

UNIVERSIDAD DE VALLADOLID



Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Telecomunicación
Universidad de Valladolid

TRABAJO DE FIN DE MÁSTER

MÁSTER EN INGENIERÍA DE TECNOLOGÍAS DE
TELECOMUNICACIÓN

ANÁLISIS DE MAPAS DE OCLUSIÓN EN
UNA RED CONVOLUCIONAL PARA LA
OBTENCIÓN DE PATRONES
INTERPRETABLES EN PACIENTES DE
TDAH

Autor: PAULA ÁLVAREZ TAVERA

Tutor: J.P. CASASECA DE LA HIGUERA

CARLOS ALBEROLA LÓPEZ

TÍTULO: ANÁLISIS DE MAPAS DE OCLUSIÓN EN UNA RED CONVOLUCIONAL PARA LA OBTENCIÓN DE PATRONES INTERPRETABLES EN PACIENTES DE TDAH

AUTOR: PAULA ÁLVAREZ TAVERA

TUTOR: CARLOS ALBEROLA LÓPEZ
J.P. CASASECA DE LA HIGUERA

DEPARTAMENTO: TSCIT

Miembros del Tribunal

PRESIDENTE: CÉSAR CUTIÉRREZ VAQUERO

SECRETARIO: JAVIER MANUEL AGUIAR PÉREZ

VOCAL: LUIS MIGUEL SAN JOSÉ REVUELTA

P. SUPLENTE: PATRICIA FERNANDEZ REGUERO

S. SUPLENTE: F. SIMMROSS WATENBERG

VOCAL SUPLENTE MIGUEL LUIS BOTE LORENZO

CALIFICACIÓN:

Resumen

El Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad es un trastorno psiquiátrico muy frecuente en la etapa infantil con una prevalencia del 10%. Este trastorno presenta diferentes síntomas dependiendo de si se trata del tipo inatento, hiperactivo o combinado. El tipo combinado es más frecuente en hombres mientras que el inatento lo es en mujeres. Muchas de las pruebas utilizadas para diagnosticar este trastorno son subjetivas lo cual, junto con la atenuación de los síntomas con el paso del tiempo, dificulta el diagnóstico en la etapa adulta. En este trabajo se pretende utilizar registros de actigrafía, redes convolucionales y técnicas de aprendizaje para obtener patrones que nos permitan establecer diferencias entre el tipo inatento y combinado. Se han utilizado grupos basados en la edad y sexo de los pacientes y se han clasificado mediante una red convolucional. También se ha realizado un análisis cualitativo mediante mapas de oclusión y un análisis cuantitativo basado en el modelo de ajuste por gaussianas. De esta forma se ha podido determinar qué parámetros de las gaussianas son estadísticamente relevantes para un diagnóstico preciso.

Palabras clave

TDAH, actigrafía, combinado, inatento, mapa de oclusión, red convolucional (CNN), diagnóstico, análisis estadístico, gaussiana.

Abstract

Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) is a very common psychiatric disorder in children with a prevalence of 10%. This disorder presents different symptoms depending on whether it is the inattentive, hyperactive or combined type. The combined type is more common in males while the inattentive type is more common in females. Many of the tests used to diagnose this disorder are subjective and this, together with the attenuation of symptoms over time, makes diagnosis difficult in adulthood. In this paper we aim to use actigraphy recordings, convolutional networks and learning techniques to obtain patterns that allow us to establish differences between the inattentive and combined types. We have used groups based on the age and sex of the patients and classified them by means of a convolutional network. A qualitative analysis was also carried out using occlusion maps and a quantitative analysis based on the Gaussian adjustment model. In this way it has been possible to determine which parameters of the Gaussians are statistically relevant for a correct diagnosis.

Keywords

ADHD, actigraphy, combined, inattentive, occlusion map, convolutional network (CNN), diagnosis, statistical analysis, gaussian.

AGRADECIMIENTOS

Me gustaría dar las gracias a mis tutores de este trabajo de fin de máster, Carlos Alberola y Pablo Casaseca por su dedicación y ayuda en todo momento. Especialmente quiero dar las gracias a Patricia Amado Caballero, quien comenzó este estudio sobre el TDAH y cuya ayuda ha sido fundamental para poder realizar este proyecto.

También me gustaría agradecer al Laboratorio de Procesado de Imagen de la Universidad de Valladolid, el haberme dado acceso a las máquinas de laboratorio, pudiendo hacer así los entrenamientos de las redes y simulaciones necesarias.

