentes Principales PCA	23
4. Resultados	29
4.1. Patrón estacionario	29
4.2. Teoría de grafos	38
4.2.1. Eficiencia global, local y coeficiente de agrupamiento de la matriz ponderada	38
4.2.2. Correlación promedio, fuerza de correlación y densidad de la matriz ponderada	41
4.2.3. Eficiencia global, local y coeficiente de agrupamiento para la topología de la red	42
4.3. Análisis de componentes principales	55
4.3.1. Electrodo frontales	55
4.3.2. Electrodo occipitales	62
4.3.3. Electrodo parietales	64
4.3.4. Electrodo temporales	68
5. Discusión	73
5.0.1. Patrón estacionario	73
5.0.2. Teoría de grafos	75
6. Conclusión	78

Capítulo 1

Introducción

En la naturaleza, existen diversos sistemas definidos como complejos, algunos ejemplos de ellos son la formación de patrones en un ecosistema o las múltiples funciones que generan las neuronas interconectadas en el cerebro; estos sistemas presentan un comportamiento complejo generando en algunos científicos el interés por comprender la existencia de jerarquías que impulsan a cada uno de los elementos que los constituyen a exhibir impresionantes dinámicas colectivas o, la existencia de algún mecanismo que provoque su interacción de manera integral. Por ende, es fundamental comprender cómo la auto-organización configura a estos sistemas, especialmente, el cerebro humano.

1.1. Ensamble de un sistema complejo

En el 2013, Ladyman et al. especificaron de manera abreviada algunas de las características de los sistemas complejos con la finalidad de hacer una descripción de los mismos lo más precisa posible [1].

- No linealidad: los sistemas no deben cumplir el principio de superposición, se considera esencial pero no suficiente para la complejidad.
- Retroalimentación: los elementos que conforman el sistema deberán ser un número lo suficientemente grande para respaldar que sea complejo, la interacción entre estos elementos puede dar lugar a un momento en un nivel superior; grandes poblaciones

de unidades pueden autoorganizarse en agregaciones que generan patrones, almacenan información y participan en la toma de decisiones colectivas. Ejemplo de ello lo encontramos al observar el comportamiento de una colonia de hormigas capaces de construir estructuras de orden superior, cada una de ellas se ajusta al quehacer u objetivo en común en función de la conducta individual de sus vecinos.

- Orden emergente: el orden del sistema emerge a partir de la suma de las conductas no coordinadas de cada uno de los elementos que lo conforman; no obstante, un sistema que es completamente aleatorio así como el que es completamente ordenado no es una condición necesaria para determinar si un sistema es complejo. La emergencia se determina a medida que crece la complejidad del sistema donde las reglas locales generan un orden global.
- Robustez y falta de control central: un sistema complejo es robusto debido a que sus elementos se encuentran distribuidos, no existen un control central y, si uno de los elementos que lo conforman en un nivel más bajo se modifica ligeramente, el sistema continúa manteniendo su estabilidad sólo que con pequeñas perturbaciones. La robustez parece ser necesaria pero no suficiente para la complejidad.
- Organización jerárquica: depende de la forma en cómo interactúan los elementos en un nivel tanto inferior como superior, así como de las regularidades, la asimetría y la periodicidad que presentan. El nivel superior depende, en cierta forma, de la robustez de un estado en un nivel inferior.

Los sistemas complejos no presentan entonces un orden estricto ni un desorden entre los elementos que los conforman, están constituidos por bloques que se encuentran en distintas jerarquías y que a su vez interaccionan de una manera global y local, es decir, actúan de manera integral. Su actividad interna cambia de manera dinámica reaccionando de acuerdo a las exigencias de su entorno produciendo ligeras perturbaciones en su sistema pero sin perder su estabilidad y sus grados de libertad que aumentan a medida que crece su complejidad.

1.1.1. Cerebro y energía

El cerebro, el órgano que forma parte del sistema nervioso central y el consecuente de que los seres humanos comprendamos la cognición, los sentimientos y la conducta, es un sistema que presenta un comportamiento complejo [2], tiene un peso de al rededor de un kilo y medio y, actúa con aproximadamente 11-12 billones de componentes o células nerviosas las cuales son capaces de hacer 10,000 interacciones sinápticas entre ellas [3]. Las neuronas son las células excitables del cerebro implicadas en la iniciación y conducción de impulsos nerviosos, presentan propiedades similares que dependen de la conexión existente entre ellas y de los receptores sensoriales para generar diferentes acciones. Las propiedades que subyacen del colectivo de grupos neuronales, distribuidos dentro del sistema, causan un proceso dinámico que se caracteriza en términos de interacciones fuertes y suficientemente rápidas dando lugar a un grupo funcional unificado en una escala de tiempo de cientos de milisegundos [4]. Este proceso de integración podría entenderse cualitativa y cuantitativamente como la capacidad de acción frente a un proceso cognitivo; de manera simultánea, pueden aislarse funcionalmente y acceder a otros estados dando lugar a un proceso de segregación en un tiempo menor a un segundo [5]. En este contexto, Parrish and Edelman-Keshet en 1999, manifiestan: “*Complexity theory indicates that large populations of units can self-organize into aggregations that generate pattern, store information, and engage in collective decision-making*” [6] [1].

En el 2004, Chialvo [7] manifiesta que, desde un punto de vista dinámico, el cerebro no es distinto de cualquier otro proceso natural debido a que la naturaleza es no homogénea e intermitente y en ella se descubren detalles sorprendentes. En [8] enuncia que la tendencia no lineal de los procesos subyacentes de un sistema, dado por las propiedades intrínsecas de cada uno de sus elementos que varía con el tiempo, evoluciona a un estado crítico y auto-organizado que genera la complejidad. Los sistemas no lineales con muchos grados de libertad tienden a evolucionar hacia la complejidad y la criticidad [7]. Rubinov et al., en el 2011 publican: “*Neurobiologically Realistic Determinants of Self-Organized Criticality in Networks of Spiking Neurons*” en la cual describen a la criticidad auto-organizada como la aparición

espontánea de dinámicas auto-similares en sistemas complejos situados entre orden y aleatoriedad. En un estado subcrítico, las redes funcionales de un proceso mental implicarían áreas cerebrales estructuradas con una fuerte correlación entre ellas, el cerebro se caracterizaría por la repetición y la predictibilidad; en un estado súper crítico, las redes funcionales no presentaría ningún orden o patrón, cambiarían en todo momento [8]. La complejidad de un sistema biológico, como el cerebro, radica en las características que se manifiestan por la interacción de grupos neuronales creando una estructura global emergente que influye en el repertorio conductual con el menor número de grados de libertad. Este sistema interacciona con su entorno por medio de las neuronas sensoriales y motoras, interpreta y transforma la información, la almacena en la memoria, aprende y se adapta.

Chialvo en su publicación del 2010, “*Emergent complex neural dynamics*” considera que es importante entender las funciones que de manera coordinada, los cien mil millones de neuronas y cien billones de sinapsis del cerebro logran generar de una manera flexible la amplia variedad de configuraciones corticales en el cerebro.[9]

El cerebro está organizado en distintas regiones particulares que indican funciones específicas [8]. Cada área o lóbulo de la corteza cerebral es un subconjunto del sistema complejo, el cerebro. Cada uno de los bloques que lo constituyen presenta las mismas características de un sistema complejo y todos interactúan de manera integral, presentan un modelo, un procedimiento a seguir, actúan bajo ciertas condiciones que tienen un límite, y cuando este margen se cruza, se presenta un cambio en su modelo. ¿Qué sucede con el sistema? El sistema siempre se estabiliza de acuerdo a sus propiedades, esta dinámica es el atractor del sistema, así como un péndulo con fricción y fuerza externa que oscila de manera constante y que al recibir una perturbación modifica su movimiento pero consigue retomar su oscilación con el mismo ritmo constante que presentaba al principio. El cerebro desarrolla múltiples funciones con un número específico de grados de libertad.

1.1.2. Energía para la actividad intrínseca

De acuerdo con Raichle [10], la actividad mental es un proceso que permanece activo independientemente del estado en el que se encuentre, incluyendo el de reposo y sueño, esta dinámica genera un gasto de energía. El peso del cerebro corresponde al 2 % del peso corporal total del ser humano, sin embargo, requiere del 20 % de energía que se suministra para el cuerpo, de este total de energía, el 60-80 % lo requieren las neuronas para reconstruirse de manera constante dando lugar a cambios en el desarrollo y aprendizaje, actividad intrínseca del cerebro; un esfuerzo adicional que se encausa por las demandas que se presentan en el entorno implica un costo menor al 5 % de energía [11]. “*This cost-based analysis implies that intrinsic activity may be far more significant than evoked activity in terms of overall brain function*”[10]. Este consumo de energía es denominado por algunos autores como energía oscura .

En el 2010, Zhang y Raichle [11] analizan si la arquitectura funcional de la actividad intrínseca es alterada por enfermedades neurológicas y psiquiátricas, estudios recientes indican que la manifestación de esta actividad se da por medio de fluctuaciones espontáneas en distintas regiones del cerebro que se encuentran relacionadas neuroanatómica y funcionalmente poniendo en relieve la propagación de estas señales de manera sincrónica. Para ello, inicialmente realizan un mapeo de correlación basado en semillas, conectividad funcional y, además, un análisis de componentes independientes (ICA) para obtener un conjunto de mapas que agrupe regiones correlacionadas por cada componente independiente. Los resultados obtenidos posibilitan detectar en algunos individuos con ciertas enfermedades una conectividad funcional alterada en comparación con un grupo control sano. Finalmente, proponen que estas técnicas de análisis aplicadas a la medición de la actividad intrínseca, permitirán discernir la fisiología cerebral en pacientes con algunas enfermedades complejas con el objetivo de proporcionar un instrumento de diagnóstico clínico.

En este contexto, Rubinov et al., [12] consideran que existe una asociación directa y recíproca entre la conectividad estructural cerebral dado por la organización auto-similar

entre regiones especializadas en múltiples escalas espaciales y, su actividad cerebral funcional, relación que es oportuna en el procesamiento de la información neuronal.

1.2. Registros electroencefalográficos

Es posible registrar la actividad eléctrica cerebral por medio del electroencefalograma (EEG). Un EEG es el resultado de la suma temporal y espacial de los potenciales postsinápticos procedentes de las neuronas piramidales orientadas verticalmente en la corteza cerebral [13]. Esta técnica proporciona entonces una representación gráfica en el tiempo por medio de ondas eléctricas caracterizadas por una frecuencia, un período, una amplitud y una fase. El contenido espectral de una señal se divide en diferentes grupos de acuerdo a la frecuencia de los potenciales:

- Delta (0.5 a 3.5 Hz): este tipo de ondas las encontramos con mayor amplitud durante la fase del sueño y se caracteriza por incluir ondas lentas [14].
- Theta (3.5 a 7.5 Hz): son ondas que se originan en el hipocampo y las áreas cinguladas, intervienen en el procesamiento de aferentes sensorial y motor [15].
- Alpha (7.5 a 12.5 Hz): este tipo de ondas caracteriza el registro durante la vigilia en la región posterior presentando un mayor voltaje en las áreas occipitales y propagándose hasta llegar a las zonas parietales y temporales posteriores. En sujetos jóvenes, este ritmo se expone en las regiones centrales e incluso frontales [14]. También podemos ver su actividad en condiciones de relajación física y relativa inactividad mental, muestra reactividad cuando se le presentan estímulos visuales, su acción es prolongada cuando el sujeto se encuentra en espacios iluminados, de lo contrario, se bloquea si el sujeto se encuentra en un lugar oscuro [16] [17].
- Beta (12.5 a 25.0 Hz): Su actividad se encuentra principalmente en las áreas anteriores en la mayoría de los sujetos, especialmente en el área frontal central y reaccionando a aferentes del sentido del tacto y motor [16].

- Gamma (25.0 a 40.0 Hz): es generada en las regiones del tálamo y la corteza, se encuentra presente en las fases de vigilia y sueño, se manifiesta al intervenir un estímulo sensorial que incrementa la atención [15].

Los registros electroencefalográficos han sido consideradamente utilizados para analizar la organización estructural y dinámica del cerebro con el objetivo de comprender su función cerebral y cognitiva del mismo tanto en sujetos sanos como en sujetos con cerebros patológicos. Lamentablemente, se presentan artefactos que alteran el flujo de información neuronal. Algunos ejemplos de ellos son el movimiento ocular y el ritmo cardiaco registrados en las actividad eléctrica como ruido lo que dificulta el análisis de estos registros debido a que no corresponde a la dinámica cerebral.

Capítulo 2

Antecedentes

2.1. Estrés y sus efectos en el cerebro

Existe evidencia científica que prueba la hipótesis acerca de los cambios estructurales cerebrales subyacentes a los efectos del estrés en diversas regiones, siendo más evidente en etapas específicas de desarrollo implicadas en la salud mental y la cognición [18]. De acuerdo con Lupien et al., reportan en “*Effects of stress throughout the lifespan on the brain, behaviour and cognition*” [19], que el cerebro es especialmente vulnerable al estrés durante cada una de las etapas: la vida prenatal, infancia, adolescencia, edad adulta y vejez debido, probablemente, a los grandes cambios que presentan regiones específicas durante estas etapas. Es relevante para estos autores la activación del eje hipotálamo-hipófisis-adrenal (HPA) causado por el estrés y provocando la producción de glucocorticoides por las glándulas suprarrenales, interpretándose como una respuesta endocrina que determina si la acción de estos glucocorticoides permiten, estimulan o suprimen una respuesta al estrés [20].

Ante el estrés crónico en diferentes etapas de la vida, los glucocorticoides pueden tener efecto a largo plazo, particularmente en aquellas regiones cerebrales que tienen alta densidad de receptores a esta hormona, así como en las estructuras que continúan desarrollándose después del nacimiento. Lupien et al., muestran el efecto del estrés en tres regiones cerebrales en diversas etapas: 1. la amígdala, es especialmente susceptible en la etapa prenatal culminando su desarrollo al rededor de los 28 años de edad; 2. la corteza frontal, desde la

etapa prenatal hasta inicios de la adolescencia finalizando su desarrollo cerca de los 13 años; 3. el hipocampo, que se ve especialmente afectado sólo en la etapa prenatal cuyo desarrollo termina hasta los 2 años de edad.

Los efectos del estrés no están claramente definidos, varían en dependencia de diversos factores tales como el inicio temprano y/o la duración prolongada del abuso asociados con un cambio estructural y funcional mayor, así como del agente estresor [18].

2.1.1. Maltrato infantil y sus efectos neurobiológicos

De Brito et al., publican en el 2012 [21] la importancia del maltrato infantil al considerarse un problema de salud pública debido a que afecta la salud física y emocional, así como el desarrollo académico o laboral; el maltrato incluye la negligencia, el abuso físico, sexual y emocional. Además, se asocia con un riesgo de trastorno psiquiátrico causando alteraciones en la estructura cerebral. Realizaron un estudio con morfometría basada en resolución espacial usando voxels para comparar el volumen de materia gris en un grupo de 18 niños con experiencias documentadas de maltrato en el hogar contra otro grupo de 20 niños no maltratados, ambos grupos con un promedio de 12 años de edad. Se examinaron cinco regiones: la corteza pre-frontal, los lóbulos temporales, la amígdala, el hipocampo y el cerebelo. Reportan que los niños maltratados, en comparación con los no maltratados, presentaron una reducción de la materia gris en la corteza orbito-frontal medial y en el giro temporal medio izquierdo.

En adición a este tema, Teicher en el 2016 [22], realizó una revisión referente a los efectos neurobiológicos duraderos del abuso y la negligencia en la infancia con el objetivo de sintetizar algunos de los hallazgos de neuroimagen en niños que habían experimentado negligencia de parte de sus cuidadores. De la misma manera, explica algunos de los estudios realizados en adolescentes y adultos que sufrieron abuso físico, sexual y emocional. En la corteza cerebral, de acuerdo con algunos estudios, se ha reportado un volumen reducido de materia gris, flujo sanguíneo o grosor en la corteza orbito-frontal en huérfanos rumanos [22] [23], y en sujetos

que han sufrido de abuso físico y/o sexual [22] [21]. Esta región cortical desempeña un papel importante en la toma de decisiones y en la regulación de la respuesta emocional [22].

La exposición al abuso sexual infantil se relaciona de manera distintiva con el adelgazamiento de la porción de la corteza somatosensorial que representa el clítoris y el área genital circundante [24] encausándose hacia el posible desarrollo de problemas de comportamiento. En las regiones corticales asociadas con la vías visual-límbicas y lingüísticas pueden ocasionar alteraciones en la comprensión verbal y el recuerdo visual [22]. En un estudio sobre mujeres con historias de abuso sexual infantil [18] [22] [25] [26], informaron que la reducción del volumen bilateral del hipocampo parecía ser el significativamente más afectado por la exposición a este abuso en la edad de 3 a 5 años y, en menor grado de los 11 a los 13 años; la amígdala [22] [27] [26], al igual que el hipocampo, presenta una alta densidad de receptores de glucocorticoides en las células piramidales estimulando la arborización dendrítica pero es opuesto a los efectos del estrés en el hipocampo. En adición, la hipertrofia de la amígdala inducida por el estrés, a diferencia de la hipotrofia del hipocampo, perdura mucho después del cese del estresor [22] [23].

Teicher et al., aluden de nuevos estudios que evidencian alteraciones sustanciales en la conectividad y arquitectura de la red cerebral utilizando técnicas de análisis de redes sociales y la teoría de grafos así como redes electrofisiológicas derivadas de las electroencefalografía o magnetoencefalografía [28]. Para finalizar, concluyen que existe una relación entre el abuso infantil y las alteraciones estructurales y funcionales del cerebro. Además, comentan que el tipo de maltrato se asocia con cambios neurobiológicos específicos representado un riesgo para diferentes formas de psicopatologías.

2.2. Trastorno de estrés pos-traumático

El estrés severo temprano asociado con el maltrato se caracteriza por un reajuste neurobiológico producido por la desregulación de glucocorticoides que antecede de manera potencial a cambios duraderos en el desarrollo del cerebro [26]. El trastorno de estrés pos-

traumático (PTSD, por sus siglas en inglés) de acuerdo con Sherin et. al., es un trastorno de ansiedad consecuente de un evento potencialmente traumático. Los signos y síntomas de este trastorno parecen reflejar una adaptación anormal y persistente de los sistemas neurobiológicos limitándose a presentar algunas características tales como la perturbación aguda y transitoria.

“Although the biological, psychological, and social ramifications of PTSD have been under scientific scrutiny for some time now, and treatment has improved dramatically, much remains unknown about this condition and controversy persists in both the neuroscientific as well as the clinical/treatment literature” [26].

2.2.1. PTSD secundario a un abuso sexual

Los efectos de la violencia en niños producen, con una alta probabilidad, efectos primarios como la ansiedad, depresión o algunos síntomas de PTSD; la exposición a la violencia, de acuerdo con Osofky en su publicación de 1999, puede ocasionar reacciones secundarias al interrumpir la progresión de los niños a través de tareas de desarrollo apropiados para su edad como la disminución de la verbalización, sus habilidades para socializar o la capacidad de concentración por mencionar algunas [29].

Del Instituto de Neurociencias de la ciudad de Guadalajara, Sanz Martín y Calderón Zepeda en su artículo del 2016 titulado *“EEG Correlations during a working memory task with emotional stimuli in girls with post-traumatic stress disorder secondary to sexual abuse”*, hacen referencia al desarrollo del trastorno de estrés pos-traumático por supervivientes de abuso sexual infantil y que denota en alteraciones en la corteza pre-frontal, así como en cambios en la actividad electroencefalográfica y en un menor rendimiento en tareas de memoria de trabajo. En este artículo proponen caracterizar las correlaciones de registros electroencefalográficos en las niñas con PTSD secundario a un abuso sexual infantil durante una tarea de memoria de trabajo basada en el reconocimiento de estímulos faciales emocionales. Para llevar a cabo el proyecto evaluaron a mujeres de 8 a 16 años de edad, 12 con PTSD secundario de un abuso sexual infantil y otras 12 sin antecedentes de abuso. Efectuaron un registro de

EEG durante una tarea de memoria de trabajo con estímulos emocionales y, analizaron las correlaciones inter e intra-hemisféricas con el objetivo de estimar la conectividad funcional entre diferentes regiones corticales. El grupo de PTSD mostró un desempeño menor que el grupo control en la tarea psicológica de memoria de trabajo mientras observaban caras felices. En adición, el registro de EEG del grupo experimental exhibe una mayor correlación intra-hemisférica entre las áreas frontales y en las regiones corticales frontal y posterior. Así mismo, manifiestan menores correlaciones inter-hemisféricas entre áreas temporales posteriores. Por último, concluyen que la mayor correlación intra-hemisférica en el grupo de PTSD podría indicar que las niñas hicieron uso de más áreas del cerebro al realizar la tarea, quizás porque requerían de un mayor esfuerzo [30].

En esta misma línea de investigación, Ito en 1998, publica que los niños y adolescentes con antecedentes de maltrato infantil presentan un aumento de la coherencia intra-hemisférica izquierda y una disminución de la coherencia inter-hemisférica frontal mientras están en reposo [31].

Ambas investigaciones sostienen la hipótesis de que el abuso severo temprano puede tener un efecto perjudicial en el desarrollo del cerebro. De facto, cada una de las estructuras que conforman al cerebro presentan particularidades en su organización estructural y funcional evolucionando a medida que pasa el tiempo debido a su propio desarrollo y plasticidad, al mismo tiempo, modifican de manera continúa su eficiencia en la transferencia de información. Pequeños cambios en la materia blanca podrían provocar grandes efectos en las propiedades de las redes funcionales cerebrales [32].

2.3. Planteamiento del problema

Se ha descrito que el abuso sexual infantil (ASI) desencadena en las personas que lo han sufrido altos grados de estrés promoviendo en algunas ocasiones el desarrollo de diversas psicopatologías a lo largo de la vida, entre ellas el PTSD que causa un daño en diversas regiones cerebrales alterando la conectividad funcional de este órgano y, el consecuente de afecciones

cerebrales que involucran diversos procesos cognitivos y sensoriales. Como se mencionó en la sección anterior, se ha caracterizado la correlación de señales eléctricas cerebrales en sujetos que han sufrido de ASI inter e intra hemisférico; sin embargo, es fundamental analizar el comportamiento de cada uno de los elementos que componen la red funcional para modelar los cambios que presenta en su dinámica de manera global y local.

La doctora Araceli Sanz Martín del Instituto de Neurociencias de la ciudad de Guadalajara registró la actividad eléctrica cerebral de un grupo de 16 mujeres adolescentes institucionalizadas legalmente que fueron víctimas de abuso sexual infantil (ASI) y diagnosticadas con PTSD secundario a este abuso así como de un grupo control de 15 mujeres, en ambos grupos se presentan características similares además del sexo, la edad (con un rango de 8 a 16 años), la escolaridad y el nivel socio-económico. Se les aplicó una batería de instrumentos psicológicos en el que se concluyó que a) en ningún grupo se presenta esquizofrenia, autismo y/o abuso de sustancias tóxicas, b) el coeficiente intelectual estimado fue de un mínimo de 80 puntos, c) presentan lateralidad derecha, d) ausencia de trastorno de déficit de atención con hiperactividad (TDAH) y traumatismos craneoencefálico de grado 2 o 3, e) participación voluntaria, f) haber llevado por los menos 6 meses en la institución.

Se pretende entonces, analizar la red funcional de estos grupos de adolescentes por medio de la teoría de grafos con el objetivo de examinar si existe una diferencia significativa en la topología de la red funcional entre el grupo de mujeres adolescentes que sufrieron ASI comparado con el grupo control en los diferentes estados de reposo (ojos abiertos y ojos cerrados), así como en las distintas bandas de frecuencia.