Finalmente quiero dar las gracias a mi familia, amigos y pareja por todo el apoyo que he recibido durante estos meses. Gracias a todos por animarme constantemente a continuar trabajando, esforzarme y dar lo mejor de mí misma.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	10
1.1. Planteamiento del problema	10
1.2. Objetivos	11
1.3. Métodos y fases.....	11
1.4. Estructura del documento.....	12
2. ANTECEDENTES Y ESTADO DEL ARTE	13
2.1. TDAH perspectiva clínica	13
2.1.1. ¿Qué es el TDAH?	13
2.1.2. Tipos de TDAH.....	14
2.1.3. Diferencias del TDAH en niños y niñas	15
2.1.4. Diferencias del TDAH según la edad	16
2.2. Herramientas de análisis de datos	18
2.2.1. Machine Learning.....	18
2.2.1.1. Redes convolucionales	19
2.2.1.2. Entrenamiento, validación y test.....	20
2.2.1.3. Métricas para evaluar la red entrenada.....	22
2.2.1.4. Clasificadores	25
2.2.2. Interpretabilidad.....	26
2.2.3. Estadística	27
2.2.3.1. Test de hipótesis.....	28
2.2.3.2. Boxplots.....	29
2.3. Diagnóstico objetivo del TDAH	30
2.3.1. Pruebas para diagnosticar el TDAH.....	30
2.3.2. Estado del arte sobre diagnóstico del TDAH con Machine Learning.....	32
3. MATERIALES Y MÉTODOS	35
3.1. Preprocesamiento de los datos	35
3.2. Entrenamiento de la red convolucional	38
3.2.1. Red convolucional	38
3.2.1.1. Parámetros de entrenamiento.....	39
3.2.2. Sectorización de pacientes.....	39

3.3. Clasificación	41
3.4. Mapas de oclusión.....	43
3.4.1. Selección de los datos de entrada.....	43
3.4.2. Creación de los mapas	44
3.5. Modelo de ajuste por mezcla de gaussianas (GMM)	45
3.5.1. Parámetros de la mezcla de gaussianas	45
3.5.2. Análisis estadístico de los parámetros.....	47
4. RESULTADOS	49
4.1. Resultados del diagnóstico de TDAH	49
4.1.1. Resultados de la clasificación de imágenes de la CNN	50
4.1.2. Resultados de los clasificadores	51
4.1.3. Diagramas de dispersión.....	52
4.2. Mapas de oclusión.....	56
4.2.1. Análisis cualitativo de los grupos por edades.....	56
4.2.1.1. Primaria.....	57
4.2.1.2. Secundaria	59
4.2.2. Análisis cualitativo de los grupos por sexo	61
4.2.2.1. Chicas	61
4.2.2.2. Chicos	63
4.3. Análisis estadístico	66
4.3.1. Análisis de grupos por edades	66
4.3.2. Análisis de grupos por sexos	69
4.3.3. Análisis de comorbilidades.....	72
4.4. Discusión de los resultados.....	75
5. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS.....	77
6. BIBLIOGRAFÍA	79

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 - Síntomas de cada tipo de TDAH.....	15
Figura 3 - Ejemplo de validación cruzada con 5 folds	21
Figura 4 - Ejemplo de validación leave one out	22
Figura 4 - Funcionamiento de los mapas de oclusión	27
Figura 5 - Componentes de un boxplot.....	29
Figura 6 - ítems de la escala EDAH	31
Figura 7 - Preprocesamiento de los datos	35
Figura 8 - Histograma de las potencias de Chicas	37
Figura 9 - Histograma de las potencias de ventanas de Chicas cuya potencia supera el umbral.....	37
Figura 10 - Espectrogramas de actividades de 60 s (izquierda), 300 s (centro) y 1800s (derecha)	37
Figura 11 - Capas de la red convolucional.....	38
Figura 12 - Esquema del proceso de entrenamiento para todos los grupos	42
Figura 13 - Esquema del proceso de clasificación.....	43
Figura 14 - Mapa de oclusión TDAH del grupo de chicas en periodo diurno Tipo 1 (Izquierda) y Tipo 2 (Derecha).....	45
Figura 15 - Parámetros de una gaussiana	46
Figura 16 - Diagrama de dispersión para periodos de 60 segundos para Chicas (izquierda) y Chicos (Derecha).....	53
Figura 17 - Diagrama de dispersión para periodos de 60 segundos para Secundaria (izquierda) y Primaria (Derecha).....	53
Figura 18 - Diagrama de dispersión para periodos de 300 segundos para Chicas (izquierda) y Chicos (Derecha).....	54
Figura 19 - Diagrama de dispersión para periodos de 300 segundos para Secundaria (izquierda) y Primaria (Derecha).....	54
Figura 20 - Diagrama de dispersión para periodos de 1800 segundos para Chicas (izquierda) y Chicos (Derecha).....	55
Figura 21 - Diagrama de dispersión para periodos de 1800 segundos para Secundaria (izquierda) y Primaria (Derecha).....	55
Figura 22 - Espectrogramas de chicos para el periodo diurno Tipo 1 (izquierda) y Tipo 2 (derecha)	56
Figura 23 - Mapas de oclusión del periodo diurno para Primaria	57
Figura 24 - Mapas de oclusión del periodo nocturno para Primaria	58
Figura 25 - Mapas de oclusión del periodo diurno para Secundaria.....	59
Figura 26 - Mapas de oclusión del periodo nocturno para Secundaria.....	60
Figura 27 - Mapas de oclusión del periodo diurno para Chicas.....	62

Figura 28 - Mapas de oclusión del periodo nocturno para Chicas.....	63
Figura 29 - Mapas de oclusión del periodo diurno para Chicos.....	64
Figura 30 - Mapas de oclusión del periodo nocturno para Chicos.....	65
Figura 31 - Boxplot de la media de Y en la etapa diurna para Secundaria	67
Figura 32 - Boxplot del coeficiente de correlación en la etapa nocturna para Secundaria	68
Figura 33 - Boxplot de la media de Y en la etapa diurna para Primaria.....	68
Figura 34 - Boxplot de la desviación típica de X en la etapa diurna para Primaria....	69
Figura 35 - Boxplot de la media de X en la etapa nocturna para Chicas	70
Figura 36 - Boxplot del coeficiente de correlación en la etapa diurna para Chicas ..	71
Figura 37 - Boxplot de la media de la coordenada X en la etapa nocturna para Chicos	71
Figura 38 - Boxplot del peso de la etapa diurna de la gaussiana dominante para Secundaria	74
Figura 39 - Boxplot de la media de la coordenada Y en la etapa diurna de la gaussiana dominante para Primaria	74
Figura 40 - Boxplot del peso en la etapa nocturna de la gaussiana dominante para Primaria.....	75

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 - Utilidad clínica del LR	25
Tabla 2 - Parámetros de entrenamiento.....	39
Tabla 3 - Número de pacientes de cada grupo.....	40
Tabla 4 - Imágenes utilizadas en los entrenamientos para los grupos de primaria y secundaria.....	41
Tabla 5 - Imágenes utilizadas en los entrenamientos para los grupos de chicos y chicas	41
Tabla 6 - Número de pacientes que forman los grupos de train y test.....	42
Tabla 7 - Número de imágenes para maximizar la salida de la red.....	44
Tabla 8 - Precisión de la red sin sectorización de pacientes	49
Tabla 9 - Exactitud del conjunto de datos de test tras entrenar la CNN para todos los grupos	50
Tabla 10 - Diagnóstico mediante clasificadores para todos los grupos.....	51
Tabla 11 - Métricas para el grupo de Secundaria.....	52
Tabla 12 - Métricas para el grupo de Primaria	52
Tabla 13 - Métricas para el grupo de Chicos.....	52
Tabla 14 - Métricas para el grupo de Chicas.....	52
Tabla 15 - Resultados del análisis cualitativo por edades	61
Tabla 16 - Resultados del análisis cualitativo por sexo	66
Tabla 17 - pValores para el grupo de Secundaria con dos gaussianas	66
Tabla 18 - pValores para el grupo de Primaria con dos gaussianas.....	67
Tabla 19 - pValores para el grupo de Chicas con dos gaussianas	69
Tabla 20 - pValores para el grupo de Chicos con dos gaussianas	69
Tabla 21 - pValores para el grupo de Secundaria con comorbilidades con tres gaussianas.....	73
Tabla 22 - pValores para el grupo de Primaria con comorbilidades con tres gaussianas.....	73

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Planteamiento del problema

La prevalencia del TDAH a comienzos del siglo XX se situaba entre el 4% y el 6%. Sin embargo, los últimos estudios epidemiológicos sobre este trastorno dan cifras en torno al 10%. Este dato depende de las pruebas utilizadas para realizar el diagnóstico, así como de las características de los pacientes [1].