2.4. Experimento de EEG

2.4.1. Obtención y procesamiento de los datos

Para el experimento de EEG, llevado a cabo en el Instituto de Neurociencias de Guadalajara, se utilizaron puestos de montaje estándar 10-20 (American EEG Society, 1986).

Se obtuvo el registro de la actividad eléctrica cerebral de 14 canales con una frecuencia de muestreo de 500 Hz para ambos grupos utilizando la referencia del lóbulo de la oreja. Un registro se realizó con la condición de reposo de ojos abiertos durante 3 minutos y, otra con la condición de ojos cerrados también durante 3 minutos en las siguientes derivaciones: Fp1, F3, P3, F7, T3, T5, O1, Fp2, F4, P4, F8, T4, T6, O2. La letra Fp corresponde a al lóbulo frontopolar, F al frontal, P al parietal, T al temporal y O al occipital. En la figura 2.1 se presentan mediante un esquema la ubicación de los electrodos previamente descritos. Los números impares representan el hemisferio izquierdo marcado con el color morado y los números pares al hemisferio derecho marcados con el color aguamarina.

Como se ha mencionado anteriormente, es difícil obtener señales sin que estén contaminadas por ruido. Por ello fue necesario aplicar la técnica de Análisis de Componentes Independientes (ICA) con el fin de limpiar las señales de artefactos y representar la estructura de los datos con mayor confianza. Esta técnica se aplicó con la ayuda del software EEGLAB.

Posteriormente, se filtraron las señales usando el filtro de Butterworth de cuarto orden en direcciones hacia adelante y hacia atrás para minimizar el desplazamiento de las fases de la señal. Las bandas de frecuencia utilizadas son las que se especificaron en la sección de registros electroencefalográficos de acuerdo con Zschocke (2002) (delta = 0.5-3.5 Hz, theta = 3.5-7.5 Hz, alfa = 7.5-12.5 Hz, beta 1 = 12.5-17.5 Hz, beta 2 = 17.5-25.0 Hz, gamma = 25.5-40.0 Hz). Además, se aplicó un filtro de paso bajo con una frecuencia de corte de 40.0 Hz y, un filtro de paso alto con una frecuencia de corte de 0.5 Hz. A este conjunto de datos se le denominó “*señales en banda ancha*”, o broadband (BB) por sus siglas en inglés.

Para finalizar el procesamiento de los datos, las señales que ya habían sido referenciadas durante el proceso de registro de EEG y filtradas, se volvieron a referenciar pero ahora respecto con el valor de la mediana. Los datos se transformaron a la referencia de la mediana de los canales para minimizar la inducción de correlaciones espurias que podrían afectar el análisis [33].

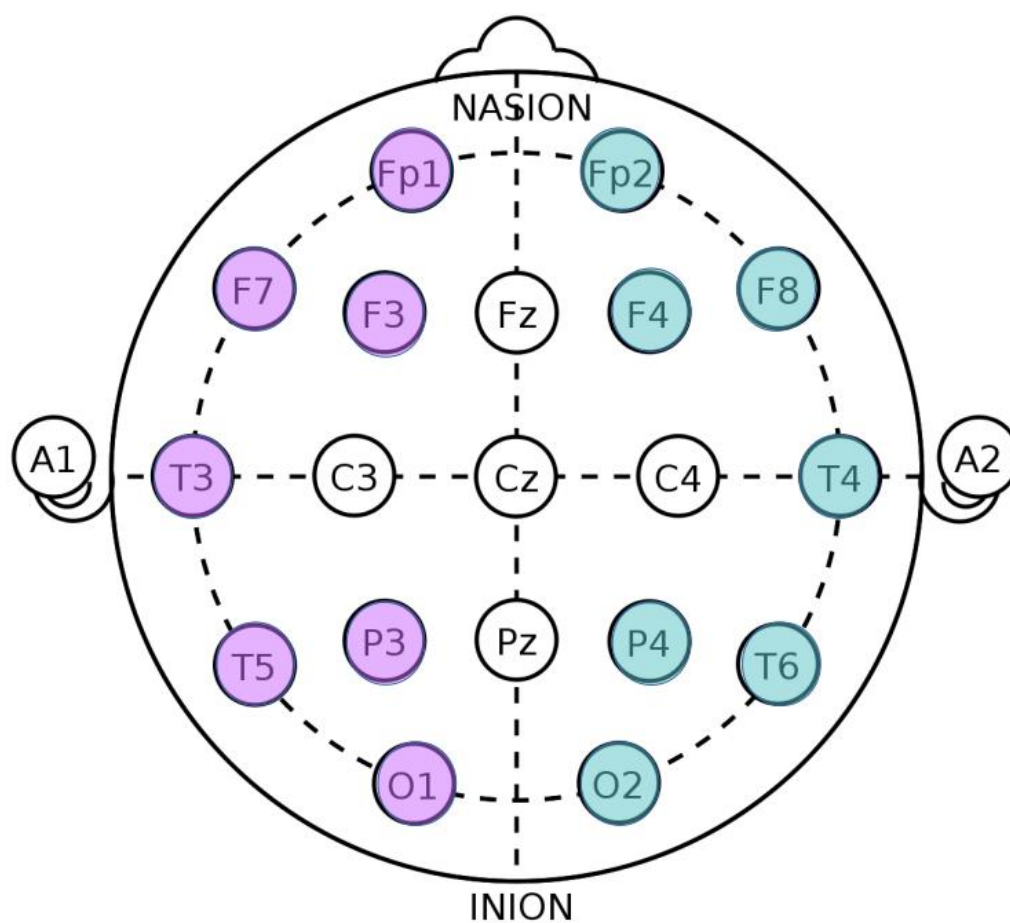


Figura 2.1: Esquema de electrodos de acuerdo al sistema internacional 10-20. Los electrodos del hemisferio izquierdo están representados con el color morado, los electrodos del hemisferio derecho con el color agumarina.

Capítulo 3

Marco teórico y metodología

El estado de cualquier sistema complejo cambia de manera dinámica siendo posible observar ligeras o algunas veces, grandes diferencias entre un estado y otro. En el caso específico del cerebro, su actividad eléctrica es altamente no estacionaria porque reacciona a estímulos externos que cambian con frecuencia, y además, monitorea los circuitos de control interno [33].

Es importante analizar de los registros obtenidos del laboratorio de Neurociencias, las dependencias estadísticas existentes entre cada par de señales espacio-temporal registradas. Para ello se requiere una herramienta matemática que permita entender la interacción existente entre cada par de señales de una serie de tiempo. En [34] se analiza, por medio de diversas medidas estadísticas, la actividad sincronizada de un conjunto de datos multivariados para tratar de dar alguna interpretación fisiológica a las agrupaciones neuronales de series temporales provenientes del EEG y magnetoencefalograma (MEG).

Para analizar la relación existente entre estas señales se utilizó una medida bi-variante con el fin de dar una posible estimación sobre el comportamiento entre todos los pares de interrelación de los electrodos de un EEG y construir una red funcional que caracterice los patrones de conectividad funcional con el propósito de dar una inferencia acerca de cómo es la comunicación entre todas las distintas partes de la corteza cerebral.

3.1. Correlación lineal y correlaciones aleatorias

El coeficiente de correlación es una medida estadística bivariada que nos permite determinar la similitud existente entre dos series de tiempo. Los valores de la correlación se encuentran en el intervalo $[-1, 1]$, si $C_{ij} > 0$ existe correlación entre las dos señales, por el contrario, si $C_{ij} < 0$ hay una anti-correlación entre éstas. Para señales sinusoidales los estados correspondientes a diferencias de fase $\pi/2$, por definición corresponden a un estado de cero correlación.

La matriz de correlación nos permite dar una interpretación de una red o gráfico ponderado no dirigido, la magnitud de sus elementos define la cercanía funcional entre los nodos. Es decir, se supone que las magnitudes más grandes del coeficiente de correlación representan rutas funcionales más cortas y una mejor transferencia de información entre las regiones cerebrales correspondientes [33].

La correlación genuina es el promedio de los coeficientes de correlación derivados de los datos originales. De acuerdo con [35], se define el valor de la correlación cruzada genuina como el promedio sobre todos los coeficientes de correlación cruzada con retardo cero en un conjunto de datos multivariados de series de tiempo estacionarias e infinitamente largas registradas. La integral de correlación sobre un rango infinito se puede evaluar con precisión para cada par de series de tiempo sin producir contribuciones espurias. Por medio de la ecuación 3.1 se puede definir el valor de correlaciones cruzadas genuinas.

$$C_{ij} = \int_{-\infty}^{\infty} \tilde{X}_i(t) \tilde{X}_j(t) dt \quad (3.1)$$

Sin embargo, el valor de la correlación exhibe deficiencias numéricas si las condiciones teóricas sobre las que está definida no se cumplen; supongamos que tenemos dos señales i y j las cuales están normalizadas con promedio igual a cero y varianza igual a uno. De acuerdo con la ecuación 3.1 el producto de dos señales independientes es una distribución con promedio igual a cero, por lo tanto, el resultado de esta estimación podría ser igual a

cero; sin embargo, no es así debido a que tenemos un segmento de datos finito. Además, el no poder realizar estimaciones sobre intervalos infinitos induce a la aparición de correlaciones aleatorias. Para segmentos de datos finitos de longitud T y frecuencia de muestreo finita, el valor de la correlación está dada por la ecuación 3.2.

$$C_{ij} = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T X_i(t_k)X_j(t_k) \quad (3.2)$$

Müller et. al., observaron que la probabilidad del monto del valor de la correlación aleatoria depende del contenido espectral de la señal y del tamaño de la ventana que utilizamos. Se concluye que el espectro de potencia con muchas frecuencias lentas en una señal, causa un mayor monto de correlación [36] [37].

3.1.1. Correlación genuina y Significant Average Correlation SAC

En [35] comparan varias técnicas de análisis, que se supone que extraen correctamente el valor de las correlaciones cruzadas genuinas de un conjunto de datos multivariados. Proponen un nuevo modelo generado a partir de datos sustitutos que representan la hipótesis nula de cero correlación genuina y cuyo desempeño fue mejor. Dichos sustitutos comparten las mismas propiedades univariadas lineales que los datos originales, no obstante, todas las interrelaciones lineales entre las señales se destruyen. Ésto se logra aleatorizando las fases de Fourier entre 0 y 2π pero manteniendo las distribuciones de la amplitud [38].

En [35] definieron los elementos de una matriz de interrelación llamada “Significant Average Correlations” como el coeficiente de correlación promedio estimado sobre un segmento de datos definido, ecuación 3.3.

$$SAC_{ij}(t) = \frac{S_{ij}}{N_T} \sum_{k=1}^{N_T} C_{ij}^k \quad (3.3)$$

3.2. Teoría de gráficas

La teoría de gráficas es una técnica que estudia las propiedades de un gráfico sobre la base de un marco matemático bien establecido. Algunos autores han hecho uso de esta herramienta con el objetivo de analizar la conectividad estructural y funcional del cerebro. Por medio de diferentes herramientas analíticas de la teoría de gráficas, se examinaron las matrices de correlación SAC para caracterizar la propiedades de la dinámica neural y las perturbaciones que subyacen tanto en el grupo control como el experimental. Estas herramientas posibilitan la extracción de métricas globales y locales que contribuyen a conferir aspectos de la distribución topológica de la red [39].

“Anatomical or structural connectivity describes the physical arrangement of connections between circuit elements, be they neurons or brain regions. Functional connectivity captures patterns of statistical dependence between neural elements, measured for example as cross-correlation, covariance, or mutual information.” [40].

3.2.1. Conceptos básicos

De acuerdo con Zou [41], un grafo está representado como $G = (V, E)$ la cual consiste de un conjunto de vértices o nodos representados con la letra V y que en este estudio corresponden a los electrodos y, otro conjunto de aristas representadas por la letra E que concierne a la conexión entre cada par de vértices. Ejemplo de una grafo es la red de la figura 3.1. Éste corresponde a un grafo G con siete vértices $G = \{A, B, C, D, E, F, G\}$ no dirigido debido, por ejemplo, a que la arista entre A y B es la misma que para B y A , es decir, la medición empírica de la asociación entre vértices no proporciona información direccional. En este ejemplo, G tiene atribuido un peso $W_{AB} = 0,2$ y por lo tanto, es igual al peso asociado a W_{BA} . Éste es un ejemplo particular de un grafo no dirigido y ponderado. Por conveniencia, si no existe una conexión entre un par de vértices se le asigna un valor igual a cero al peso, en este mismo esquema $W_{CD} = W_{DC} = 0$.

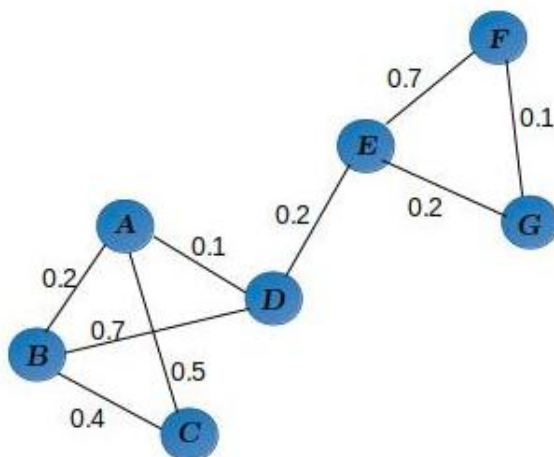


Figura 3.1: Esquema de una red con 7 nodos representados con las letras mayúsculas y la conexión existente entre cada par con su respectivo peso.

En este proyecto de investigación, las redes cerebrales derivadas empíricamente de la matriz de correlación SAC se representan como grafos ponderados y, se analiza también la matriz de adyacencia para cada una de las redes.

La entrada ij de la matriz de adyacencia de un grafo A_{ij} es igual a uno si hay una conexión entre el vértice i y el vértice j , cero en caso contrario.

3.2.2. Características de una red local y global

Para describir las posibles formas de recorrer un grafo G se construye una matriz de ruta P_{ij}^q . Las rutas son cualquier secuencia de bordes adyacentes desde un vértice de origen v_i hasta un vértice de destino v_j en el que todos los vértices y por lo tanto todos los bordes, son distintos. La entrada ij de P_{ij}^q corresponde al número total de caminos únicos que contiene q aristas que existen entre los vértices v_i y v_j [42].

La matriz de caminos más cortos S_{ij} tiene como elementos las longitudes del camino más corto que une dos vértices v_i y v_j . El máximo global de S_{ij} es también llamado diámetro $diam G$ del gráfico.

La longitud de ruta característica o camino característico L se define por el promedio global de S_{ij} [39]:

$$L(G) = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i \neq j \in G} S_{ij} \quad (3.4)$$

Suponer que G tiene a todos sus nodos conectados es fundamental para L , que exista un camino para cualquier par de vértices, es decir, S_{ij} es finito y $\forall i \neq j$, y por ende, S también es finito. En caso contrario, L diverge.

Para este proyecto de investigación, la matriz de rutas es la equivalente a la matriz de correlaciones obtenida por la ecuación 3.3. La longitud del camino más corto l_{ij} se construyó con el valor inverso de la correlación de la secuencia de bordes adyacentes desde el vértice de origen v_i hasta el vértice de destino v_j :

$$l_{ij} = \frac{1}{SAC_{ij}} \quad (3.5)$$

El índice de cluster o agrupamiento evalúa cuántas conexiones de todas las posibles existen entre los vecinos inmediatos de un vértice, promediado sobre todos los vértices [42].

Cualquier sistema complejo en la naturaleza puede modelarse por medio de una red, de acuerdo con Latora et. al. [39], y una arquitectura de red que ha sido de especial interés en estudios relacionados con los sistemas complejos como el cerebro. La topología que presenta esta red se caracteriza por el agrupamiento de varios nodos o vértices entre los nodos vecinos con una longitud del camino característico relativamente corto entre ellos. Este tipo de redes modelan propiedades similares a las del cerebro, la alta agrupación de nodos permite el procesamiento integrado o distribuido con una alta eficiencia global y local pero bajo costo de cableado [43] [41] [12].

De acuerdo con Basset et. al., "*Small-world networks can operate dynamically in a cri-*

tical state, facilitating rapid adaptive reconfiguration of neuronal assemblies in support of changing cognitive states.."[43].

El coeficiente de agrupamiento para un nodo i está definido como:

$$C_i = \frac{\sum_{j,h \in G_i} a_{ij} a_{ih} a_{jh}}{k_i(k_i - 1)} \quad (3.6)$$

donde G_i es el subgrafo correspondiente al nodo i y, k_i es el número de vecinos del mismo nodo. El coeficiente de agrupamiento $C(G)$ es la media aritmética de todos los C_i de todos los nodos del grafo G :

$$C(G) = \frac{1}{N} \sum_{i \in N} C_i \quad (3.7)$$

La eficiencia global de la red se definió con la ecuación 3.8, mientras que la eficiencia local con la ecuación 3.9 siendo el promedio de la eficiencia del grafo en un solo nodo i [39]:

$$E_{global} = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i>j} \frac{1}{L_{ij}} \quad (3.8)$$

$$E_{local} = \frac{1}{N} \sum_{i \in G} E(G_i) \quad (3.9)$$

Las redes presentan una alta eficiencia tanto global como local, la diferencia entre estas métricas radica en que la eficiencia global nos indica el flujo de información que se está dando de forma paralela entre todos los nodos pertenecientes a la red, mientras que la eficiencia local mide el flujo de información localmente [39].

Finalmente, se calculó la densidad de cada una de las redes o grafos por medio del cociente entre el número de conexiones realizadas y el número de posibles conexiones.

Se obtuvo también el promedio de la correlación con la ecuación 3.10 y la fuerza de la correlación por 3.11. Para calcular el promedio de la correlación se calcula la sumatoria de

todos los elementos de la matriz superior y se promedia con el número total de elementos. Para calcular la fuerza de correlación se calcula la sumatoria de todos los elementos de la matriz superior y se promedia el número de elementos que son distintos de cero.

$$\langle C \rangle = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i>j} |SAC_{ij}| \quad (3.10)$$

$$FC = \frac{1}{N \neq 0} \sum_{i>j} |SAC_{ij}| \quad (3.11)$$

Para cada una de estas medidas se obtuvo un vector de datos por sujeto en cada una de las condiciones así como en cada una de las bandas de frecuencia. Ésto es, se tomó inicialmente el vector que corresponde a la eficiencia global de un sujeto S1 del grupo experimental con la condición ojos abiertos en la banda delta y, se ordenaron los datos de manera ascendente para tomar el valor que corresponde a la mediana. Este valor se guardó en un nuevo vector *EGEXO*A. Se realizó el mismo procedimiento con el resto de los sujetos, por lo tanto, se obtiene un vector de dimensión 16×1 . A continuación se toma el vector de datos que corresponde a la eficiencia global, también, del grupo control con la condición ojos abiertos en la banda delta para obtener un vector *EGCOO*A con dimensión 15×1 . A los vectores *EGEXO*A y 15×1 se les aplica una prueba no paramétrica de Mann-Whitney-Wilcoxon, suponiendo que ambos grupos son estadísticamente independientes y, bajo la hipótesis nula de que la distribución de ambos grupos es la misma.

3.3. Análisis de Componentes Principales PCA

El Análisis de Componentes Principales (PCA por sus siglas en inglés), es una técnica que permite identificar diferencias o similitudes entre los grupos reduciendo la alta dimensión de los datos sin perder tanta información en los datos y por ende, extraer las características que nos proporcionan mayor información [44].

En el campo de la inteligencia artificial se ha utilizado esta técnica en las aplicaciones

de imágenes. Por mencionar un ejemplo, en [45] presentan un método para aumentar la precisión del reconocimiento facial mediante una combinación de Wavelet, PCA y redes neuronales. Las reglas de preprocesamiento, extracción de características y clasificación son tres cuestiones cruciales para el reconocimiento facial.

En el aprendizaje automático, reducir la dimensionalidad es un proceso conocido como codificador el cual se debe llevar a cabo para reducir la cantidad de características que describen algunos datos. Esta reducción de dimensionalidad se interpreta como una comprensión de los datos a un espacio llamado latente.

El objetivo del proyecto es encontrar un espacio dimensional inferior PCA W (espacio latente) para transformar los datos de la matriz de correlación SAC de cada uno de los sujetos. El espacio latente PCA va a contener las componentes principales de la matriz de correlación, cada una de estas componentes son ortogonales y no correlacionadas [44]. La primer componente representa la dirección de la máxima varianza de los datos, la segunda componente tiene la segunda mayor varianza, y así sucesivamente. Existen dos métodos para calcular los componentes principales. El primer método depende del cálculo de la matriz de covarianza, mientras que el segundo del método Singular Value Decomposition (SVD). En este proyecto se utilizó el cálculo de la matriz de covarianza para construir este espacio PCA.

Inicialmente, se calcula la matriz de covarianza para poder calcular después los vectores y valores propios para esta matriz. De la matriz de correlación SAC de cada uno de los sujetos pertenecientes a un grupo con una condición, se tomó la primer fila que es el vector que corresponde al electrodo frontal-polar 1 con sus respectivos coeficientes de correlación con el resto de los electrodos. Se puede observar la figura A de la imagen 3.2, de la cual se toma la primera fila de la matriz del sujeto 1 S1 en la banda delta, este vector se coloca en una nueva matriz de datos X . Repetimos el proceso descrito con el resto de los sujetos en esa misma banda. De esta manera tenemos completa nuestra matriz de datos X , figura B de la imagen 3.2. A continuación, obtenemos la transpuesta de X , X^t , figura C de la misma imagen.

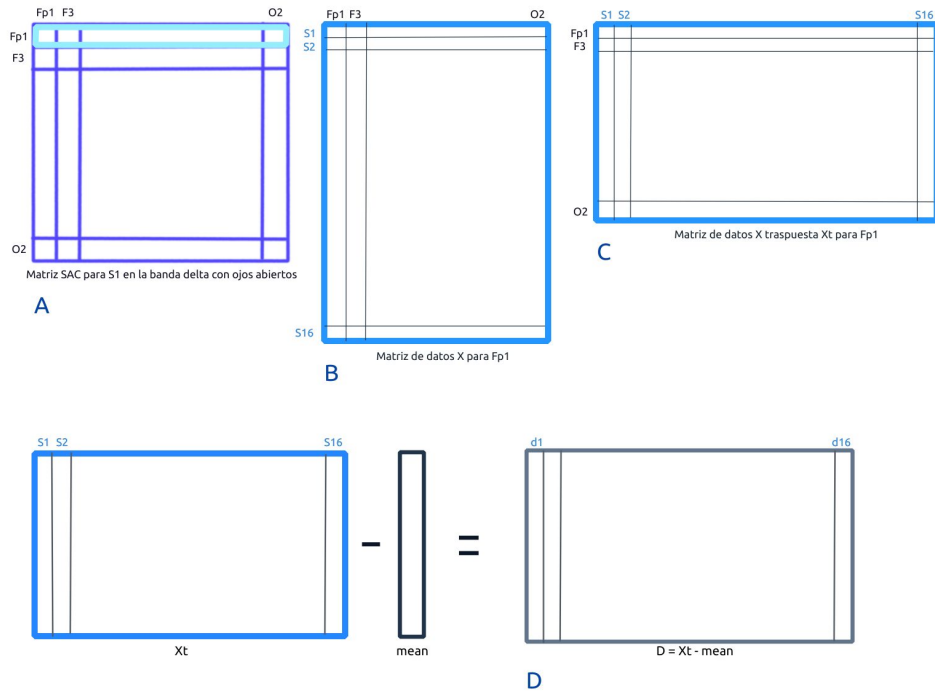


Figura 3.2: Modelo para obtener la matriz de datos D centrados por promedio, a partir de cada una de las matrices por sujeto.

La varianza de cualquier variable mide la desviación de esa variable respecto a su valor medio. Por lo tanto, calculamos la media μ por fila, esto es de cada variable en la matriz de datos y se le resta a cada uno de los sujetos para obtener una matriz de datos D centrados por promedio, $D = \{d_1, d_2, \dots, d_{112}\} = \{S1 - \mu, S2 - \mu, \dots, S112 - \mu\}$ [44], figura D de la imagen 3.2. Se calcula entonces, la matriz de covarianza:

$$\Sigma = DD^T \quad (3.12)$$

Un valor positivo en la matriz de covarianza significa una correlación positiva entre las variables, mientras que el valor negativo indica una correlación negativa y, el valor de cero indica que las dos variables no están correlacionadas o son estadísticamente independientes. De acuerdo con [44], la matriz de covarianza se resuelve calculando los valores propios (eigenvalores) λ y los vectores propios (eigenvectores) V de la siguiente manera:

$$V\Sigma = \lambda V \quad (3.13)$$

Los valores propios de la matriz de covarianza son valores escalares, mientras que los vectores propios son vectores distintos de cero que representan las componentes principales. Es decir, cada uno de los vectores propios representa una componente principal, figura 3.3.

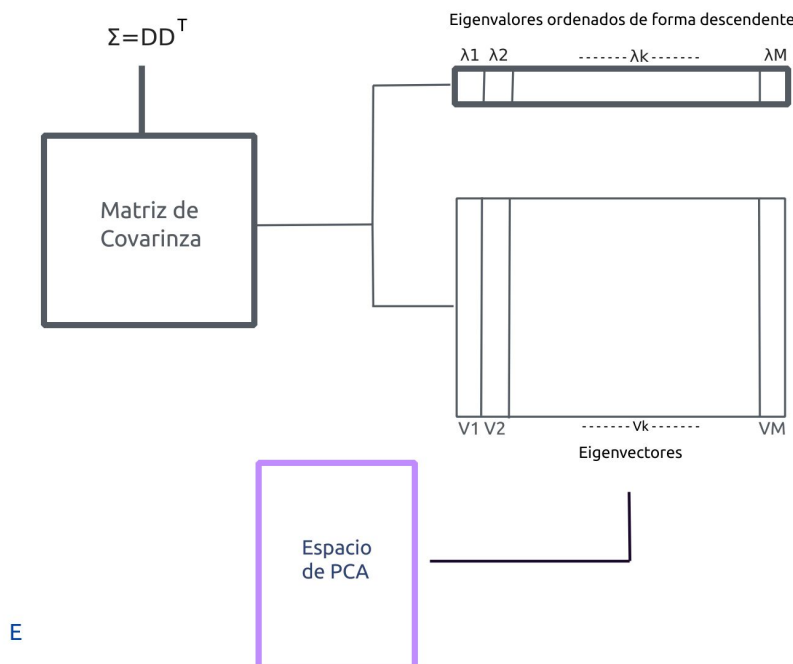


Figura 3.3: Modelo para obtener los eigenvalores y eigenvectores a partir de la matriz de covarianza.

Los vectores propios representan las direcciones del espacio PCA, y los valores propios correspondientes representan el factor de escala, la longitud, la magnitud o la robustez de los vectores propios. El vector propio con el valor propio más alto representa la primer componente principal y tiene la varianza máxima [44].

En la figura 3.4 se puede observar que la mayor parte de la información que corresponde al electrodo Frontal-polar 1 para el grupo de abuso sexual infantil con la condición ojos abiertos es de alrededor del cincuenta por ciento para la primer componente y que la segunda componente se encuentra aproximadamente en el diez por ciento. La primer componente es la relación más significativa entre las dimensiones de nuestros datos. De acuerdo también con

[46], al tomar los vectores propios de la matriz de covarianza se extraen aquellos electrodos que caracterizan los datos.

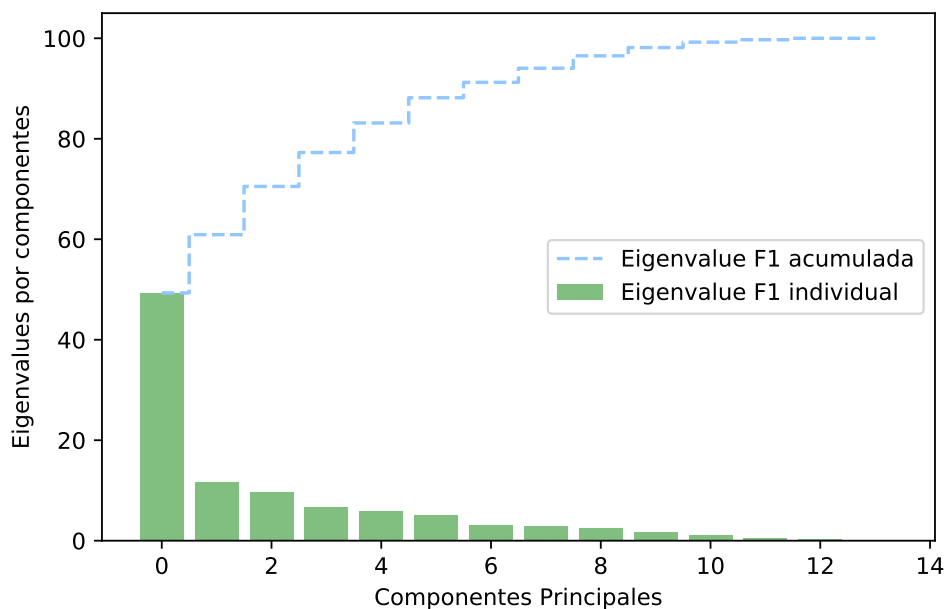


Figura 3.4: El eje y nos proporciona la cantidad de información que contiene cada una de las componentes, en el eje x se encuentran las 14 componentes que corresponden a los 14 electrodos ordenados de manera descendente. Las barras verdes indican que la primer componente contiene aproximadamente 50 por ciento de la información, la segunda un 10 por ciento y así sucesivamente. La línea azul, indica la suma acumulada entre las componentes.

Para construir el espacio de dimensión inferior de PCA W , se usa una combinación lineal de k componentes principales (en este caso se selecciona $k = 2$) que tienen la mayor cantidad de k valores propios para preservar la cantidad máxima de varianza, es decir, tratar de preservar los datos originales. El espacio dimensional reducido, se denota por $W = \{v_1, v_2\}$ [44].

Para finalizar, la dimensión de los datos originales X , se reduce al proyectarlos después aplicar el producto escalar de la transpuesta de la matriz W con la matriz de datos originales X :

$$Y = W^T X \quad (3.14)$$

donde Y representa los datos originales después de proyectarlos en el espacio PCA.

Capítulo 4

Resultados

4.1. Patrón estacionario

De acuerdo con la ecuación 3.3, se calculó la matriz de correlación SAC para cada uno de los sujetos en estado de reposo en cada una de sus dos distintas condiciones y, en cada una de las bandas de frecuencia: delta, theta, alfa, beta 1, beta 2, gamma y banda ancha.

Para un sujeto del grupo experimental (ASI) de 14 años de edad, se tomó la matriz de correlación SAC con la condición ojos abiertos en la banda delta y la matriz de correlación SAC con la condición ojos cerrados en la misma banda. Se calculó el promedio entre ambas matrices $\langle SAC \rangle$ y, de esta manera se obtuvo el patrón que observamos en la figura 4.1. En el eje y , de arriba hacia abajo, tenemos el orden de los electrodos establecido: Fp1, F3, P3, F7, T3, T5, O1, Fp2, F4, P4, F8, T4, T6, O2. En el eje x , de izquierda a derecha, tenemos nuevamente este orden de electrodos. En el eje z se encuentra el valor del coeficiente de la correlación de acuerdo con los colores: rojo, correlación positiva; azul, correlación negativa; blanco, correlación igual a cero. A continuación, se calculó el patrón en el resto de las bandas de frecuencia, figuras 4.2 a la 4.7.

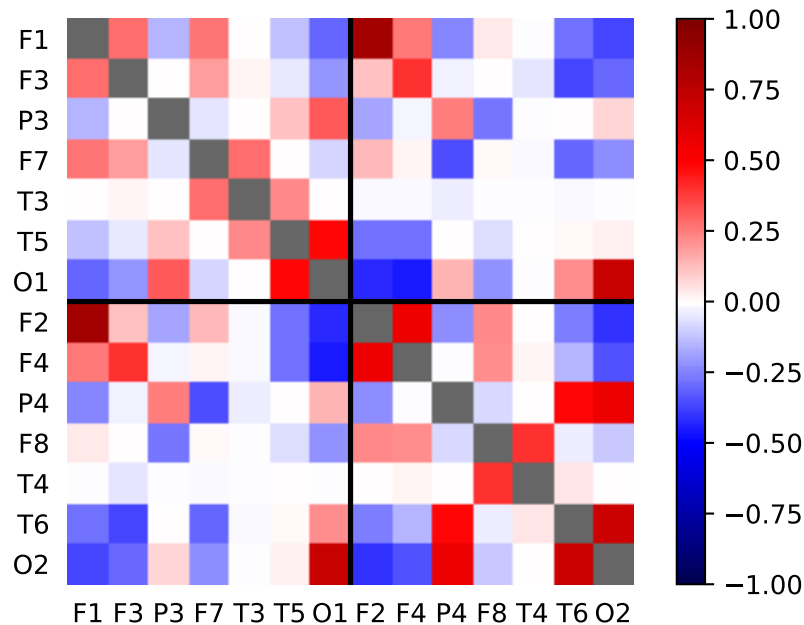


Figura 4.1: Matriz SAC de un sujeto del grupo ASI en la banda delta. De arriba hacia abajo y de izquierda a derecha se encuentran los electrodos localizados en el hemisferio izquierdo y enseguida, los electrodos localizados en el hemisferio derecho. La barra de colores indica el valor del coeficiente de correlación, rojo indica correlación positiva y el azul correlación negativa.

Se hizo el mismo procedimiento con cada sujeto de ambos grupos. Se observa una similitud del patrón de correlación entre cada una de las bandas de frecuencia para cada uno de los sujetos tanto del grupo control como experimental. En cada una de las gráficas obtenidas, se obtiene una estructura de correlaciones con magnitud positiva intra-hemisférica (esquina superior izquierda e inferior derecha) y, con magnitud negativa inter-hemisférica (esquina superior derecha e inferior izquierda). Algunos valores de correlación persisten entre cada una de las bandas. Por ejemplo, F2 con F1 mantiene un coeficiente de correlación mayor a 0.75; O1 con T5, mantiene un coeficiente entre 0.5 y 0.75. Para correlaciones menores que cero, O2 con F1 presenta un coeficiente entre -0.5 y -0.75; y para P4 con T3 un coeficiente entre -0.25 y -0.5. Las conexiones interhemisféricas son predominantemente negativas, sólo algunas interrelaciones tienen un signo positivo, tal es el caso de O1 y O2, F1 y F2 (pares de electrodos homólogos).

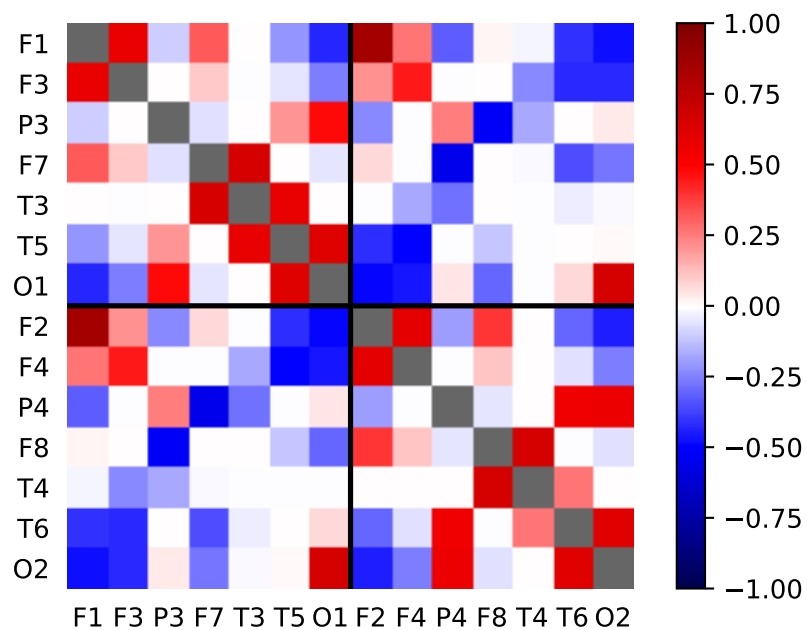


Figura 4.2: Matriz SAC de un sujeto del grupo ASI en la banda theta

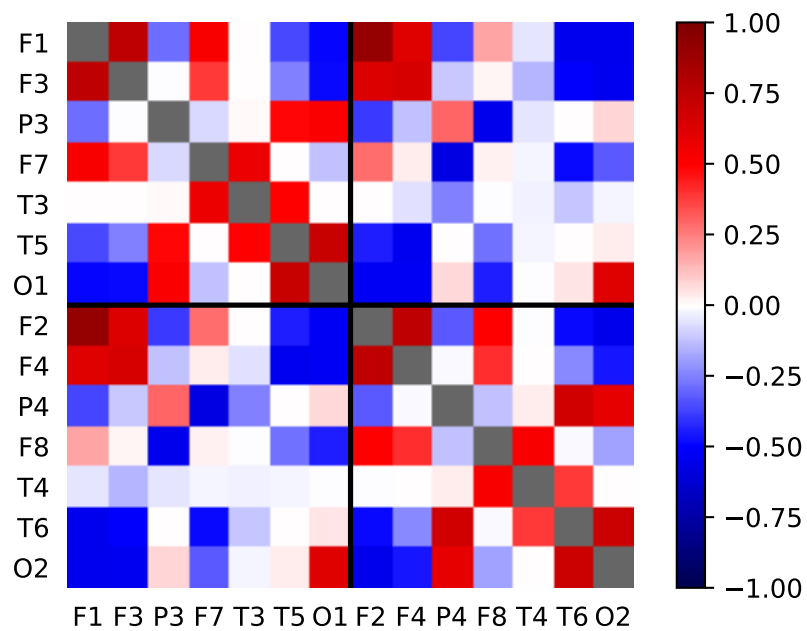


Figura 4.3: Matriz SAC de un sujeto del grupo ASI en la banda alfa

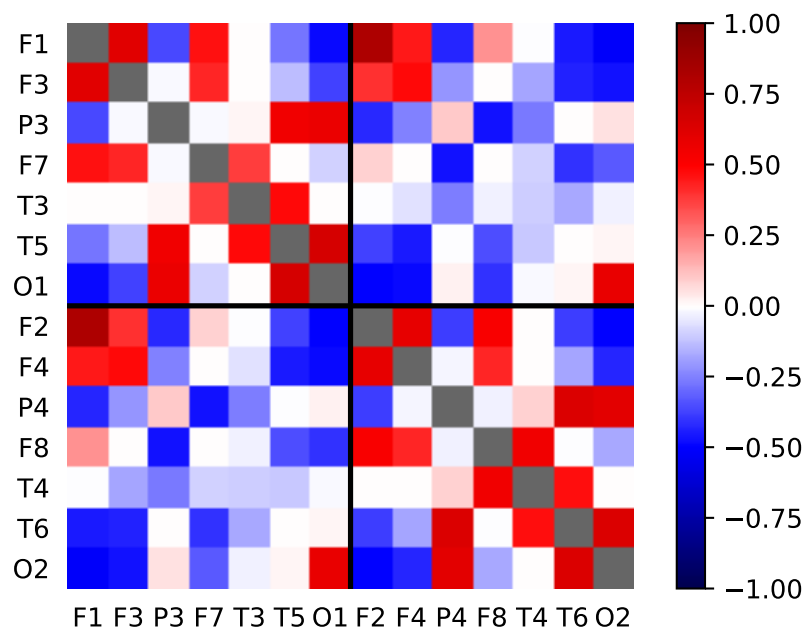


Figura 4.4: Matriz SAC de un sujeto del grupo ASI en la banda beta 1

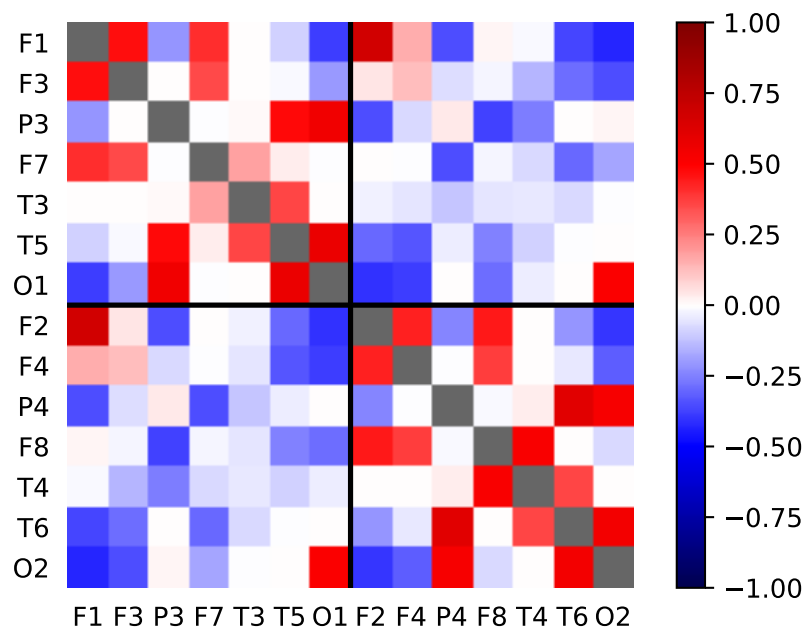


Figura 4.5: Matriz SAC de un sujeto del grupo ASI en la banda beta 2

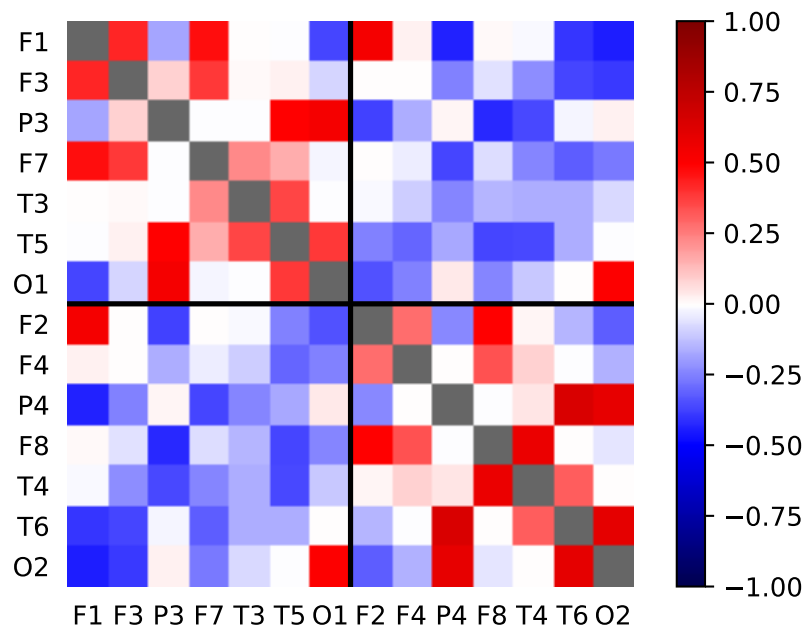


Figura 4.6: Matriz SAC de un sujeto del grupo ASI en la banda gamma

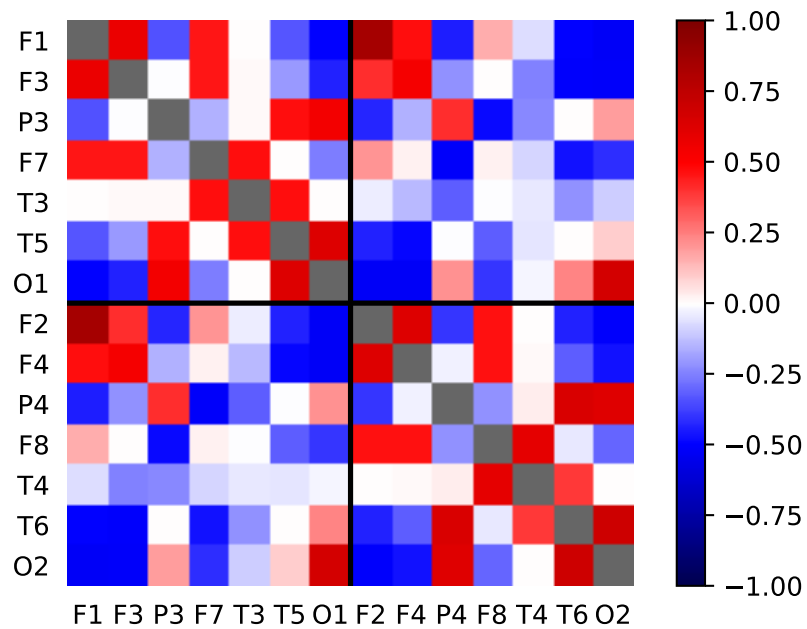


Figura 4.7: Matriz SAC de un sujeto del grupo ASI en la banda ancha

Se podría inferir que la estructura cerebral de sujetos (mujeres adolescentes del grupo experimental y control) en estado de reposo es estable sólo que con pequeñas diferencias cuantitativas. Es de esperarse que existan ligeras diferencias de los patrones inter-grupales, razón por la cual se calculó la matriz de correlación de Pearson inter-grupal entre las matrices de correlación en cada una de las bandas de frecuencia. La figura 4.8 corresponde a la correlación inter-grupal en la banda delta. En el eje y , de arriba hacia abajo, se encuentran cada uno de los sujetos del grupo experimental, 16 en total. En el eje x , de izquierda a derecha, tenemos nuevamente cada uno de los sujetos pero ahora del grupo control, 15 en total. En el eje z se encuentra el valor del coeficiente de la correlación de acuerdo con los colores: rojo, correlación igual a 1; blanco, correlación igual a 0.5; y azul, correlación igual a cero.