Tradicionalmente se consideraba que el TDAH predominaba más en los hombres que en las mujeres y que se observaba solo durante el periodo de la infancia, aunque esta teoría ha ido perdiendo fuerza con el paso del tiempo. Actualmente parece que en los hombres es más frecuente el tipo hiperactivo [2] mientras que las mujeres suelen verse más afectadas por el tipo inatento [2]. Ambos tipos de TDAH se explican detalladamente en la sección 2.1.2. También se ha desmentido la idea de que este trastorno afecte solo durante la infancia. Los efectos se pueden apreciar también en la etapa adulta, con consecuencias más notables en el ámbito familiar y social. Con el paso del tiempo los síntomas cambian, por lo que esta patología es más difícil de detectar en la edad adulta.

En base a las evidencias de que los síntomas de un tipo u otro de TDAH cambian en función del sexo y edad de los pacientes, surge la necesidad de estudiar estas diferencias para poder alcanzar un diagnóstico más preciso.

1.2. Objetivos

La subjetividad en el diagnóstico del TDAH ha dado lugar a diferentes estudios que buscan identificar este trastorno de forma objetiva. En el trabajo de Patricia Amado Caballero [3] se utilizaron datos de actimetría y técnicas de Deep Learning para diferenciar entre pacientes sanos y con TDAH. Se consiguió diagnosticar este trastorno, mediante redes convolucionales con porcentajes de sensibilidad superiores al 90%. En [4] se utilizaron estas redes junto con técnicas de interpretación para obtener información útil que explique el comportamiento de la red. Se emplearon mapas de activación y mapas de oclusión para extraer patrones y analizarlos de forma subjetiva.

En este estudio se pretende dar un paso más y utilizar la red neuronal de [4] y [3] para poder diferenciar distintos tipos de TDAH en función del sexo y edad de los pacientes. Además, también se busca encontrar patrones de movimiento que permitan dar una interpretación al diagnóstico de la red. Los objetivos principales de este proyecto son los siguientes:

- Analizar el comportamiento de la red neuronal para clasificar entre dos tipos de TDAH, independientemente del sexo y edad de los pacientes.
- Analizar el comportamiento de la red neuronal para clasificar entre dos tipos de TDAH, en función del sexo y edad de los pacientes.
- Utilizar técnicas de visualización como los mapas de oclusión, para obtener los mapas de cada uno de los pacientes y estudiar las diferencias entre ellos.
- Realizar un análisis cualitativo de los mapas.
- Realizar un análisis estadístico de los mapas mediante mezclas de gaussianas.
- Estudiar los parámetros relevantes de las mezclas de gaussianas para el diagnóstico.

1.3. Métodos y fases

Para alcanzar los objetivos detallados en la sección anterior, se ha realizado una mecánica de trabajo de acuerdo con las siguientes fases:

- Sectorización de los datos de los pacientes en grupos de edades y sexos.
- Procesamiento de los datos y entrenamiento de las redes convolucionales y clasificadores para cada uno de los grupos.
- Obtención de los mapas de oclusión globales para cada paciente.
- Análisis cualitativo de los mapas obtenidos para los grupos en función del sexo y de la edad.
- Uso del método de ajuste por mezclas de gaussianas en los mapas de oclusión.

- Análisis cuantitativo de los mapas de oclusión mediante el estudio de los *p-valor*es.
- Discusión de los resultados obtenidos.

1.4. Estructura del documento

Este documento está formado por seis capítulos. El contenido de cada uno de los capítulos se describe a continuación.

Capítulo 2 – Antecedentes y estado del arte: en este capítulo se realiza una breve introducción al TDAH o trastorno por déficit de atención e hiperactividad. Se explican los distintos tipos de TDAH, así como sus principales síntomas o características. Por otra parte, se muestran las diferencias en este trastorno en función del sexo y la edad. También se profundiza en distintos métodos de diagnóstico del TDAH que no solo buscan comprobar la presencia de este trastorno, sino que también pretenden diferenciar el tipo de TDAH presente en un paciente. Además, en este capítulo se expone el fundamento teórico de distintas técnicas de que se han utilizado para obtener los resultados de este trabajo.

Capítulo 3 – Materiales y Métodos: en este capítulo se explica detalladamente el proceso que se ha seguido. Se comienza analizado el preprocesamiento de los datos de actimetría, el funcionamiento y estructura de la red convolucional utilizada y los clasificadores. También se detalla el procedimiento utilizado para obtener los mapas de oclusión. En la última sección se desarrolla la teoría necesaria para comprender el proceso de interpretación cuantitativa de los mapas.

Capítulo 4 – Resultados: en este capítulo se incluyen todos los resultados obtenidos en cada uno de los pasos realizados en el capítulo 3. Se analizan las métricas de cada una de las redes entrenadas y se presenta un análisis cualitativo de los mapas de oclusión obtenidos. También se detallan las conclusiones del análisis cuantitativo de los mapas, basado en el modelo de ajuste con mezclas de gaussianas.