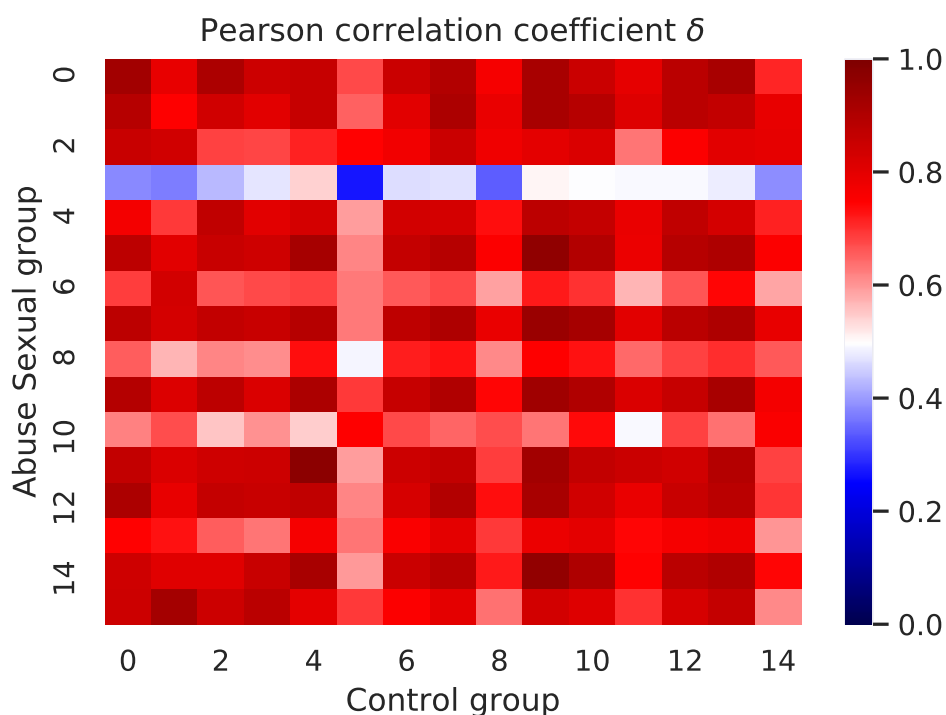


Figura 4.8: **Correlación de Pearson del patrón inter-grupal en la banda delta**

Para la banda delta, se observa una correlación positiva entre cada sujeto de un grupo contra cada uno de los sujetos del otro grupo. Excepto con el sujeto 3 del grupo experimental que presenta una correlación entre cero y 0.4 con 6 de los sujetos del grupo control,

con el resto del grupo es al rededor de 0.5. El sujeto 8, del grupo experimental, presenta una correlación de 0.5 con el sujeto 5 del grupo control. Lo mismo observamos con el sujeto 10 del grupo experimental cuando se compara con el sujeto 11 del grupo control. En el caso del sujeto 3, comentado inicialmente, presenta diferencias cuando se compara con el resto de los integrantes del grupo control. Los otros dos sujetos comentados, 8 y 10, presentan una correlación entre 0.6 y 0.8 con el resto del grupo. De manera similar sucede con los sujeto 6 y 13 del grupo experimental. El resto del grupo presenta correlaciones entre 0.6 y 1. Observamos, que un tercio de los sujetos del grupo experimental presenta valores de correlación menores a 0.8 cuando se compara con cada uno de los sujetos del grupo control.

En la banda theta, figura 4.9, se observa nuevamente que los sujetos 3, 6, 8, 10 y 13 del grupo experimental presentan más diferencias cuando se comparan con el resto de los sujetos del grupo control con la diferencia de que el valor de la correlación con menor magnitud es de 0.4.

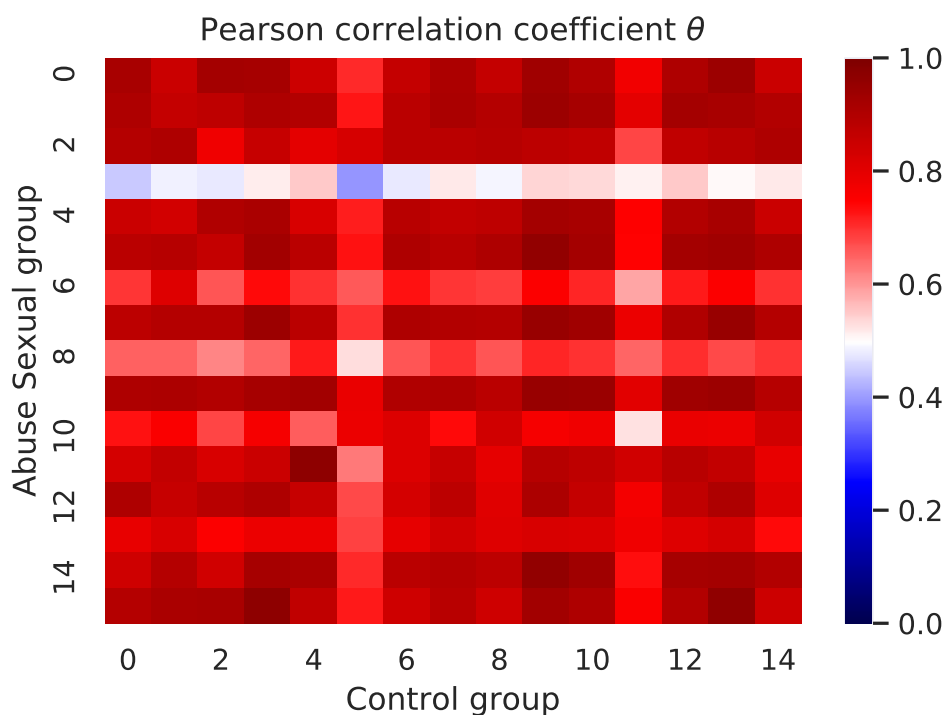


Figura 4.9: Correlación de Pearson del patrón inter-grupal en la banda theta

En la banda alfa (figura 4.10) y beta 1 (figura 4.11) nuevamente las correlaciones con la magnitud más pequeña tienen un valor 0.4; pero, hay menos presencia de correlaciones iguales a 0.5 en la banda alfa que en la banda beta 1. Esas diferencias más marcadas se encuentran en los mismos sujetos que hemos observado en las gráficas anteriores. Sin embargo, en las bandas beta 2 (figura 4.12) y gamma (figura 4.13) el valor 0.5 de la correlación aumenta, más aún en la banda gamma. En beta 2 el sujeto 0 del grupo control, así como el 4, 9 y 15 presentan valores entre 0.7 y 1 en la correlación. Sólo 4 de 16 sujetos del grupo experimental presentan mayor similitud con el grupo control.

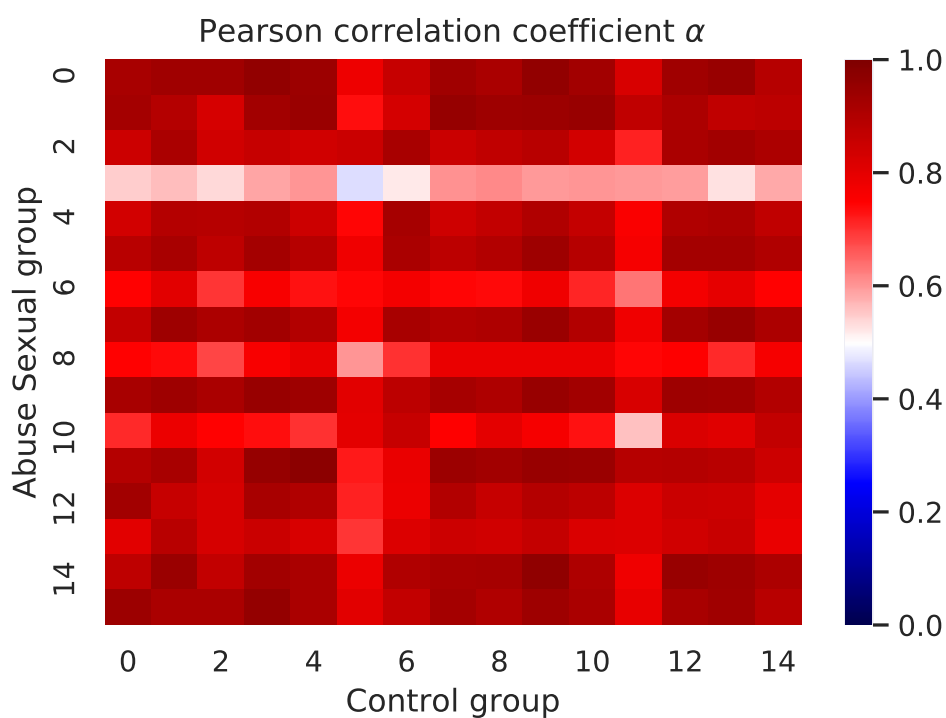


Figura 4.10: Correlación de Pearson del patrón inter-grupal en la banda alfa

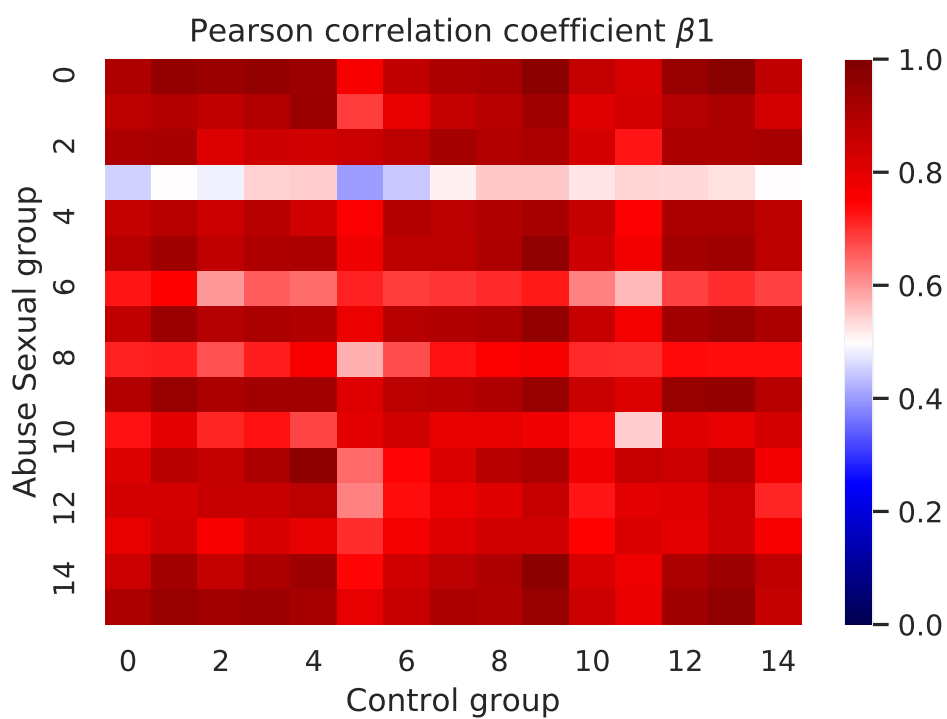


Figura 4.11: Correlación de Pearson del patrón inter-grupal en la banda beta 1

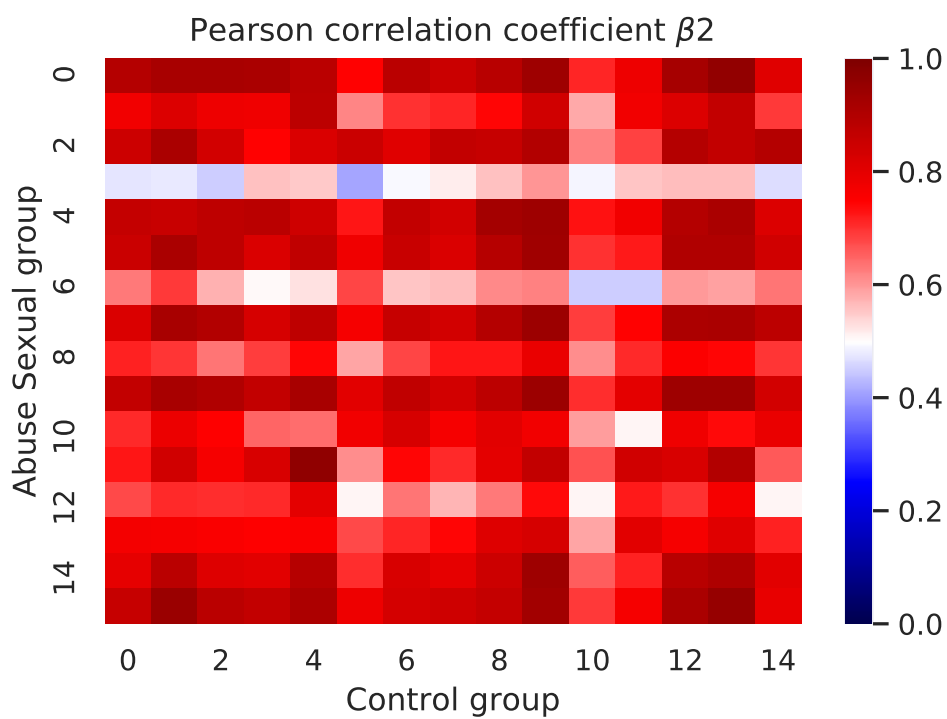


Figura 4.12: Correlación de Pearson del patrón inter-grupal en la banda beta 2

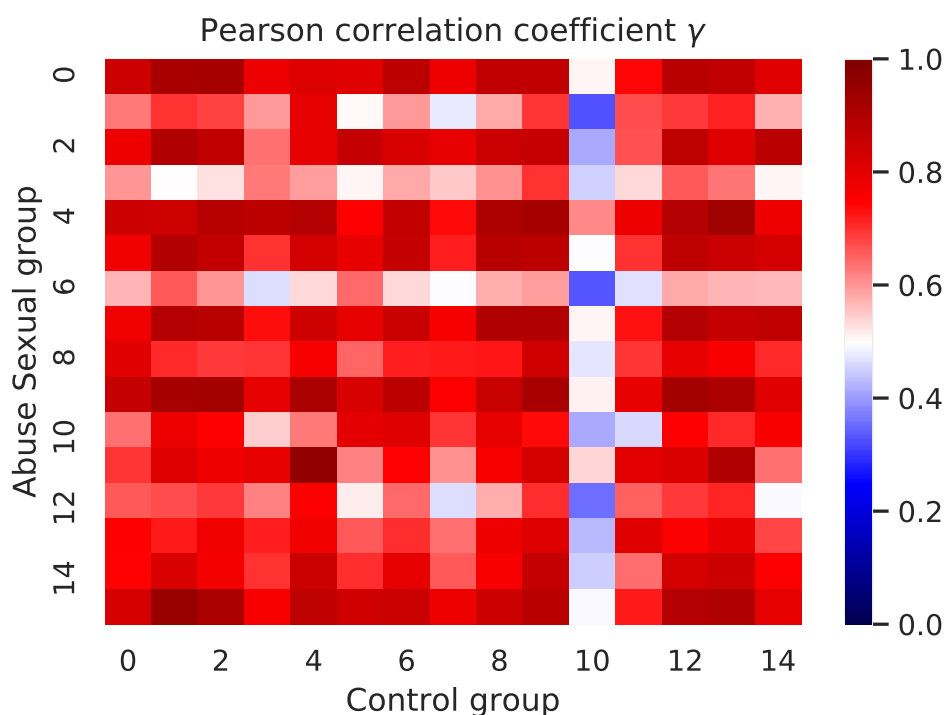


Figura 4.13: Correlación de Pearson del patrón inter-grupal en la banda gamma

4.2. Teoría de grafos

4.2.1. Eficiencia global, local y coeficiente de agrupamiento de la matriz ponderada

Por medio de la prueba estadística Mann-Whitney-Wilcoxon, se calcularon las probabilidades de los resultados obtenidos de la eficiencia global, local y el coeficiente de agrupamiento para el grupo que sufrió de abuso sexual infantil y para el grupo control provenientes de la misma distribución. Es decir, son estadísticamente equivalentes; los resultados se muestran en las figuras 4.14, 4.15 y 4.16. En el eje horizontal de las gráficas observamos cada una de las bandas de frecuencia, en el eje vertical se encuentra la probabilidad de cada una de las medidas analizada (eficiencia global, local y el coeficiente de agrupamiento), las barras de color gris corresponden a la condición de ojos abiertos, mientras que las barras de color rojo, a la condición de ojos cerrados.

Para la eficiencia global (gráfica 4.14) se encontró un p -value = 0.022 para la banda theta, 0.011 para alfa y 0.044 para beta 1 y gamma, entre los grupos con la condición ojos abiertos; para la condición ojos cerrados se encontró un p -value = 0.021 para la bandas theta, 0.001 para alfa, 0.033 para gamma y, 0.028 para la banda ancha.

En la eficiencia local (gráfica 4.15), con la condición ojos abiertos se encontró un p -value = 0.016 en la bandas theta, 0.009 en alfa y 0.048 en la banda ancha; para la condición ojos cerrados, el p -value de la banda delta es 0.028, en theta corresponde a 0.016, en alfa a 0.001, en gamma a 0.031 y en banda ancha 0.023.

Con la condición ojos abiertos, en el coeficiente de agrupamiento (gráfica 4.16) se encontró un p -value = 0.046 en la banda alfa. Con la condición ojos cerrados en la banda alfa el p -value = 0.001, 0.034 en beta 2 y 0.029 en la banda ancha.

En la eficiencia global, la probabilidad de la banda alfa, en ambas condiciones, tiene un valor de p -value cercano a 0.001. Alfa mantiene este mismo valor para la eficiencia local pero con la condición de ojos cerrados. Por otro lado, para el coeficiente de agrupamiento con la condición ojos abiertos, sólo se encontró un p -value menor a 0.05 en la banda alfa; con la condición ojos cerrados, nuevamente, el p -value de la banda alfa es igual 0.001. Además, la diferencia de probabilidad entre las distintas condiciones en esta misma banda es considerablemente grande comparado con el resto de las bandas. Estos resultados nos permiten suponer que existe una diferencia marcada en la red funcional en la banda alfa entre los grupos de niñas que sufrieron de abuso sexual infantil y el grupo control.

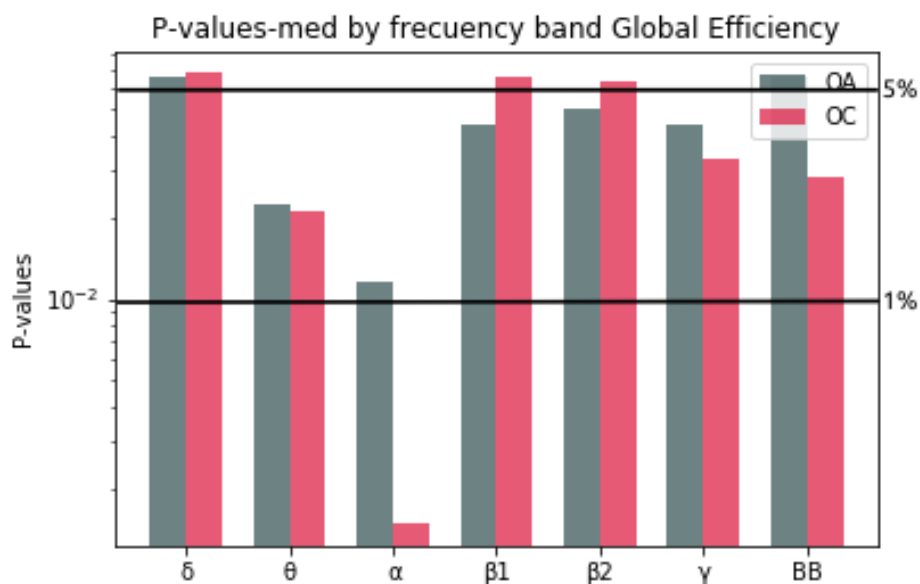


Figura 4.14: Eficiencia global por condición y banda de frecuencia. El eje x contiene cada una de las bandas frecuencia. El eje y el p-value obtenido al comparar los grupos por condición. Las barras grises son los grupos comparados con la condición ojos abiertos, las barras rosas son los grupos comparados con la condición ojos cerrados.

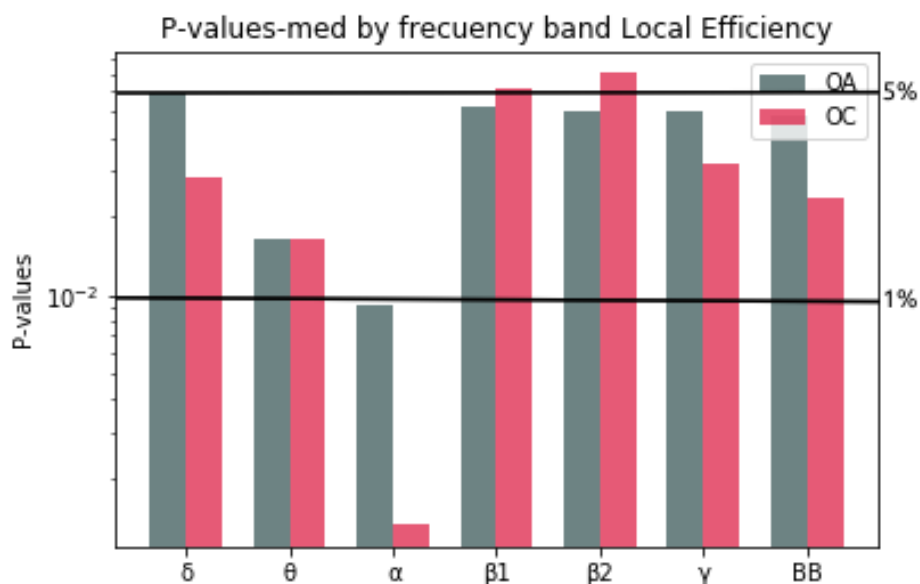


Figura 4.15: Eficiencia local por condición y banda de frecuencia.

4.2.2. Correlación promedio, fuerza de correlación y densidad de la matriz ponderada

La gráfica 4.17 corresponde al cálculo del promedio de la correlación. Se obtuvo un p-value = 0.018 en la banda theta, 0.011 en la banda alfa y 0.040 tanto en gamma como en la banda ancha en la condición con ojos abiertos. Con la condición ojos cerrados, se obtuvo un p-value = 0.013 en la banda theta, 0.002 en la banda alfa, 0.028 en gamma y, 0.031 en la banda ancha.

Para la magnitud de la fuerza de correlación (gráfica 4.18) con la condición ojos abiertos, se obtuvo un p-value = 0.042 en la banda delta, un valor de 0.0336 en la banda theta, un valor de 0.026 en alfa, 0.040 en beta 2 y 0.026 en la banda ancha. Mientras que para la condición ojos cerrados se obtuvieron los siguientes p-values, en la banda delta 0.014, en theta 0.036, en alfa 0.003 y en la banda ancha 0.002.

Finalmente, para la densidad (gráfica 4.19), se presenta un p-value = 0.016 en la banda theta, 0.008 en alfa, 0.043 en beta 1, 0.030 en gamma y 0.048 en la banda ancha con la condición ojos abiertos. Con la condición ojos cerrados, en la banda theta el p-value = 0.007, en

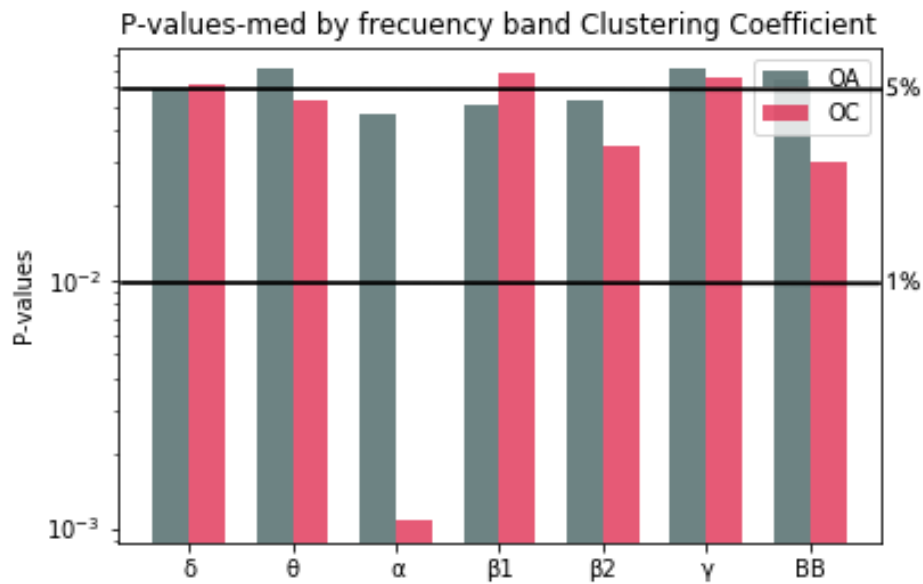


Figura 4.16: **Coefficiente de agrupamiento por condición y banda de frecuencia.**

alfa es igual a 0.001, en beta 1 es igual 0.049, en gamma corresponde a 0.036 y, en la banda ancha a 0.044.

Al igual que las gráficas que corresponden a la eficiencia global y local, la banda alfa presenta valores de probabilidad muy bajos para las tres métricas en la condición ojos cerrados, incluso la fuerza de correlación en la banda ancha con la condición ojos cerrados también tiene un valor de probabilidad pequeño, lo cual induce a pensar que existe una mayor diferencia entre grupos especialmente en la banda alfa.

4.2.3. Eficiencia global, local y coeficiente de agrupamiento para la topología de la red

Para la eficiencia global se obtuvieron los siguientes p-values. En la banda theta su valor es igual 0.017, para la banda alfa es 0.008, para beta 1 es 0.045, para beta 2 es 0.047 y, para gamma es 0.024 con la condición ojos abiertos como podemos observar en la gráfica 4.20. Para la condición ojos cerrados, se observa un p-value = 0.016 en la banda theta, 0.001 en

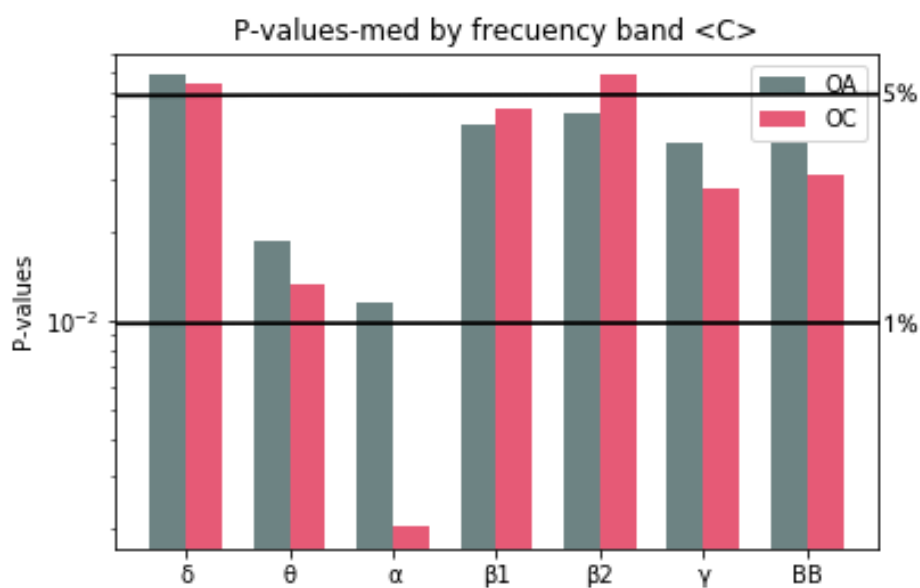


Figura 4.17: Correlación promedio por condición y banda de frecuencia.

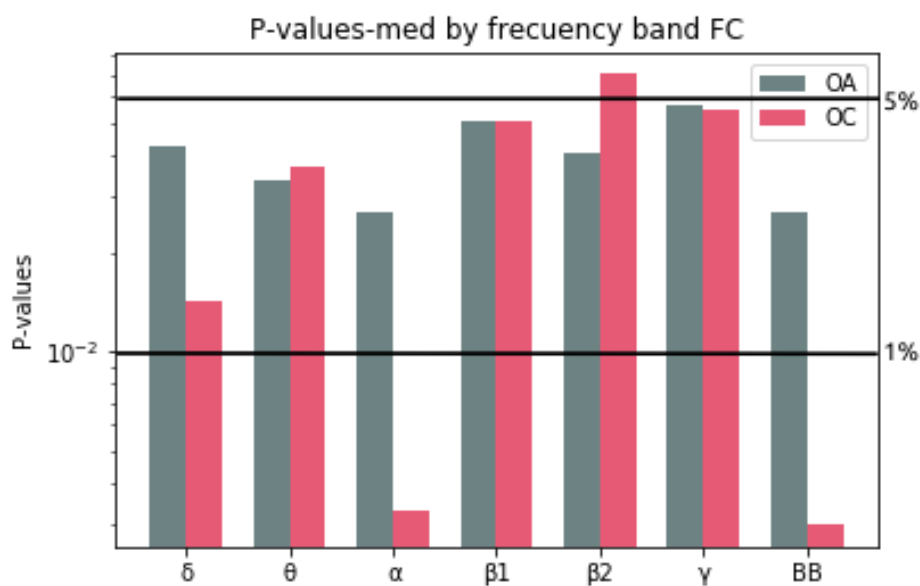


Figura 4.18: Fuerza de correlación por condición y banda de frecuencia.

la banda alfa, 0.033 en gamma y, 0.047 en la banda ancha.

En el caso de la eficiencia local (gráfica 4.21), se presentan los siguientes p-values. En la

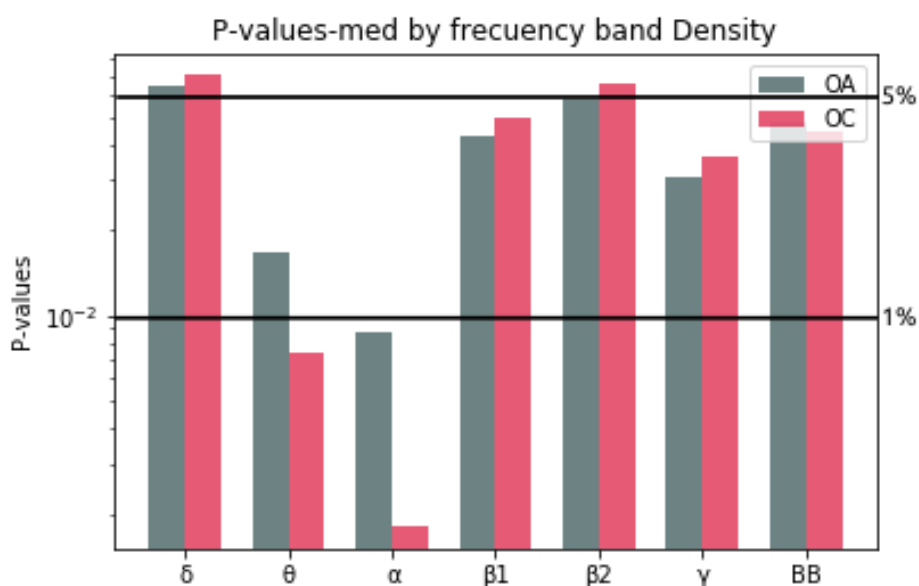


Figura 4.19: **Densidad por condición y banda de frecuencia.**

banda theta tiene un valor 0.018, en la banda alfa un valor de 0.008, para beta 1 corresponde a 0.049 y, 0.028 para la banda gamma con la condición ojos abiertos. Con la condición ojos cerrados en la banda theta su p-value = 0.008, en alfa es igual 0.002, en gamma es 0.035 y, en la banda ancha es 0.044.

Para el coeficiente de agrupamiento (gráfica 4.22) con la condición ojos abiertos se encontró un p-value = 0.018 en la banda theta, 0.013 en la banda alfa, 0.029 en la banda beta 1, 0.036 en la banda beta 2, 0.023 en gamma y, 0.042 en la banda ancha. Mientras que para la condición ojos cerrados se presenta un p-value = 0.007 en la banda theta, 0.001 en la banda alfa, 0.025 en beta 1, 0.044 en beta 2 y, 0.013 en la banda ancha.

Nuevamente, podemos observar que existe una mayor diferencia entre grupos en la banda alfa. Mayor es esta diferencia con la condición ojos cerrados, la banda theta en esta misma condición también presenta grandes diferencias.

Se graficó la función de distribución acumulada y los cuatro momentos estadísticos de los

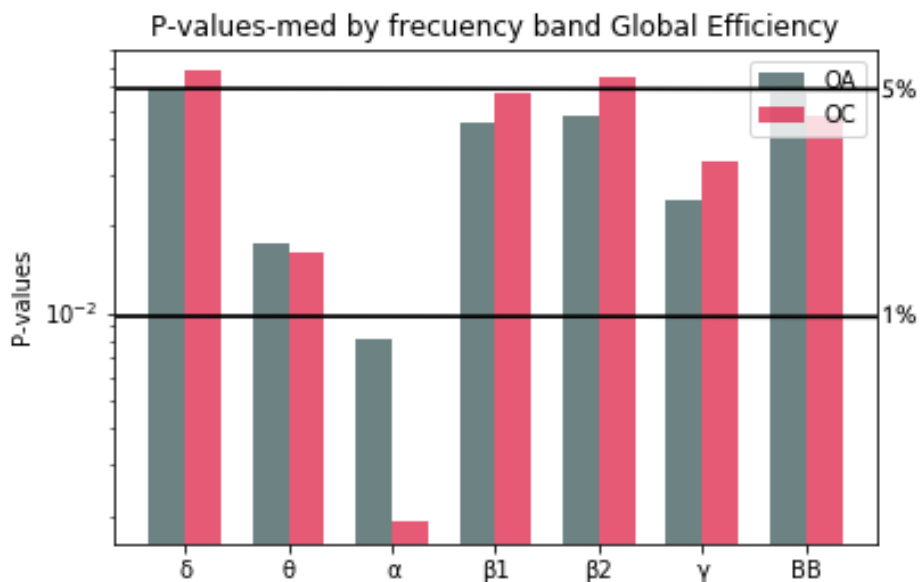


Figura 4.20: Eficiencia global por condición y banda de frecuencia.

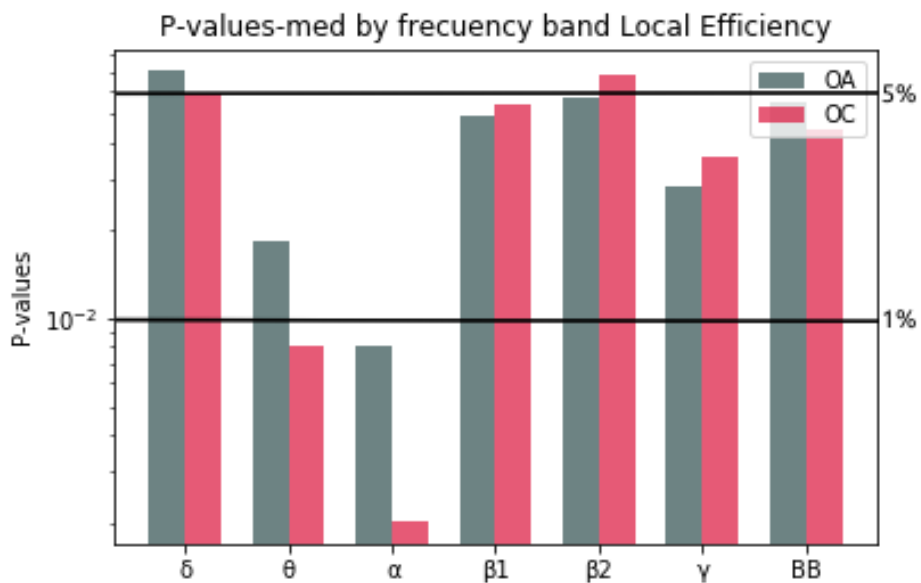


Figura 4.21: Eficiencia local por condición y banda de frecuencia.

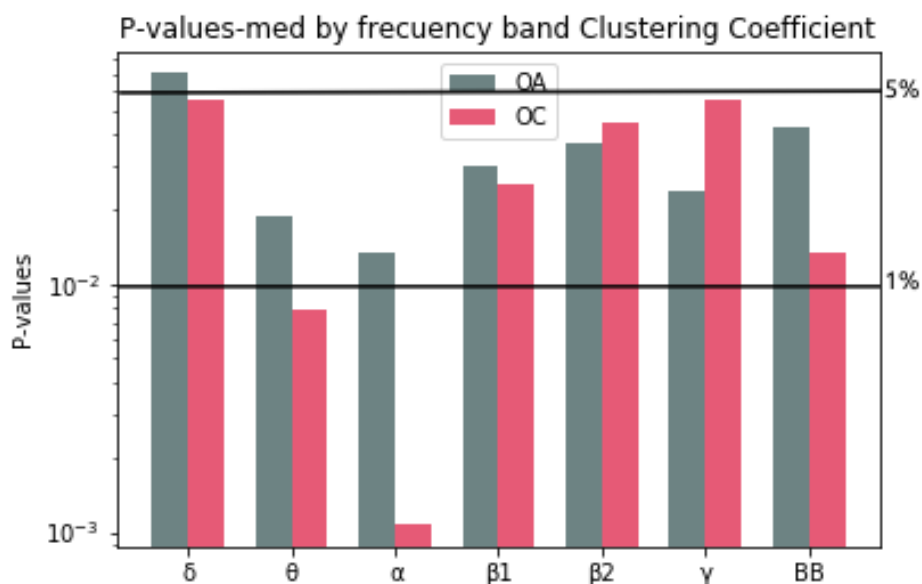


Figura 4.22: Coeficiente de agrupamiento por condición y banda de frecuencia.

valores correspondientes a cada una de estas medidas de la Teoría de Gráficas para caracterizar la distribución de probabilidad entre los grupos.

En la figura 4.23 podemos observar la gráfica que pertenece a la eficiencia global de la banda alfa en la condición ojos abiertos. La FDA (Función de Distribución Acumulada) de puntos rosas y el cuadro amarillo corresponde a los datos del grupo experimental, la FDA con puntos azules y el cuadro verde pertenece al grupo control. Observamos que los los valores de la correlación se distribuyen entre 0.39 y 0.41. La dispersión de la probabilidad también es similar, sin embargo, para el tercer momento el grupo control presenta una distribución que es simétrica. Mientras que el grupo experimental tiene un ligero sesgo hacia la izquierda, por último observamos que la curtosis también es similar. A cada una de estas medidas se aplicó la prueba no paramétrica Mann-Whitney-Wilcoxon para pruebas independientes en las que no supone ninguna forma de distribución en los datos y se sustenta sobre el valor de las medianas de ambos grupos.

Para la eficiencia local con la condición ojos abiertos, figura 4.24, observamos que tanto

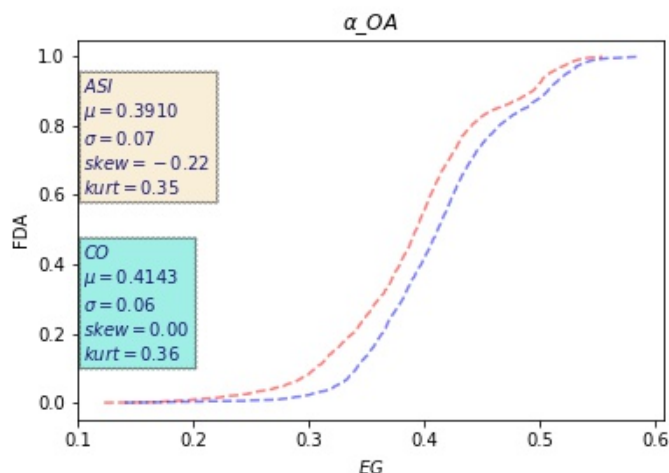


Figura 4.23: **Función de Distribución Acumulada para la eficiencia global entre grupos con la condición ojos abiertos en la banda alfa.** Las líneas punteadas de color rosa y el recuadro amarillo, corresponden al grupo experimental. Las líneas punteadas de color azul y el recuadro verde, corresponden al grupo control.

el primero, segundo y cuarto momento son similares, se agrupan al rededor de 0.39 y 0.41, presentan una varianza de 0.6 y la forma de la distribución de los datos es menos apuntada y con colas menos gruesas de lo normal, ambos grupos tienen un sesgo hacia la derecha pero el grupo control lo tiene más pronunciado, en la figura podemos observar que los valores de la eficiencia global presentan un mínimo de 0.2 aproximadamente, para el grupo experimental y 0.25 para el grupo control.

En el coeficiente de agrupamiento con la condición ojos abiertos en la banda alfa, figura 4.25, podemos observar que a pesar de que sus medias son casi las mismas, el grupo experimental presenta una distribución con un sesgo muy marcado hacia la izquierda, una forma más apuntada y con colas más gruesas de lo normal, mientras el grupo control presenta una distribución con un ligero sesgo también hacia la izquierda pero con una forma menos apuntada y con colas menos gruesas de normal.

En la figura 4.26 observamos que a simple vista las gráficas de la eficiencia global con la condición ojos cerrados no presentan mucha similitud a pesar de que tres de sus cuatro momentos son semejantes, empero es interesante observar la pendiente que se forma para el

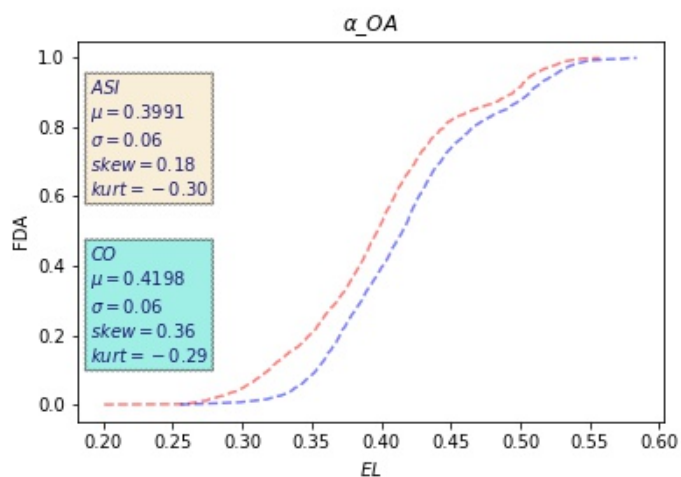


Figura 4.24: Función de Distribución Acumulada para la eficiencia local entre grupos con la condición ojos abiertos en la banda alfa

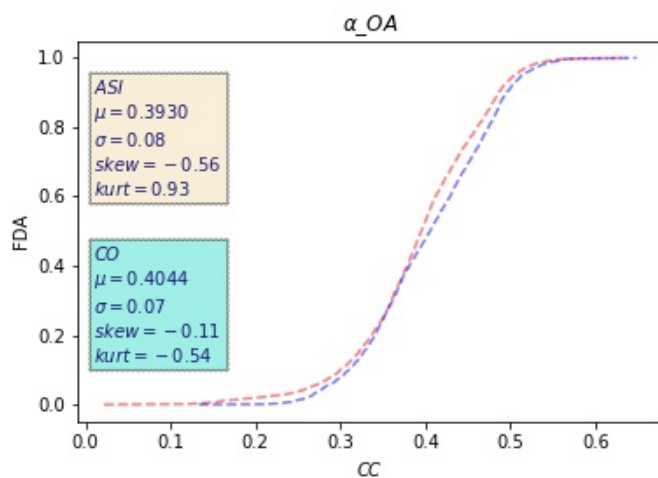


Figura 4.25: Función de Distribución Acumulada para el coeficiente de agrupamiento entre grupos con la condición ojos abiertos en la banda alfa

grupo experimental la cual nos indica que al rededor del 60 % de los datos se encuentra entre los valores de 0.4 y 0.5.

Para la eficiencia local, figura 4.27, observamos algo similar a la anterior.

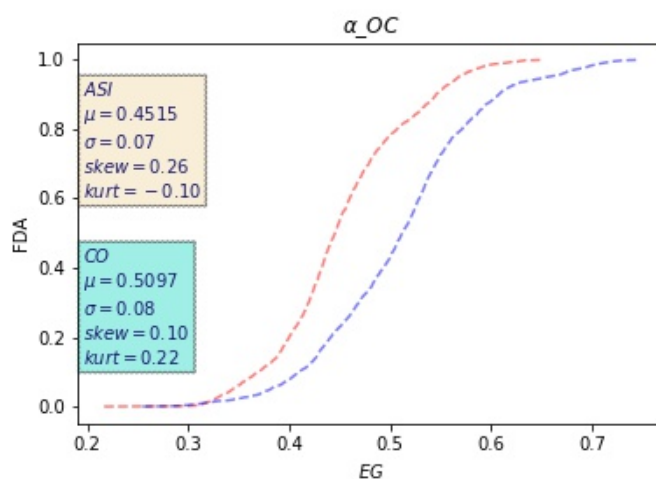


Figura 4.26: **Función de Distribución Acumulada para la eficiencia global entre grupos con la condición ojos cerrados en la banda alfa**

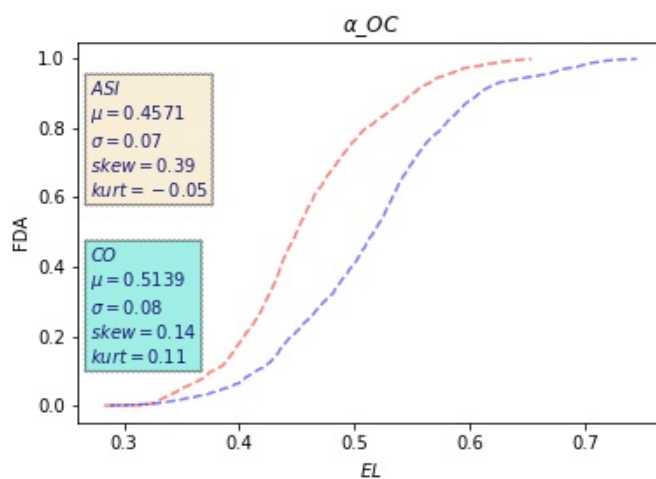


Figura 4.27: **Función de Distribución Acumulada para la eficiencia local entre grupos con la condición ojos cerrados en la banda alfa**

A continuación se presentan las gráficas de la FDA de las métricas de teoría de grafos aplicadas a la topología de la red.

Podemos observar en la gráfica 4.28, la FDA para el coeficiente de agrupamiento en la banda theta con la condición ojos abiertos. Se observa una asimetría o sesgo hacia la izquierda en la forma de su distribución para el grupo control, mientras que para el grupo experimental se presenta una curtosis positiva, el grupo control presenta una curtosis negativa.

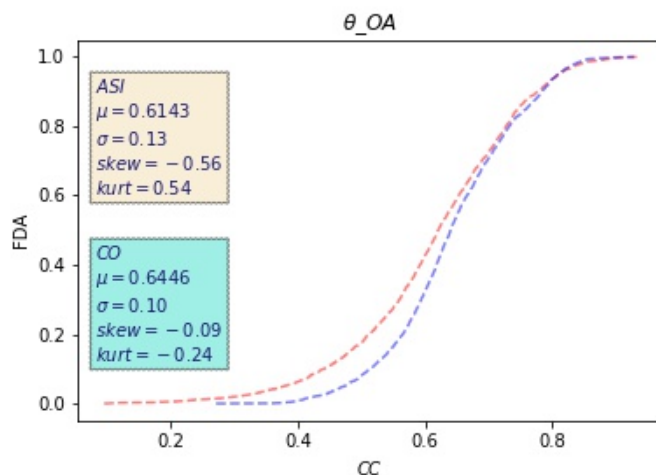


Figura 4.28: **Función de Distribución Acumulada para el coeficiente de agrupamiento entre grupos con la condición ojos abiertos en la banda theta**

La figura 4.29 representa la distribución del valor del coeficiente de agrupamiento con la condición ojos cerrados en la banda theta para ambos grupos cuyo p-value correspondía a 0.018. La figura 4.30 representa el promedio de la correlación en la banda alfa con la condición ojos cerrados cuyo p-value corresponde a 0.002.

Para finalizar, presento las gráficas correspondientes al promedio de la correlación en la condición ojos cerrados en la banda alfa, figura 4.30 y en la banda theta, figura 4.31. En la figura 4.32 se encuentran las gráficas de la FDA para la densidad en la condición ojos cerrados en la banda alfa para ambos grupos y, en la figura 4.33 la gráfica para la densidad en la misma condición pero con la banda theta. La última métrica obtenida fue la fuerza de correlación representada con la figura 4.34, en la cual observamos la forma de la distribución de los valores para los grupos en la condición ojos cerrados en la banda alfa.