Capítulo 5 – Conclusiones y líneas futuras: en este último capítulo se exponen las principales conclusiones de este trabajo de fin de máster, aportando una visión global de todo el estudio. Además, se comentan los problemas más significativos afrontados y posibles líneas futuras de investigación.

2. ANTECEDENTES Y ESTADO DEL ARTE

2.1. TDAH perspectiva clínica

En este capítulo se explica en que consiste el TDAH, sus síntomas, la evolución del estudio de esta patología en los últimos años y los diferentes tipos de TDAH que se han establecido. Además, se detallan los diferentes síntomas que presentan los pacientes en base a la edad y el sexo.

2.1.1. ¿Qué es el TDAH?

De acuerdo con [1] el TDAH fue conocido originalmente como *Síndrome del daño cerebral* y a partir de 1917 se comienzan a estudiar sus síntomas y se relacionan con una incorrecta educación y aprendizaje en el ámbito familiar. A partir de 1950, se denomina *Síndrome del niño hiperactivo*, centrándose en la idea de que el origen de este supuesto síndrome es un funcionamiento cerebral inusual. En la década de 1980 se comienza a utilizar el término TDAH o trastorno por déficit de atención e hiperactividad, se identifican distintos tipos en función de la presencia de hiperactividad en el paciente. En 1990 se crea una clasificación nueva que engloba todos los tipos definidos previamente en tres subclases.

Los síntomas del TDAH se muestran de formas muy variadas en función de la edad del paciente, así como de otros factores relevantes. Además, estos comportamientos deben reflejarse tanto en el ámbito escolar como familiar. El origen del TDAH se basa en un fallo en el crecimiento y desarrollo de las conexiones y circuitos cerebrales que regular el autocontrol de una persona. Hoy en día el DSM (*Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders*) define el TDAH como un trastorno crónico y genético

que puede darse tanto en la infancia como en la etapa adulta [2] . Los principales síntomas en los niños son las dificultades para mantener la atención, concentrarse, recordar tareas cotidianas y controlar sus impulsos.

El TDAH es un trastorno heterogéneo por lo que existen varias causas que pueden hacer que se manifieste en un niño o adulto [5]:

- **Genética del TDAH:** de acuerdo con varios estudios, la probabilidad de heredar el TDAH es del 75%. Es muy frecuente que en la misma familia haya múltiples casos.
- **Factores neurobiológicos:** las personas que padecen TDAH muestran anomalías funcionales y estructurales en el cerebro. En concreto están afectadas las zonas que regulan las emociones y el control del movimiento. Destacan especialmente la corteza prefrontal y el parietal.
- **Factores psicosociales:** antes de que en niño nazca puede haber costumbres o hábitos de la madre que aumenten las posibilidades del niño de tener TDAH. También el bajo peso al nacer o dificultades en el parto pueden dar lugar a este trastorno.

2.1.2. Tipos de TDAH

Según el manual diagnóstico y estadístico de trastornos mentales de la asociación americana de psiquiatría (DSM-V) [2] se puede diferenciar entre tres tipos de TDAH

- **Predominantemente inatento:** el paciente presenta al menos seis síntomas de atención, pero menos de seis síntomas de impulsividad durante un periodo de tiempo como mínimo de seis meses.
- **Predominantemente hiperactivo o impulsivo:** el paciente presenta al menos seis síntomas de hiperactividad, pero menos de seis síntomas de atención durante un intervalo de tiempo no inferior a seis meses.
- **Combinado:** el paciente presenta al menos seis síntomas de atención y seis síntomas de hiperactividad durante un periodo de tiempo no inferior a seis meses.

En la Figura 1 se resumen los principales síntomas y comportamientos de cada uno de los tipos de TDAH en niños.