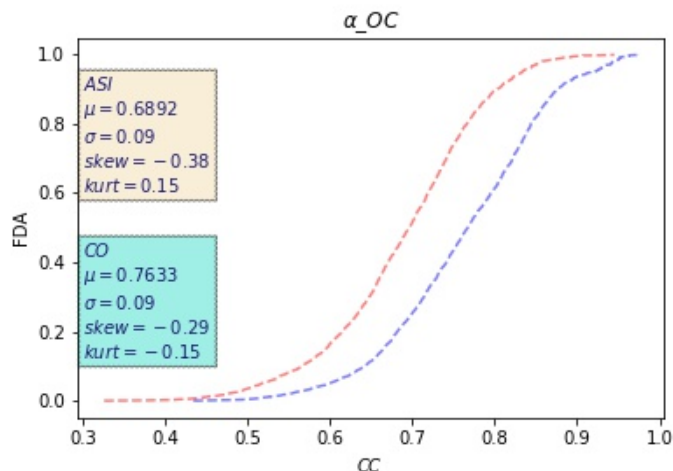


Figura 4.29: Función de Distribución Acumulada para el coeficiente de agrupamiento entre grupos con la condición ojos cerrados en la banda alfa

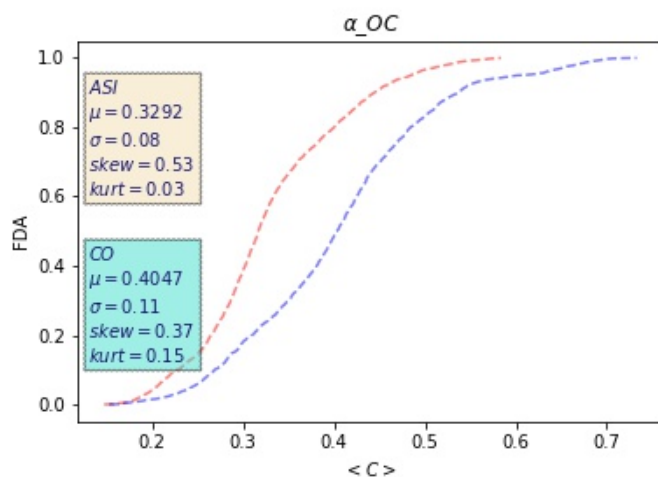


Figura 4.30: Función de Distribución Acumulada para el promedio de la correlación entre grupos con la condición ojos cerrados en la banda alfa

Cada una de estas gráficas considero que son las más representativas entre el total de acuerdo a las métricas de la Teoría de Gráficas obtenidas anteriormente. Se calculó la FDA y los cuatro momentos estadísticos para cada una de las métricas en sus respectivas condiciones, sin embargo, sólo se adjuntan las mostradas anteriormente debido a los p-values obtenidos.

Es interesante observar que el grupo experimental con los ojos cerrados se comporta de

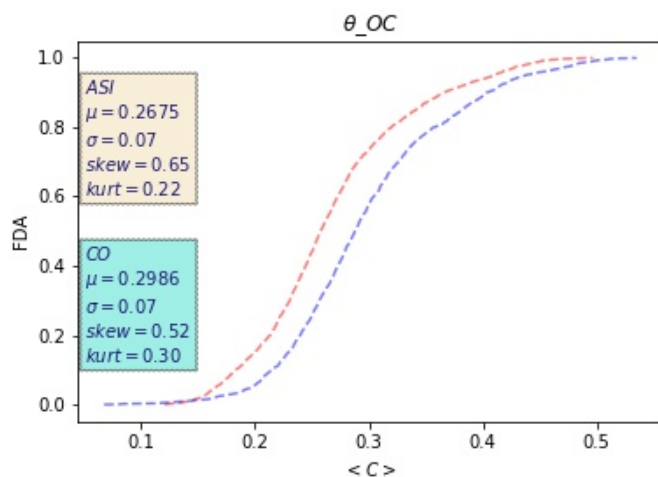


Figura 4.31: Función de Distribución Acumulada para el promedio de la correlación entre grupos con la condición ojos cerrados en la banda theta

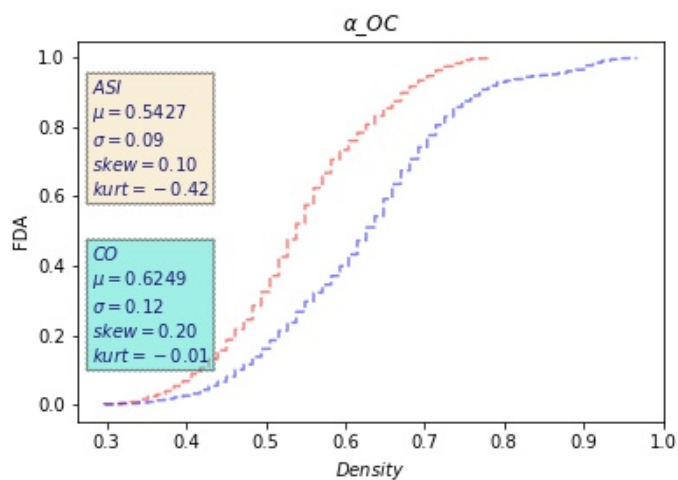


Figura 4.32: Función de Distribución Acumulada para la densidad entre grupos con la condición ojos cerrados en la banda alfa

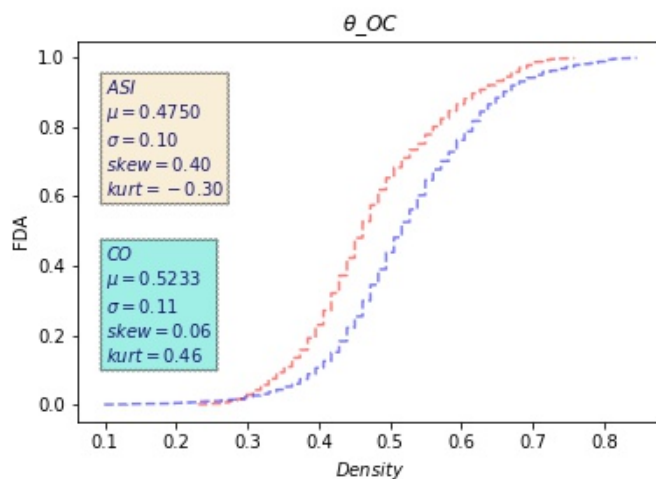


Figura 4.33: Función de Distribución Acumulada para la densidad entre grupos con la condición ojos cerrados en la banda theta

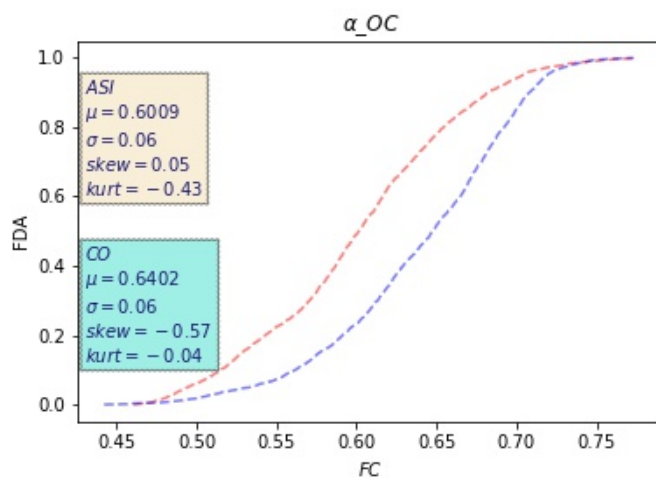


Figura 4.34: Función de Distribución Acumulada para la densidad entre grupos con la condición ojos cerrados en la banda theta

manera similar al grupo control con los ojos cerrados, en [31] se hace un poco de referencia sobre estos hallazgos.

4.3. Análisis de componentes principales

4.3.1. Electrodo frontales

En la figura 4.35 observamos los resultados obtenidos con el Análisis de Componentes Principales (PCA) aplicado al electrodo Fronto polar 1 en la banda theta. El eje horizontal representa la primer componente mientras que el eje vertical a la segunda componente. Los círculos de color azul fuerte representan a cada uno de los sujetos del grupo experimental con la condición ojos abiertos, los círculos de color amarillo representan al mismo grupo pero en la condición ojos cerrados; así mismo, los colores verde y azul claro representan al grupo control en las condiciones ojos abiertos y cerrados, respectivamente.

En esta misma figura, se encuentran los grupos de abuso sexual infantil (ASI) y control (CO) en cada una de las condiciones.

El grupo control (CO) con la condición ojos cerrados se encuentra sobre la segunda componente, mientras que el grupo experimental (ASI) con la condición ojos cerrados se encuentra en el segundo cuadrante. Al parecer, la mayoría de los sujetos del grupo experimental con la condición ojos cerrados se encuentran más cerca del grupo control en la misma condición. Mientras que para el grupo experimental con la condición ojos abiertos se encuentran más cerca del grupo control en la misma condición. Sin embargo, el grupo CO con la condición ojos cerrados se encuentra también cerca del grupo ASI con la condición ojos abiertos. Es importante mencionar que para el grupo ASI en ambas condiciones tienen, cada uno, dos sujetos que se alejan del grupo, lo cual hace que modifique su distribución sobre los valores de cada una de las componentes. Quizás una posible interpretación sea que ambos grupos tienen más semejanzas entre condiciones, esto es debido que parecen dividirse estos grupos de acuerdo a su condición y, además, sus distancias son más cortas.

Sin embargo, para la banda alfa en este mismo electrodo (figura 4.36), sucede que los grupos CO en ambas condiciones se encuentran muy cerca, mientras que el grupo ASI con la condición ojos cerrados se encuentra distribuido a lo largo de la primera componente y, con

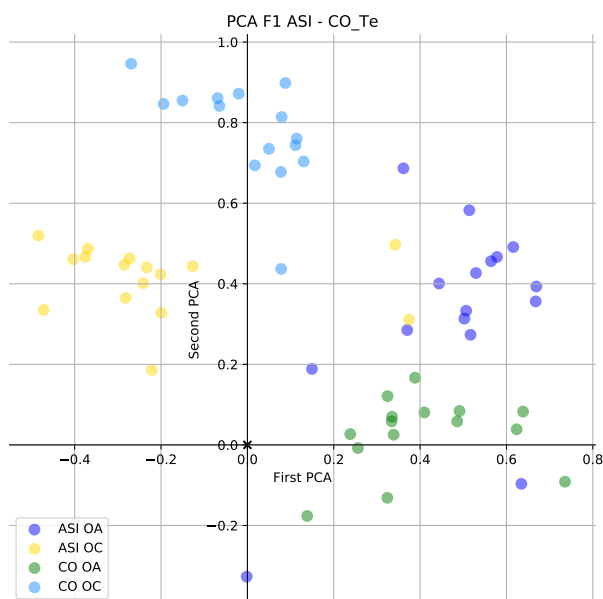


Figura 4.35: PCA - Fronto polar 1 en la banda de frecuencia theta. El eje x corresponde al primer componente principal y el eje y, a la segunda componente. El color morado representa cada uno de los sujetos del grupo experimental con la condición ojos abiertos, el color amarillo representa el mismo grupo con la condición ojos cerrados. El color verde representa al grupo control con la condición ojos abiertos, y el color azul claro el mismo grupo con la condición ojos cerrados.

la condición ojos abiertos se encuentra distribuido sobre la segunda componente. Se puede concluir que en el electrodo Fp1 en la banda alfa, el grupo control no marca una gran diferencia entre sus condiciones mientras que el grupo ASI si, entre sus condiciones y las condiciones del otro grupo.

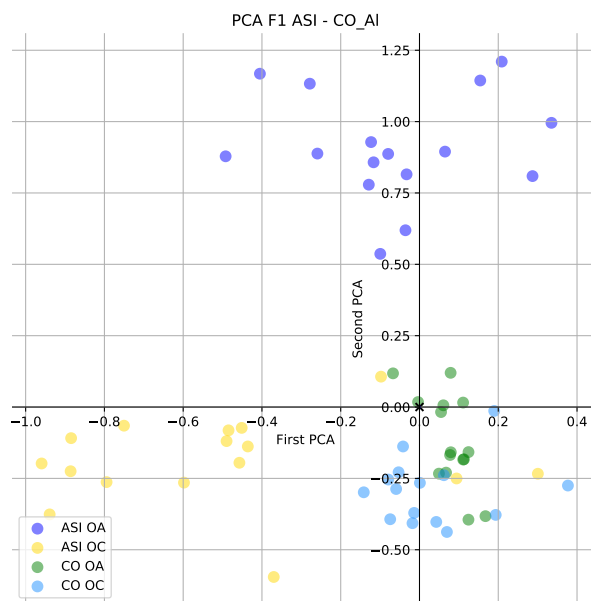


Figura 4.36: **PCA - Fronto polar 1 en la banda de frecuencia alfa**

En F2 (Frontal 2, figura 4.37) en la banda theta, el grupo ASI con la condición ojos cerrados, se encuentra muy cerca del grupo CO con la condición ojos abiertos, lo cual se podría deducir que, las características entre estos grupos son muy similares a pesar de que se encuentran en distintas condiciones. Es decir, que la actividad de F2 en theta guarda semejanzas entre el grupo ASI con ojos abiertos y el grupo CO con ojos cerrados. Los grupos ASI con ojos abiertos y CO con ojos cerrados se encuentran alejados entre ellos mismos pero cada uno de ellos tiene, más o menos, la misma distancia con los otros dos grupos.

Nuevamente podemos observar en el mismo electrodo en la banda alfa, que el grupo ASI con ojos cerrados y el grupo CO con ojos abiertos se encuentran cerca uno del otro. El grupo

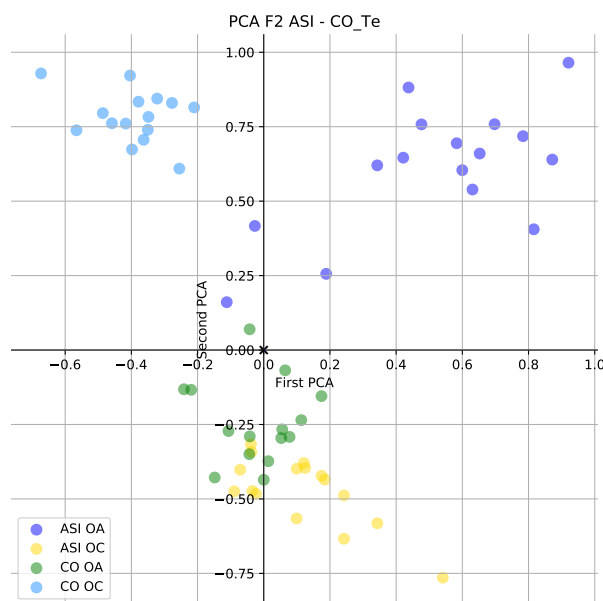


Figura 4.37: **PCA - Fronto polar 2 en la banda de frecuencia theta**

ASI con ojos abiertos y el grupo CO con ojos cerrados se encuentran en el mismo cuadrante, aunque la distancia entre ellos sea un poco mas grande que los grupos mencionados al principio (figura 4.38).

Para el caso del electrodo F3 en la banda alfa (figura 4.39), los grupos ASI con ojos cerrados y algunos sujetos del grupo CO con ojos abiertos se encuentran muy cerca uno respecto al otro. En general, los cuatro grupos se encuentran en el cuadrante uno, se podría decir que los grupos tienen características similares en el electrodo F3 en alfa. Quizás no hay tanta diferencia entre estos grupos pero aún así se logran distinguir entre ellos. En la banda gamma, observamos nuevamente la cercanía entre ASI con ojos cerrados y CO con ojos abiertos (figura 4.40).

Para el electrodo Frontal 4 (F4, figura 4.41) en la banda theta, los grupos CO tanto con ojos abiertos y cerrados, se encuentran muy cerca uno respecto del otro. El grupo ASI con ojos abiertos se encuentra a lo largo de la primera componente, mientras que el mismo grupo

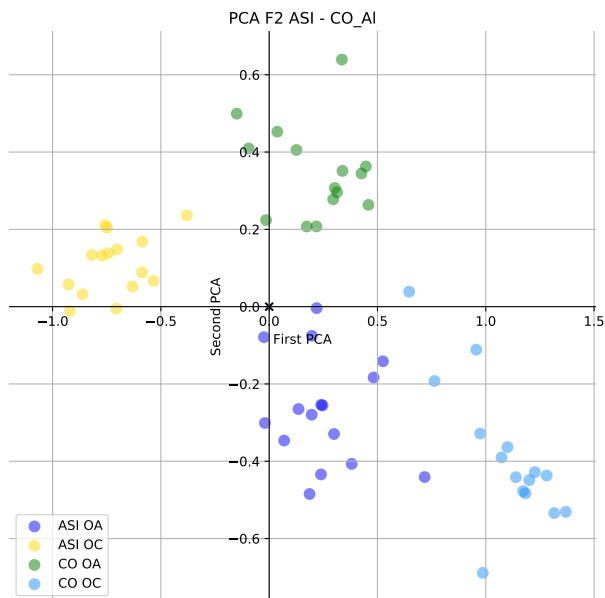


Figura 4.38: PCA - Fronto polar 2 en la banda de frecuencia alfa

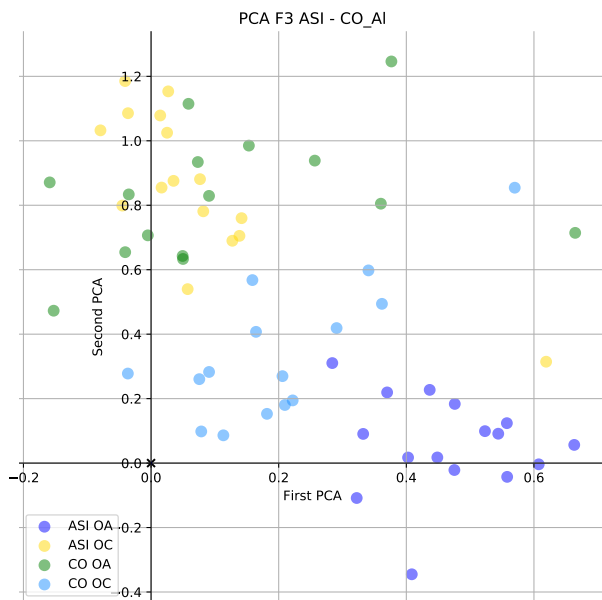


Figura 4.39: PCA - Frontal 3 en la banda de frecuencia alfa

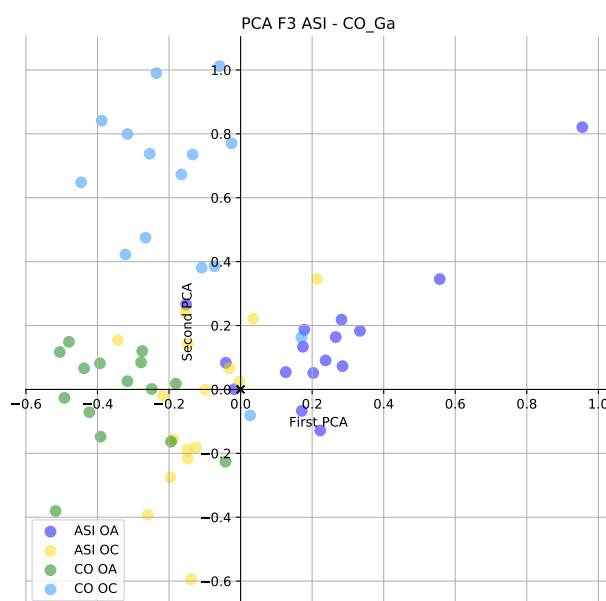


Figura 4.40: **PCA - Frontal 3 en la banda de frecuencia gamma**

con los ojos cerrados se encuentra a lo largo de la segunda componente.

En la figura 4.42 correspondiente al electrodo Frontal 8 (F8), en la banda de frecuencia beta 2, los grupos ASI con ojos abiertos y CO con ojos cerrados se encuentran distribuidos en el cuarto cuadrante. Sin duda alguna podríamos agrupar estos dos grupos como uno solo. Al parecer, estos dos grupos guardan características muy similares.

Para el mismo electrodo F8 en la banda theta (figura 4.43) observamos que la proyección del grupo ASI con ojos cerrados se encuentra distribuido en el eje negativo correspondiente a la segunda componente; mientras que, para el resto de los grupos su proyección se distribuye a lo largo de la primera componente.

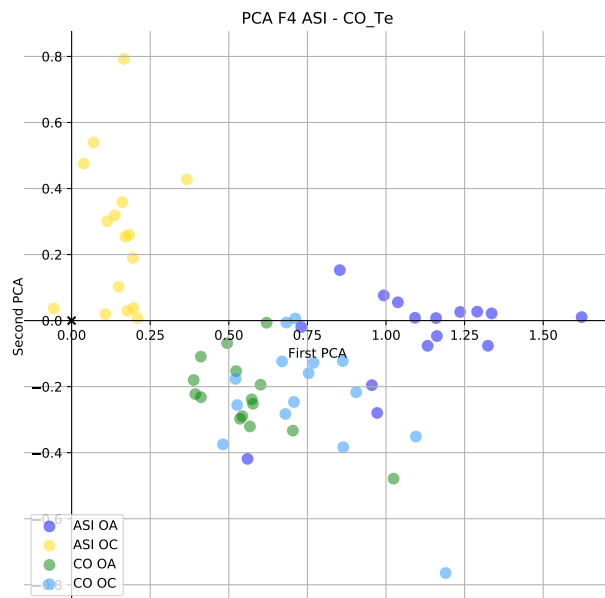


Figura 4.41: PCA - Frontal 4 en la banda de frecuencia theta

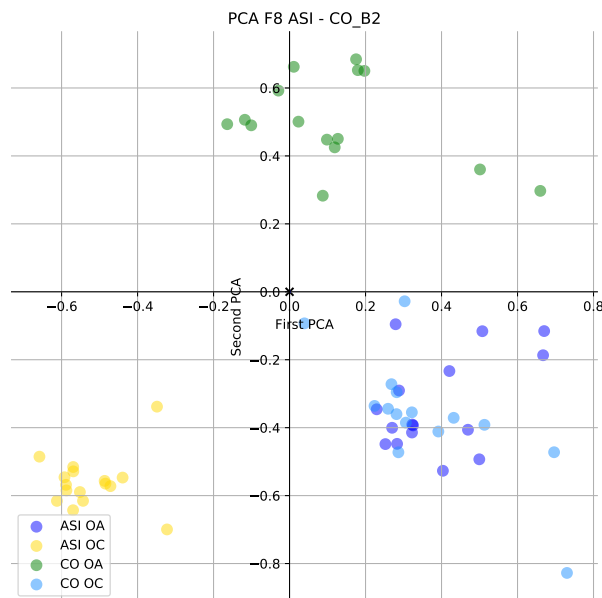


Figura 4.42: PCA - Frontal 8 en la banda de frecuencia beta 2

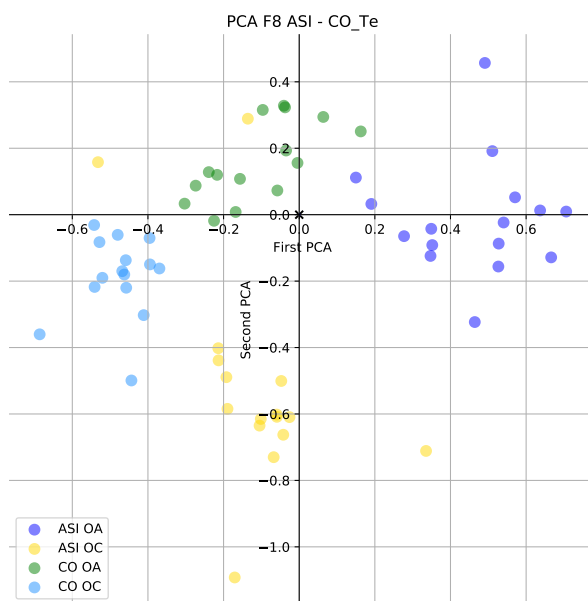


Figura 4.43: PCA - Frontal 8 en la banda de frecuencia theta

4.3.2. Electrodo occipitales

La figura 4.44 corresponde al electrodo occipital O1 en la banda alfa. Podemos observar que las proyecciones de los cuatro grupos se encuentran separados, lo cual es posible distinguir cada uno de los grupos. El grupo CO con ojos abiertos es el que quizás presenta menos diferencias en sus características entre cada uno de los sujetos porque se encuentran ligeramente dispersos a diferencia del resto de los grupos.