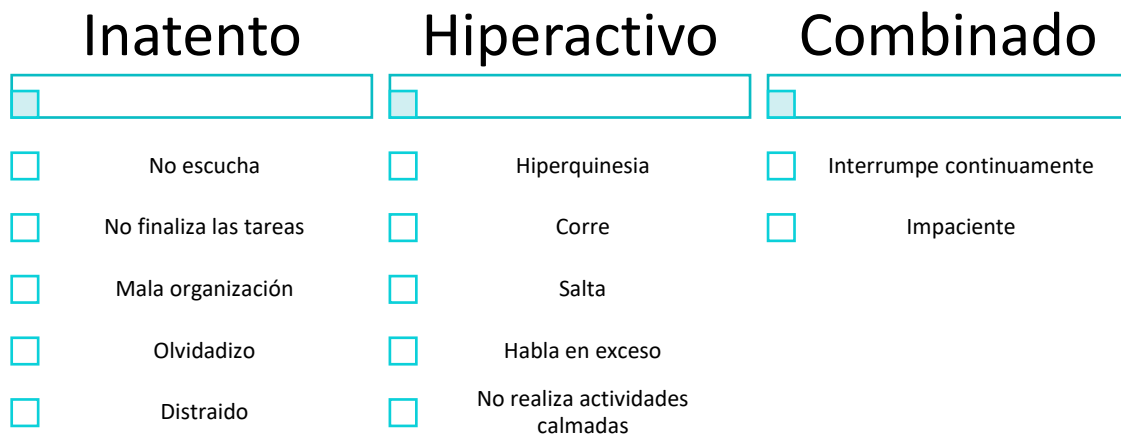


Figura 1 - Síntomas de cada tipo de TDAH

Es necesario identificar los diferentes síntomas de un paciente con inatención o hiperactividad, ya que de esta forma seremos capaces de diagnosticar correctamente el tipo de TDAH que presenta. Los comportamientos que reflejan inatención son: dificultad para prestar la atención necesaria a los detalles, a las actividades escolares, así como problemas para escuchar cuando se habla a una persona con este trastorno. Otros síntomas son la complejidad para seguir instrucciones u organizar trabajos, la facilidad para perder cosas necesarias para llevar a cabo actos cotidianos e incluso es frecuente que se olviden de realizar tareas rutinarias. Los comportamientos que indican que un niño tiene hiperactividad son: juega, corre y se levanta continuamente, es incapaz de llevar a cabo tranquilamente actividades lúdicas y habla excesivamente. Este tipo de pacientes también sienten la necesidad de responder impulsivamente, no esperar su turno e interrumpir frecuentemente.

El diagnóstico del TDAH no es una tarea sencilla, requiere mucho tiempo por parte de la familia y de los profesores del paciente. Además, algunos comportamientos que reflejan este desorden pueden ser fácilmente confundidos con otros. Todo esto sumado al problema del sobrediagnóstico [6] hace que se requiera un método fiable, preciso y objetivo para diagnosticar este trastorno correctamente.

2.1.3. Diferencias del TDAH en niños y niñas

Distintos estudios sobre el TDAH han determinado en los últimos años que este trastorno predomina en los hombres frente a las mujeres, en una ratio de 3 a 1 [1]. Teniendo en cuenta el tipo de TDAH que presentan los pacientes, se han podido comprobar ciertas diferencias en función del sexo.

- El subtipo combinado es más frecuente en niños que en niñas.
- El subtipo inatento predomina en las niñas.

- El tipo de TDAH hiperactivo es el menos frecuente de las tres clases.

En este trabajo se ha utilizado un conjunto de datos de 118 niños y niñas entre 6 y 15 años. El 33.9 % de estos pacientes tienen TDAH de tipo inatento, el 52.5% de tipo combinado y el 13.6% de tipo hiperactivo. Si analizamos el porcentaje de niños y niñas que presentan cada tipo de TDAH podemos ver que el 55% de las niñas tienen TDAH de tipo combinado frente al 45 % restante que presenta el tipo inatento. En el caso de los niños, el 62.5% tiene TDAH de tipo combinado mientras que el 37.5% restante se diagnostica como clase inatento. Por tanto, podemos afirmar que el subtipo hiperactivo es el menos frecuente de las tres clases y que estos datos reflejan que el tipo de TDAH predominante para los hombres es el combinado. En el caso de las mujeres, aunque los datos de este estudio no muestran que el tipo inatento es el más frecuente, podemos apreciar que el porcentaje de niñas con TDAH de tipo inatento es significativo, del 45%. Otros estudios indican que el TDAH más frecuente en niños es el combinado independientemente de si se trata de hombres o mujeres. Además, este subtipo se relaciona con la comorbilidad y la ansiedad [7].

2.1.4. Diferencias del TDAH según la edad

El diagnóstico y tratamiento de un paciente con TDAH es distinto en función de la edad, puesto que los síntomas no se muestran de la misma forma en la infancia o etapa adulta de una persona. En base a esto podemos clasificar los síntomas según la edad. Las características más señaladas de un paciente de entre 6 y 11 años con este trastorno son [8] [9]:

- **Atención y concentración:** les resulta complicado comenzar las tareas, no escuchan, y se olvidan de actividades rutinarias como lavarse los dientes.
- **Impulsividad:** no reflexionan sobre las consecuencias de sus actos e intervienen en momentos inoportunos. No es que sean niños desobedientes, pero no están atentos a las órdenes que se les dan. Les cuesta mucho planificar.
- **Hiperactividad:** son impacientes y les resulta difícil compartir. Tienden a ser muy inquietos y estar jugando continuamente. Además, no son capaces de jugar de forma tranquila.