El mismo electrodo O1 en la banda de frecuencia beta 2 (figura 4.45), los grupos ASI con ojos cerrados y CO con ojos abiertos se encuentran muy cerca entre ellos. Mientras que los otros dos grupos, ASI con ojos abiertos y CO con ojos cerrados, comparten algunas características debido a la cercanía en la que se encuentran las proyecciones de cada uno de los sujetos de ambos grupos.

Para el caso del occipital 2 en la banda theta, observaremos, de acuerdo a la figura 4.46,

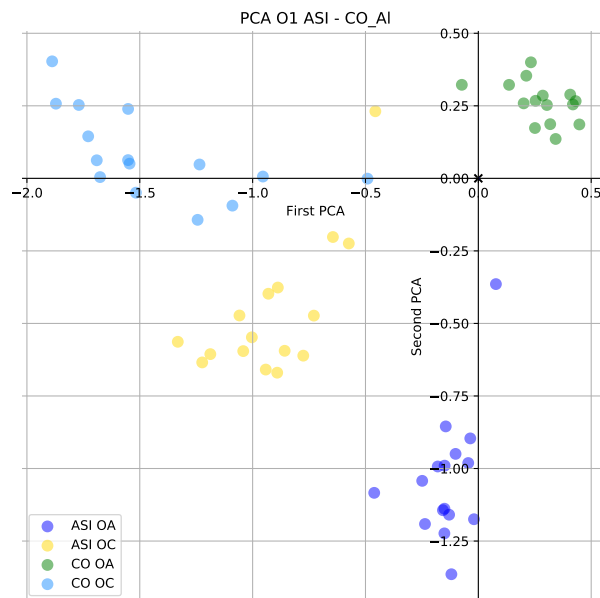


Figura 4.44: PCA - Occipital 1 en la banda de frecuencia alfa

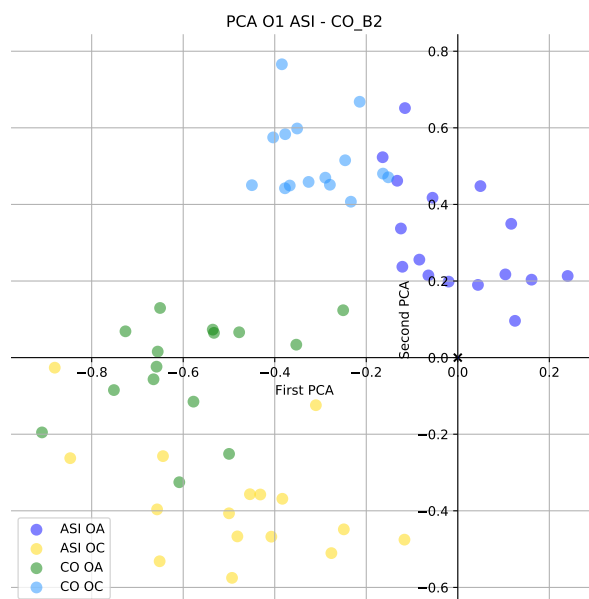


Figura 4.45: PCA - Occipital 1 en la banda de frecuencia beta 2

que los grupos ASI con ojos cerrados y CO con ojos abiertos se encuentran, nuevamente, muy cerca. Lo mismo sucede con los grupo ASI con ojos abiertos y CO con ojos cerrados. Lo mismo sucede en la banda de frecuencia beta 2 con la diferencia de que los grupos CO con ojos abiertos y CO con ojos cerrados se encuentran también muy cerca entre ellos (figura 4.47).

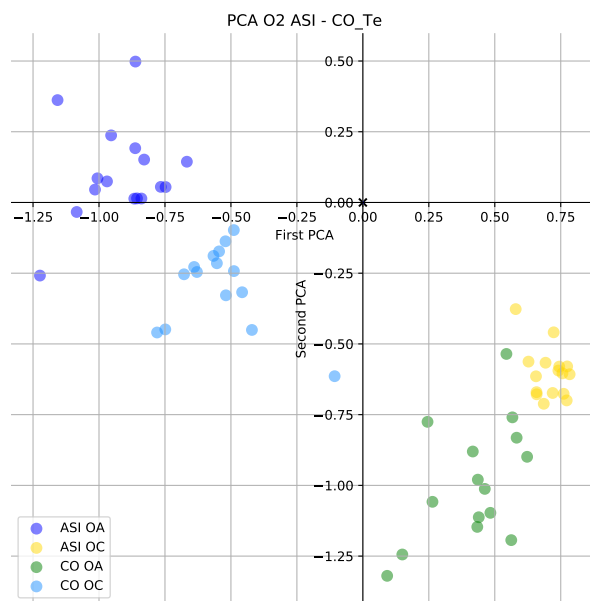


Figura 4.46: PCA - Occipital 2 en la banda de frecuencia theta

4.3.3. Electrodo parietales

De acuerdo la figura 4.48 correspondiente al electrodo parietal 3 (P3) en la banda delta, podríamos formar tres grupos de las proyecciones de los cuatro grupos presentados, un grupo se formaría por ASI con ojos abiertos y otro con CO con ojos cerrados debido a la cercanía presentada entre estos dos grupos y la distancia que presentan de los otros dos grupos. En la banda delta (figura 4.49), sin embargo, los grupos ASI con ojos cerrados y CO cerrados se encuentran muy cerca, aunque el grupo CO con ojos abiertos también se encuentran muy

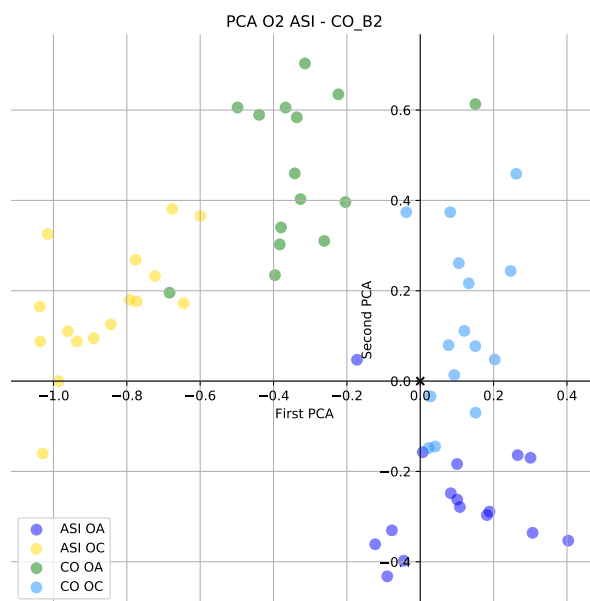


Figura 4.47: **PCA - Occipital 2 en la banda de frecuencia beta 2**

cerca de estos grupos. A su vez, estos tres grupos mencionados se encuentran más alejados del grupo ASI con ojos abiertos.

En el electrodo parietal 4 (P4, figura 4.50) en la banda de frecuencia delta, se agrupan ASI con ojos abiertos y CO con ojos cerrados, al parecer presentan características similares entre ellos pero muy distintas a los otros dos grupos. E incluso, se puede observar que el grupo ASI con ojos cerrados y el grupo CO con ojos abiertos se encuentran muy distantes entre ellos; es decir, no presentan características similares. En la banda theta, podemos volver a observar otra vez que los grupos ASI con ojos abiertos y CO con ojos cerrados se encuentran muy cerca (figura 4.51).

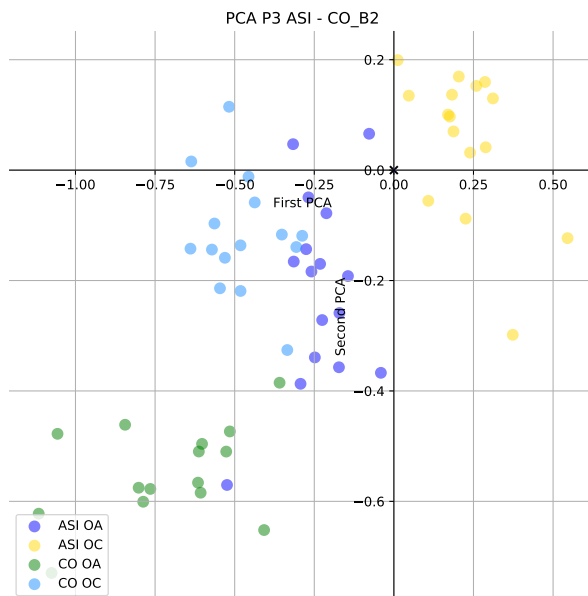


Figura 4.48: PCA - Parietal 3 en la banda de frecuencia beta 2

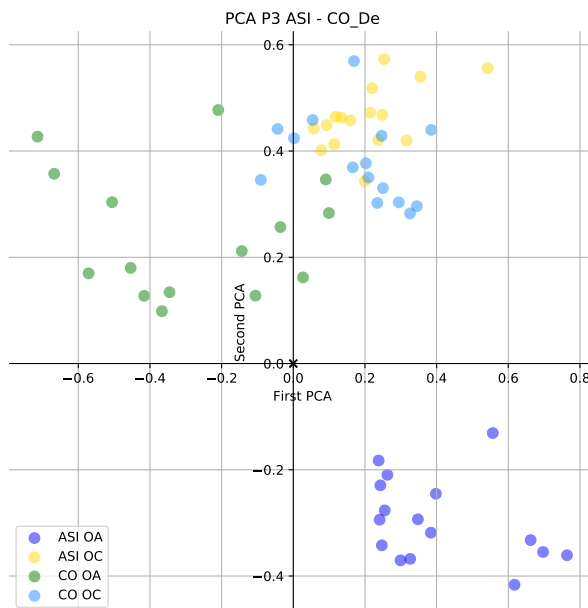


Figura 4.49: PCA - Parietal 3 en la banda de frecuencia delta

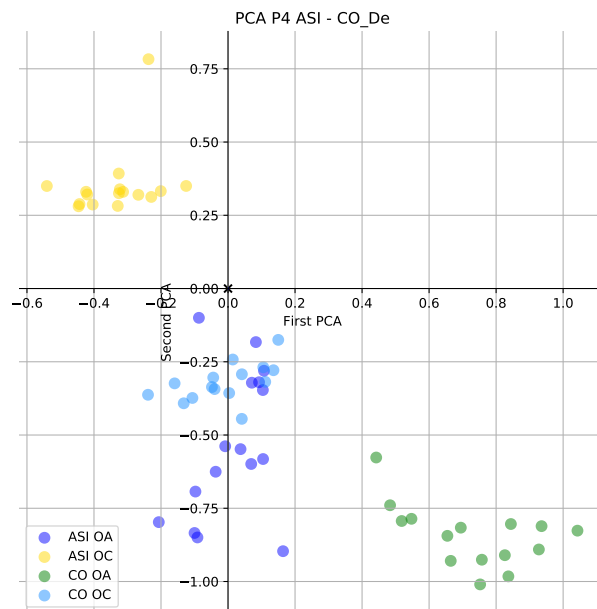


Figura 4.50: PCA - Parietal 4 en la banda de frecuencia delta

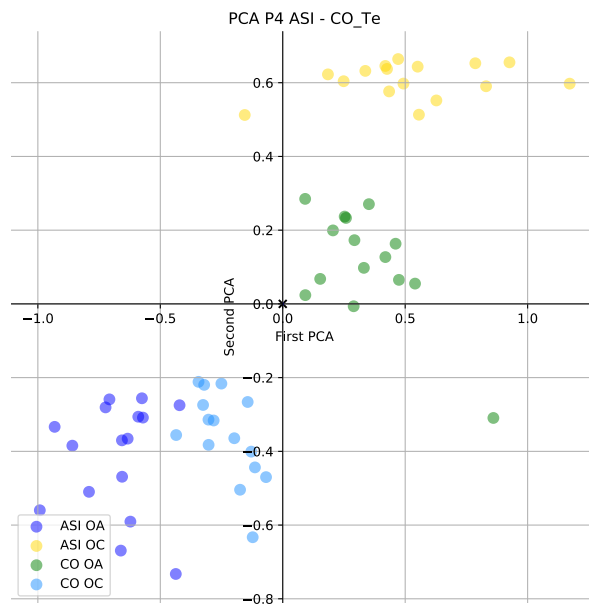


Figura 4.51: PCA - Parietal 4 en la banda de frecuencia theta

4.3.4. Electrodo temporales

En el electrodo temporal 3 (T3) en la banda de frecuencia alfa, podemos observar de acuerdo a la figura 4.52 que los grupos CO en ambas condiciones, se encuentran muy cerca. El grupo ASI con ojos cerrados se encuentra cerca del grupo CO con ojos abiertos, y el grupo ASI con ojos abiertos se encuentra cerca de los grupos de CO. No parece fácil, a simple vista, distinguir entre estos grupos. Sin embargo, en la banda delta, si es posible distinguir entre cada uno de los grupos. Los grupos CO en sus dos condiciones presentan características comunes (figura 4.53).

En la banda theta, el electrodo T3 (figura 4.54) presenta características similares para los grupos ASI con ojos cerrados y CO con ojos abiertos aunque la dispersión del primero es más grande que la del segundo grupo. Algunos sujetos del grupo ASI con ojos abiertos, presentan las mismas características que el grupo CO con ojos cerrados.

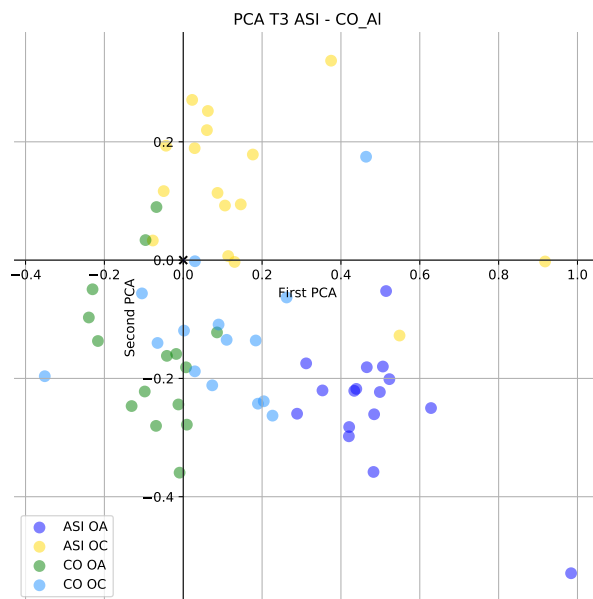


Figura 4.52: PCA - Temporal 3 en la banda de frecuencia alfa

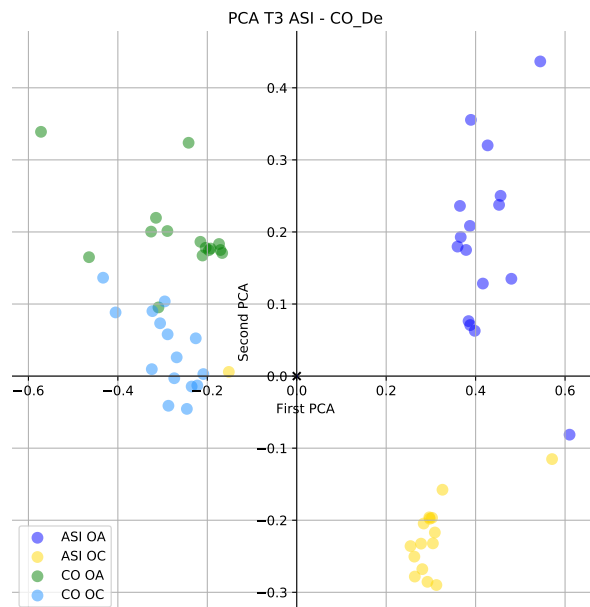


Figura 4.53: PCA - Temporal 3 en la banda de frecuencia delta

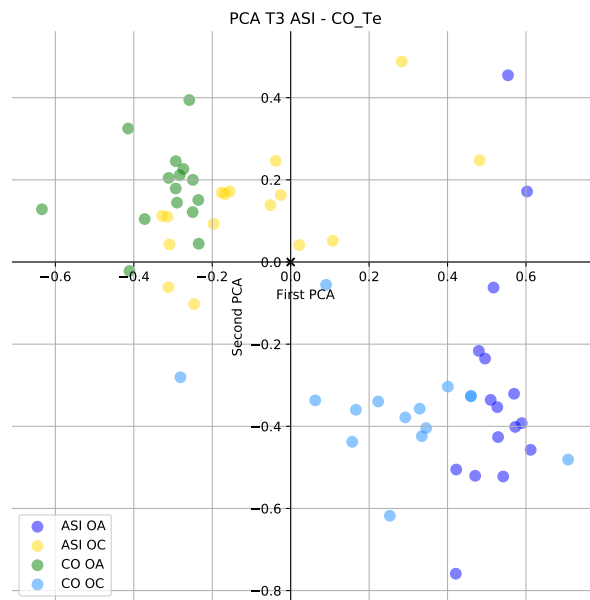


Figura 4.54: PCA - Temporal 3 en la banda de frecuencia theta

Para la zona que corresponde al Temporal 4 (T4) en la banda alfa, los grupos ASI con ojos cerrados y CO también con los ojos cerrados, se encuentran distribuidas sus proyecciones a lo largo de la segunda componente. La proyección del grupo ASI con ojos abiertos, se encuentra distribuido sobre el tercer cuadrante, mientras que la del grupo CO con ojos abiertos se encuentra distribuido sobre el tercer cuadrante, mientras que la del grupo CO con ojos abiertos se encuentra distribuido en el primero (figura 4.55).

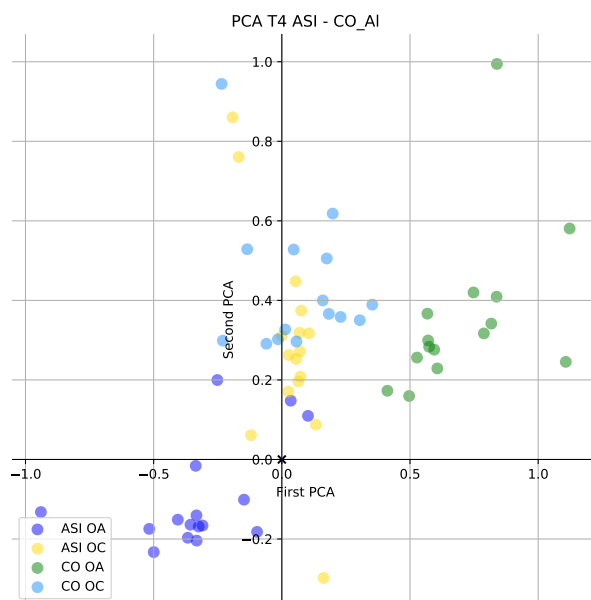


Figura 4.55: **PCA - Temporal 4 en la banda de frecuencia alfa**

El electrodo Temporal 5 (T5) en la banda alfa, las proyecciones de los grupos ASI con ojos abiertos y los grupos CO en ambas condiciones, se encuentran distribuidos a lo largo de la primera componente y, es fácil distinguir que la proyección del grupo ASI con ojos cerrados se encuentra más alejado de cualquiera de los tres grupos antes mencionados (figura 4.56). En la banda beta 1, sin embargo, los grupos ASI con ojos abiertos y CO con ojos cerrados se encuentran muy cerca entre ellos. Mientras que los grupos ASI con ojos cerrados y CO con ojos abiertos se encuentran ligeramente cerca (figura 4.57).

Finalmente, para el electrodo Temporal 6 (T6) en la banda alfa, los grupos ASI con ojos

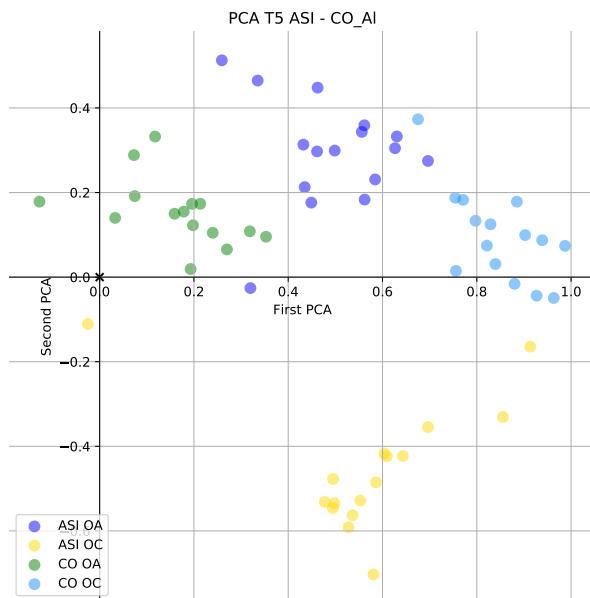


Figura 4.56: PCA - Temporal 5 en la banda de frecuencia alfa

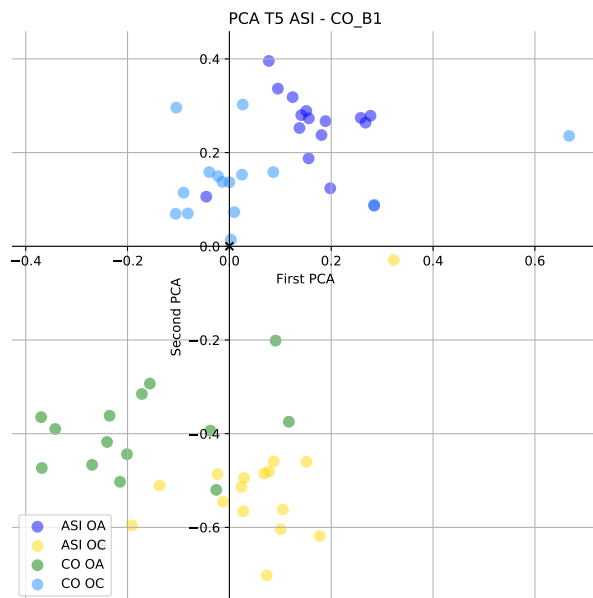


Figura 4.57: PCA - Temporal 5 en la banda de frecuencia beta 1

cerrados, y CO en ambas condiciones, comparten características debido a la cercanía que se observa entre ellos. El grupo ASI con ojos abiertos, se encuentran un poco alejado de estos grupos, es decir, que casi no comparten características (figura 4.58). Sin embargo, en la banda beta 1, observamos que los grupos ASI con ojos cerrados y CO en esta misma condición, se encuentran alejados de los grupos ASI con ojos abiertos y CO en esta misma condición. ((figura 4.59))

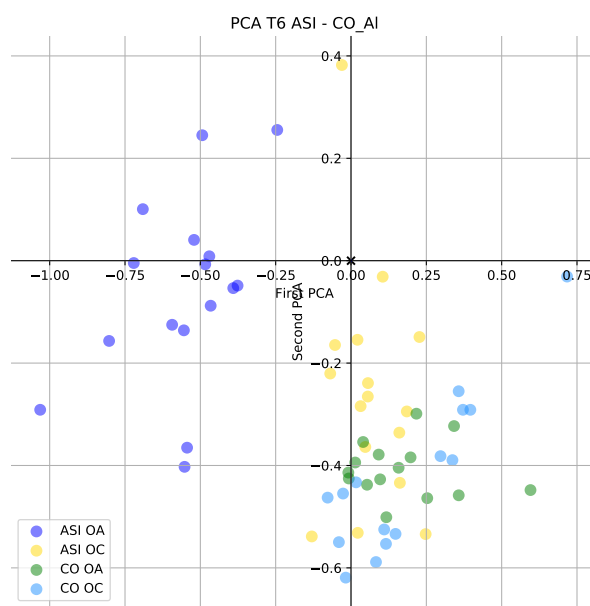


Figura 4.58: PCA - Temporal 6 en la banda de frecuencia alfa

Capítulo 5

Discusión

5.0.1. Patrón estacionario

La medida estadística aplicada en [35] para analizar la red funcional cerebral de los grupos de adolescentes es una herramienta que el Laboratorio de Sistemas Complejos del Centro de Investigación en Ciencias de la Universidad Autónoma del Estado de Morelos ha desarrollado y aplicado para las correlaciones genuinas [47]. Con base a esta técnica, se mostró la existencia de un patrón de correlación estacionario en [33], donde se reporta que este patrón de correlación es estable en el tiempo en pacientes con epilepsia. Reporta que estas correlaciones espaciales pueden interpretarse como una firma de ondas estacionarias de la actividad eléctrica cerebral que constituye un estado fundamental dinámico. Y que tal estado, podría promover la formación de conjuntos neuronales importantes para la integración de la información proveniente de distintos circuitos locales de la red funcional. Sin embargo, estos resultados condujeron al planteamiento de nuevas preguntas, una de ellas es si el patrón encontrado en cada uno de estos pacientes depende únicamente de cerebros patológicos debido a las grandes similitudes que presenta, o si simplemente, es un fenómeno genérico que refleja el funcionamiento cerebral y/o la actividad de la energía cerebral. Basándose en los hallazgos de [33], en [47] encontraron una fuerte similitud entre patrones estacionarios de EEG en sujetos sanos en estado de reposo y durante el sueño en sus distintas fases. Comparan también el patrón obtenido de la condición ojos abiertos con la condición ojos cerrados en estado de reposo. La correlación entre estas matrices es casi idéntica.