A partir de los 12 años se considera que el niño pasa a la etapa de la adolescencia. Un periodo con muchos cambios a nivel físico, emocional y psicológico. El TDAH en esta fase tiene unas características muy distintas a las de la infancia. Durante la niñez el síntoma más relevante de este trastorno es la hiperactividad, en la adolescencia la inatención y la impulsividad comienzan a destacar notablemente. Los elementos más importantes son [10]:

- **Desorganización:** los adolescentes con TDAH viven el presente, sin pensar en el futuro ni las consecuencias de sus actos. Aunque también es propio de este trastorno en la infancia, en la adolescencia se acentúa notablemente.
- **Conductas de mayor riesgo:** la impulsividad es la responsable de que los adolescentes estén más expuestos a conductas de riesgo. También se debe a que son poco pacientes y buscan un premio o recompensa instantánea. Esto hace que sean más susceptibles de involucrarse en consumo de drogas o ludopatía.

Como se ha comentado en esta sección y la anterior, los síntomas del TDAH presentes en un paciente dependen del sexo, edad y tipo de TDAH. Múltiples estudios se han centrado en estas diferencias. Es el caso del trabajo de J. *Staller* y S. V. *Faraone* [11], que destaca las dificultades encontradas para detectar este trastorno en niñas, debido a que tienden a sufrir inatención en lugar de hiperactividad, al contrario que los niños. Otros estudios como el de *Murray et al* [12] determinan que las mujeres son más propensas a mostrar síntomas a partir de la adolescencia temprana, mientras que los hombres presentaban los primeros síntomas significativos en la etapa infantil. También se encontró una relación entre el diagnóstico tardío en las niñas con patrones de hiperactividad e impulsividad, debido a la aparición pausada de los síntomas. Las chicas presentan niveles más bajos de hiperactividad o impulsividad. Además, los estudios con muchas más muestras de chicos que chicas dificultan la búsqueda de patrones en los grupos de mujeres.

En relación con la edad, el cambio más relevante desde la infancia es la atenuación de los patrones de hiperactividad e impulsividad, ya que los síntomas de inatención se pueden confundir fácilmente con ciertos trastornos del sueño e incluso con la depresión adolescente [13]. *Osorio et al* [14] realizaron un estudio en pacientes con TDAH de tipo inatento y combinado. El grupo de datos estaba formado por 180 pacientes entre 5 y 15 años, 132 de ellos niños. Se dividieron los datos en función del tipo de TDAH, la edad y el sexo de los pacientes. El estudio se centró en la modalidad visual y auditiva de atención pasiva. Los resultados muestran diferencias significativas entre los tipos inatento y combinado de TDAH en las pruebas de modalidad auditiva.

Clarke et al [15] estudiaron las variaciones entre los tipos de TDAH en grupos de chicos y chicas. Se comprobó que la inatención se mantiene con el paso de tiempo mientras que la hiperactividad madura con la edad. Otros trabajos de este trastorno como el de *I Lazzaro et al* [16] comprobaron que los adolescentes presentaban periodos de baja actividad, que no se reflejaban en pacientes en la etapa infantil. Este estudio diferenciaba pacientes de tipo inatento y combinado, frente a pacientes sanos. Se utilizó un total de cuarenta chicos y cuarenta chicas, a los cuales se les realizó el EEG.

El diagnóstico del TDAH se basa en el DSM [2] y se realiza mediante test subjetivos. Sin embargo, también se aplican otras pruebas clínicas que, combinadas con técnicas de aprendizaje profundo, permiten diagnosticar de forma objetiva el TDAH. Para comprenderlas se introducen estos conceptos teóricos de *Machine Learning* en el siguiente capítulo.

2.2. Herramientas de análisis de datos

En esta sección se van a explicar detalladamente distintas técnicas que han permitido el desarrollo de este estudio. En los capítulos de materiales y métodos y resultados, se hará referencia a estos conceptos a medida que se vayan aplicando al desarrollo del trabajo.