“Consequently, the high similarity between the average correlation matrices and the apparent statistical equivalence of the set of matrices lead us to the conclusion that the observed pattern is a generic feature and may reflect universal principles of the brain dynamics, which may evolve with the age of the subjects, although we do not provide sufficient quantitative support for this last suspect. [47]”

De acuerdo con la literatura, el grupo de adolescentes analizadas en este estudio presentan un cerebro aún en desarrollo, razón por la que se pensó que tal vez la estructura del patrón presentaría diferencias. Sin embargo, de acuerdo con los resultados obtenidos, podríamos interpretar que los patrones observados son, en parte, similares tanto de manera intragrupal como intergrupala. Al comparar cuantitativamente las matrices resultantes de cada uno de los sujetos del grupo experimental contra cada uno de los sujetos del grupo control por medio de la correlación de Pearson en la banda delta (figura 4.8), observamos que los coeficientes de Pearson son considerablemente altos en al menos 12 de los 16 sujetos del grupo de abuso sexual cuando se comparan con los sujetos del grupo control. Presentan valores superiores a 0.7. Sólo un sujeto presenta coeficientes entre 0.3 y 0.5. El sujeto que presenta valores de coeficiente más bajos en la banda delta, también los presenta en el resto de las bandas, aunque en la banda alfa presenta valores superiores a 0.5. De hecho en esta banda de frecuencia, se presentan estructuras que tienen un valor en su coeficiente más alto que en el resto de las bandas de frecuencia. Para las bandas rápidas, beta 2 y gamma, observamos que al parecer, 10 de los 16 sujetos del grupo experimental, tienen un correlación mayor a 0.7 cuando se comparan con el grupo control.

Quizá la similitud cuantitativa entre un sujeto y otro varía más entre estos grupos de adolescentes que entre los sujetos adultos reportados en [33] y [47] debido a estas disimilitudes en el desarrollo estructural del cerebro. A pesar de ello, se logra distinguir esta estructura que genera discusión análoga a qué es lo que nos representa esta estructura.

Aún así, es interesante observar que las magnitudes de correlación entre una condición y otra no varían mucho en el estudio que aquí se presenta, incluso no varía tanto entre el

grupo experimental y el grupo control.

En resumen, las correlaciones medidas desde el mismo hemisferio son en gran parte, positivas. En contra parte, las correlaciones interhemiféricas son en su mayoría negativas exceptuando los pares de electrodos homólogos.

Las frecuencias lentas como delta y theta, presentan longitudes de onda más grandes y por ende, tienen un rango espacial más grande. De manera contraria, las oscilaciones rápidas como beta y gamma, están asociadas a longitudes de onda corta. A pesar de ello, existe una similitud entre las matrices correspondientes a cada una de las bandas de frecuencia, sin importar si es una banda lenta o rápida.

5.0.2. Teoría de grafos

Hemos comentado la semejanza de los patrones de correlación entre grupos por condición y banda de frecuencia, pero esta medida no pudo mostrarnos las diferencias existentes entre grupos y condiciones, razón por la cual se aplicaron las medidas de teoría de grafos y obtener así, un análisis más detallado de la red de conectividad funcional.

Las métricas de la teoría de grafos utilizadas en las matrices de correlación previamente calculadas, arrojaron resultados interesantes. En cada una de las medidas se encontraron diferencias significativas entre el grupo experimental y el grupo control en la banda alfa con la condición ojos cerrados.

En la eficiencia global hay una diferencia entre ambos grupos en la condición de ojos cerrados, al igual que en la eficiencia local. E incluso, también se presenta una diferencia entre grupos en esta misma banda con la condición ojos abiertos.

Para el coeficiente de agrupamiento, nuevamente se observaron diferencias entre los grupos en la banda alfa con los ojos cerrados.

En el promedio de la correlación y la densidad, tanto en la banda theta como alfa, se presentan diferencias en ambas condiciones. En la banda alfa con la condición ojos cerrados, al parecer, esta diferencia está más marcada entre los grupos en ambas medidas.

Existe una diferencia en la topología de la red entre el grupo experimental y el grupo control, esta diferencia está presente en las bandas theta y alfa. La forma en cómo se transmite la información tanto global como localmente es distinta para cada una de las condiciones. Los resultados sugieren, que esta diferencia de comunicación está más marcada en la banda alfa con la condición ojos cerrados.

Un enfoque más que se dio a este proyecto de investigación, fue la aplicación del Análisis de Componentes Principales (PCA). De acuerdo con las medidas de la teoría de grafos, esperaba que los grupos (al aplicar el análisis de componentes principales) experimental y de control en la condición ojos cerrados no se encontraran tan cerca uno del otro en las figuras presentadas en la sección de resultados. Es decir, que las correlaciones del grupo que sufrió abuso sexual infantil no fueran tan similares comparadas con el grupo control en esta condición. Únicamente para los electrodos O1 en la banda alfa y gamma, P3 en la banda delta, T4 y T6 en la banda alfa, estos grupos se encuentran cerca o ligeramente cerca. Si aplicáramos el método de agrupamiento K-means cuyo objetivo radica en agrupar un conjunto de observaciones en un determinado número de grupos en el que cada observación pertenece al grupo cuyo valor medio es más cercano, quizás estos grupos formarían uno solo. Pero en los electrodos ya descritos en las respectivas bandas de frecuencia.

De igual manera, el grupo que sufrió abuso sexual infantil con la condición ojos cerrados, en algunos casos, se encuentra cerca o ligeramente cerca del grupo control con los ojos abiertos. Específicamente podemos observarlo en los electrodos F2 en la banda theta, F3 en la banda alfa y gamma, O1 en la banda beta 2, O2 en la banda theta y beta 2, P4 y T3 en theta y, T5 en la banda delta y beta 1. En estos casos, el grupo experimental con ojos cerrados presenta un comportamiento similar al control pero con ojos abiertos.

En ambas condiciones (ojos cerrados y abiertos), el grupo control en el electrodo F1 en la banda alfa, se encuentran agrupados. En F4 en la banda theta, se agrupan nuevamente incluyendo al grupo experimental con la condición ojos abiertos, sólo el grupo experimental con la condición ojos cerrados se aleja de estos grupos.

Los casos mencionados, son sólo algunos de los observados con el fin de resumir la información obtenida. Sin embargo, también es importante hacer mención de que se encontraron resultados en los que cada uno de los grupos en sus distintas condiciones, se pueden distinguir con facilidad debido a la distancia que hay entre ellos. Tal es el caso del electrodo F1 en la banda theta, F2 en alfa y beta 2, F3 y F4 en delta, y T5 en la banda alfa por mencionar algunos.

Capítulo 6

Conclusión

El patrón de correlación obtenido para el grupo experimental y para el grupo control en cada una de las condiciones, presenta cierta similitud en cada una de las bandas de frecuencia analizadas. Al compararlos intergrupalmente por medio de la correlación de Pearson en cada una de las bandas de frecuencia, pudimos observar que, existen algunos sujetos del grupo experimental que presentan ligeras diferencias cuando se comparan con cada uno de los sujetos del grupo control. Aún así, el valor del coeficiente de correlación es de al rededor de 0.5. Sin embargo, en la banda alfa, sólo un sujeto del grupo experimental presenta una diferencia marcada contra el grupo control y con un valor de correlación de 0.6 en promedio. El resto del grupo presenta una fuerte correlación cuando se les compara de manera intergrupala en esta banda de frecuencia.

Mediante la teoría de gráficas se presentaron diferencias entre los grupos experimental y control. Específicamente con la banda theta y alfa en ambas condiciones, ojos abiertos y cerrados, en la eficiencia global y local, en el coeficiente de agrupamiento, en el promedio y fuerza de la correlación, así como en la densidad de la matriz. Sin embargo, en esta última condición se presentan valores mayormente diferenciados entre los distintos grupos en la banda alfa. No obstante, se reporta la posible diferencia en la transmisión de información en la red funcional del grupo experimental comparado con el grupo control cuando se analizan las bandas theta y alfa en ambas condiciones.

El Análisis de Componentes Principales nos permitió distinguir con más detalle cómo son las correlaciones entre grupos y por condición. En los electrodos frontales F2 y F3, ubicados en el hemisferio derecho y en el hemisferio izquierdo respectivamente, observamos que existe una similitud entre el grupo experimental con la condición ojos cerrados y, el grupo control con la condición ojos abiertos en la banda theta y alfa. Para el caso de O1 y O2 (electrodos homólogos) en la banda beta 2, se presenta un caso similar. Es decir, hay electrodos en la misma banda de frecuencia pero en distintos hemisferios que hipotéticamente presentan similitudes a pesar de encontrarse en una condición diferente. El grupo experimental con ojos abiertos y el grupo control con ojos cerrados presenta una cierta similitud en el electrodo P3 y en el electrodo P4, aunque en distintas bandas de frecuencia. La dinámica de electrodos específicos en una banda frecuencia del grupo experimental con ojos cerrados, es similar a la que presenta el grupo control pero con los ojos abiertos. De acuerdo con [17], la banda alfa está asociada con actividad en condiciones de relajación física e inactividad mental. Sin embargo, hemos observado que en algunas zonas específicas del cuero cabelludo, la inactividad mental del grupo control (ojos cerrados) expresada en alfa no presenta mucha similitud a la que está presente en el grupo experimental en la misma condición.

Se propone para un trabajo futuro trabajar con 3 o más componentes con el objetivo de perder la mínima cantidad de información entre los electrodos. Así mismo, se podría contribuir con estas técnicas de análisis a grupos que han sufrido de diferentes tipos de maltrato como el verbal o físico.

Bibliografía

- [1] J. Ladyman, J. Lambert, and K. Wiesner, “What is a complex system?,” *European Journal for Philosophy of Science*, vol. 3, no. 1, pp. 33–67, 2013.
- [2] A. Al-Chalabi, R. S. Delamont, and M. R. Turner, *The brain: A beginner’s guide*. One-world Publications, 2008.
- [3] K. Yusuf and K. Islam, “Brain development,” *Encyclopedia of the human brain*, vol. 1, pp. 493–507, 2002.
- [4] G. Tononi and G. M. Edelman, “Consciousness and complexity,” *science*, vol. 282, no. 5395, pp. 1846–1851, 1998.
- [5] D. R. Chialvo, “The brain near the edge,” in *AIP Conference Proceedings*, vol. 887, pp. 1–12, AIP, 2007.
- [6] J. K. Parrish and L. Edelstein-Keshet, “Complexity, pattern, and evolutionary trade-offs in animal aggregation,” *Science*, vol. 284, no. 5411, pp. 99–101, 1999.
- [7] D. R. Chialvo, “Critical brain networks,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 340, no. 4, pp. 756–765, 2004.
- [8] D. R. Chialvo, P. Balenzuela, and D. Fraiman, “The brain: what is critical about it?,” in *AIP Conference Proceedings*, vol. 1028, pp. 28–45, AIP, 2008.
- [9] D. R. Chialvo, “Emergent complex neural dynamics,” *Nature physics*, vol. 6, no. 10, p. 744, 2010.

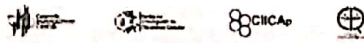
- [10] M. E. Raichle, “The brain’s dark energy,” *Science*, vol. 314, no. 5803, pp. 1249–1250, 2006.
- [11] D. Zhang and M. E. Raichle, “Disease and the brain’s dark energy,” *Nature Reviews Neurology*, vol. 6, no. 1, p. 15, 2010.
- [12] M. Rubinov, O. Sporns, J.-P. Thivierge, and M. Breakspear, “Neurobiologically realistic determinants of self-organized criticality in networks of spiking neurons,” *PLoS computational biology*, vol. 7, no. 6, p. e1002038, 2011.
- [13] N. Schaul, “The fundamental neural mechanisms of electroencephalography,” *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, vol. 106, no. 2, pp. 101–107, 1998.
- [14] J. Andreassi, “Electrodermal activity (eda) and behavior. psychophysiology: Human behavior & physiological response (pp. 191–202),” 2000.
- [15] M. Á. G. Pérez, *Registro y análisis automatizado de señales bioeléctricas cerebrales durante la ejecución sexual*. UDG, 2006.
- [16] M. Hernández-González, C. Amezcua Gutiérrez, A. S. Martin, K. R. Sánchez, and M. A. Guevara, “Sexual arousal decreases the functional synchronization between cortical areas in young men,” *Journal of sex & marital therapy*, vol. 39, no. 3, pp. 264–279, 2013.
- [17] M. Pérez-Hernández, M. Hernández-González, R. Hidalgo-Aguirre, C. Amezcua-Gutiérrez, and M. Guevara, “Listening to a baby crying induces higher electroencephalographic synchronization among prefrontal, temporal and parietal cortices in adoptive mothers,” *Infant Behavior and Development*, vol. 47, pp. 1–12, 2017.
- [18] S. L. Andersen, A. Tomada, E. S. Vincow, E. Valente, A. Polcari, and M. H. Teicher, “Preliminary evidence for sensitive periods in the effect of childhood sexual abuse on regional brain development,” *The Journal of neuropsychiatry and clinical neurosciences*, vol. 20, no. 3, pp. 292–301, 2008.
- [19] S. J. Lupien, B. S. McEwen, M. R. Gunnar, and C. Heim, “Effects of stress throughout the lifespan on the brain, behaviour and cognition,” *Nature reviews neuroscience*, vol. 10, no. 6, p. 434, 2009.

- [20] R. L. M. . M. A. U. Sapolsky, R. M., “How do glucocorticoids influence stress responses? integrating permissive, suppressive, stimulatory, and preparative actions,” *Endocrine reviews*, vol. 21, no. 1, pp. 55–89, 2000.
- [21] S. A. De Brito, E. Viding, C. L. Sebastian, P. A. Kelly, A. Mechelli, H. Maris, and E. J. McCrory, “Reduced orbitofrontal and temporal grey matter in a community sample of maltreated children,” *Journal of child psychology and psychiatry*, vol. 54, no. 1, pp. 105–112, 2013.
- [22] M. H. Teicher and J. A. Samson, “Annual research review: enduring neurobiological effects of childhood abuse and neglect,” *Journal of child psychology and psychiatry*, vol. 57, no. 3, pp. 241–266, 2016.
- [23] A. Vyas, A. Pillai, and S. Chattarji, “Recovery after chronic stress fails to reverse amygdaloid neuronal hypertrophy and enhanced anxiety-like behavior,” *Neuroscience*, vol. 128, no. 4, pp. 667–673, 2004.
- [24] C. M. Heim, H. S. Mayberg, T. Mletzko, C. B. Nemeroff, and J. C. Pruessner, “Decreased cortical representation of genital somatosensory field after childhood sexual abuse,” *American Journal of Psychiatry*, vol. 170, no. 6, pp. 616–623, 2013.
- [25] M. H. Teicher, N. L. Dumont, Y. Ito, C. Vaituzis, J. N. Giedd, and S. L. Andersen, “Childhood neglect is associated with reduced corpus callosum area,” *Biological psychiatry*, vol. 56, no. 2, pp. 80–85, 2004.
- [26] M. H. Teicher, S. L. Andersen, A. Polcari, C. M. Anderson, C. P. Navalta, and D. M. Kim, “The neurobiological consequences of early stress and childhood maltreatment,” *Neuroscience & biobehavioral reviews*, vol. 27, no. 1-2, pp. 33–44, 2003.
- [27] A. Sarrieau, M. Dussailant, F. Agid, D. Philibert, Y. Agid, and W. Rostene, “Autoradiographic localization of glucocorticosteroid and progesterone binding sites in the human post-mortem brain,” *Journal of steroid biochemistry*, vol. 25, no. 5, pp. 717–721, 1986.

- [28] Y. He and A. Evans, “Graph theoretical modeling of brain connectivity,” *Current opinion in neurology*, vol. 23, no. 4, pp. 341–350, 2010.
- [29] J. D. Osofsky, “The impact of violence on children,” *The future of children*, pp. 33–49, 1999.
- [30] A. Sanz-Martin and I. Calderón-Zepeda, “Eeg correlations during a working memory task with emotional stimuli in girls with post-traumatic stress disorder secondary to sexual abuse,” *Journal of Behavioral and Brain Science*, vol. 6, no. 12, p. 509, 2016.
- [31] Y. Ito, M. H. Teicher, C. A. Glod, and E. Ackerman, “Preliminary evidence for aberrant cortical development in abused children: A quantitative eeg study,” *The Journal of neuropsychiatry and clinical neurosciences*, vol. 10, no. 3, pp. 298–307, 1998.
- [32] L. M. Wierenga, M. P. van den Heuvel, S. Van Dijk, Y. Rijks, M. A. de Reus, and S. Durston, “The development of brain network architecture,” *Human brain mapping*, vol. 37, no. 2, pp. 717–729, 2016.
- [33] M. F. Müller, C. Rummel, M. Goodfellow, and K. Schindler, “Standing waves as an explanation for generic stationary correlation patterns in noninvasive eeg of focal onset seizures,” *Brain connectivity*, vol. 4, no. 2, pp. 131–144, 2014.
- [34] C. Stam and B. Van Dijk, “Synchronization likelihood: an unbiased measure of generalized synchronization in multivariate data sets,” *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 163, no. 3-4, pp. 236–251, 2002.
- [35] A. O. M. García, M. F. Müller, K. Schindler, and C. Rummel, “Genuine cross-correlations: Which surrogate based measure reproduces analytical results best?,” *Neural networks*, vol. 46, pp. 154–164, 2013.
- [36] M. F. Müller, G. Baier, Y. L. Jiménez, A. O. M. García, C. Rummel, and K. Schindler, “Evolution of genuine cross-correlation strength of focal onset seizures,” *Journal of clinical neurophysiology*, vol. 28, no. 5, pp. 450–462, 2011.

- [37] C. Rummel, M. Müller, G. Baier, F. Amor, and K. Schindler, “Analyzing spatio-temporal patterns of genuine cross-correlations,” *Journal of neuroscience methods*, vol. 191, no. 1, pp. 94–100, 2010.
- [38] T. Schreiber, “Schmitz a,” *Surrogate time series. Physica D*, vol. 142, pp. 346–382, 2000.
- [39] V. Latora and M. Marchiori, “Efficient behavior of small-world networks,” *Physical review letters*, vol. 87, no. 19, p. 198701, 2001.
- [40] O. Sporns, “The non-random brain: efficiency, economy, and complex dynamics,” *Frontiers in computational neuroscience*, vol. 5, p. 5, 2011.
- [41] D. J. Watts and S. H. Strogatz, “Collective dynamics of ‘small-world’ networks,” *nature*, vol. 393, no. 6684, p. 440, 1998.
- [42] O. Sporns, G. Tononi, and G. M. Edelman, “Theoretical neuroanatomy: relating anatomical and functional connectivity in graphs and cortical connection matrices,” *Cerebral cortex*, vol. 10, no. 2, pp. 127–141, 2000.
- [43] D. S. Bassett and E. Bullmore, “Small-world brain networks,” *The neuroscientist*, vol. 12, no. 6, pp. 512–523, 2006.
- [44] A. Tharwat, “Principal component analysis-a tutorial.,” *IJAPR*, vol. 3, no. 3, pp. 197–240, 2016.
- [45] M. Mazloom and S. Kasaei, “Face recognition using wavelet, pca, and neural networks,” in *Proceeding of the First International Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization, Sharjah, UAE February*, pp. 1–3, 2005.
- [46] J. E. Jackson, “Principal components and factor analysis: part i,” *Journal of Quality Technology*, vol. 12, no. 4, pp. 201–213, 1980.
- [47] P. V. Olguín-Rodríguez, J. D. Arzate-Mena, M. Corsi-Cabrera, H. Gast, A. Marín-García, J. Mathis, J. Ramos Loyo, I. Y. del Río-Portilla, C. Rummel, K. Schindler, *et al.*, “Characteristic fluctuations around stable attractor dynamics extracted from


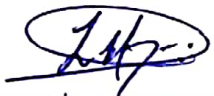
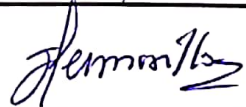

highly nonstationary electroencephalographic recordings,” *Brain connectivity*, vol. 8, no. 8, pp. 457–474, 2018.



DR. VICTOR BARBA LÓPEZ
COORDINADOR DEL POSGRADO EN CIENCIAS
PRESENTE

Atendiendo a la solicitud para emitir DICTAMEN sobre la revisión de la TESIS titulada "Red Funcional de la Actividad Cerebral en Mujeres Víctimas de Abuso Sexual Infantil" que presenta la alumna Lidia Judith Martínez Carrera (10019231) para obtener el título de **Maestro en Ciencias**.

Nos permitimos informarle que nuestro voto es:

NOMBRE	DICTAMEN	FIRMA
Dr. Ruben Yvan Maarten Fossion Instituto de Ciencias Nucleares-UNAM	aprobado	
Dra. Lorena Díaz González CINC-UAEM	aprobado	
Dr. Jorge Hermsillo Valadez CINC-UAEM	Aprobado	
Dra. Zeidy Muñoz Torres Centro de Ciencias de la Complejidad	Aprobada	
Dr. Markus Franziskus Müller CINC-UAEM	aprobado	