2.2.1. Machine Learning

Machine Learning o aprendizaje automático es la ciencia de diseñar algoritmos y programar ordenadores para aprender de los datos. De forma genérica, se puede definir como el campo de estudio que da a los ordenadores la capacidad de aprender sin ser programados explícitamente. El aprendizaje automático es una técnica apropiada para resolver problemas que requieren un ajuste manual o muchas reglas, ya que un algoritmo de *Machine Learning* simplifica el código y mejora la eficiencia. También es muy útil para solventar problemas de gran complejidad que no se solucionan desde un punto de vista tradicional. Además, las técnicas de aprendizaje automático son capaces de adaptarse a entornos fluctuantes con muchos cambios. Pueden obtener información de problemas complejos con una gran cantidad de datos. Se distinguen tres tipos de aprendizaje automático [17]:

- **Aprendizaje supervisado:** conocemos la etiqueta o *label* de cada uno de los datos con los que vamos a entrenar el algoritmo.
- **Aprendizaje no supervisado:** los datos de entrenamiento no tienen ninguna etiqueta.
- **Aprendizaje semisupervisado:** algunos algoritmos son capaces de combinar datos con y sin etiquetas. Generalmente son algoritmos que usan muchos datos sin etiquetas y un número reducido de datos con *labels*.
- **Aprendizaje de refuerzo:** se trata de un concepto muy diferente. El sistema de aprendizaje, llamado agente en este contexto puede observar el entorno y llevar a cabo acciones. Las consecuencias de estas acciones son recompensas o penalizaciones. Este tipo de algoritmos aprende por sí mismo cuál es la mejor estrategia o política para obtener la mayor recompensa a lo largo del entrenamiento.

Deep Learning o aprendizaje profundo es un tipo de *Machine Learning* que analiza imágenes, videos y datos de una forma que el aprendizaje automático no es capaz de hacer. En 2006, *Geoffrey Hinton et al.* publicaron un artículo [18] en el que mostraban cómo entrenar una red neuronal profunda que identificaba dígitos escritos a mano con una precisión sorprendente. Denominaron a esta técnica "*Deep Learning*". Hasta aquel momento el entrenamiento de una red neuronal profunda se consideraba imposible. Esto aumentó el interés de muchos investigadores y, poco después, nuevos trabajos demostraron que el aprendizaje profundo no sólo era posible, sino que era capaz de solventar problemas que ninguna otra técnica de *Machine Learning* podía afrontar.

Tanto *Machine Learning* como *Deep Learning* buscan el modelo que mejor se ajuste a los datos, pero los métodos tradicionales de aprendizaje automático requieren interacción humana para procesar los datos antes de aplicarlos a algunos algoritmos. Los algoritmos de *Machine Learning* ayudan al ordenador a aprender y reconocer patrones, pero este entrenamiento puede ser largo y necesitar una cantidad significativa de esfuerzo humano. *Deep Learning* da un paso más allá y crea un modelo que refleja el sistema de pensamiento de nuestro cerebro. Diseña redes neuronales de múltiples capas que no requiere el preprocesamiento tradicional de los datos para obtener un resultado. El sistema es capaz de analizar los datos basándose en lo que ya sabe y en lo que puede deducir de los nuevos datos [19].

La ventaja del aprendizaje profundo es que puede procesar los datos de un modo que la inteligencia artificial basada en reglas simples no puede. Las aplicaciones de *Deep Learning* se extienden en múltiples campos como la salud, fabricación y servicios financieros. La sanidad actual es capaz de generar grandes cantidades de datos. Ser capaz de analizar estos datos con rapidez y precisión contribuye a mejorar los resultados de los pacientes de múltiples maneras. En este contexto se enmarca este trabajo, que combina datos médicos procedentes de un actígrafo con redes neuronales convolucionales basadas en *Deep Learning*. Se trata de un aprendizaje supervisado puesto que conocemos los pacientes que tienen TDAH tipo combinado e inatento.

2.2.1.1. Redes convolucionales

Este tipo de redes se basan en métodos de aprendizaje automático capaces de extraer características o *features* de bajo nivel, las cuales se envían a las siguientes capas para identificar características de nivel superior y mejorar la eficiencia. Las redes convolucionales aprenden a través de la operación de convolución, pero esta no es

la única capa presente en este tipo de redes. Las capas más relevantes en las redes neuronales convolucionales se explican a continuación:

- **Capa convolucional:** en esta capa se realiza la operación de convolución. Se basa en operaciones de suma y multiplicación de la matriz de entrada y los *kernels*. El resultado es un mapa de características que indica la posible posición del *kernel* en los datos de entrada. Tras esta capa convolucional se aplica una capa de *BatchNormalization* y *Relu*. La primera de estas normaliza los datos y la segunda aplica un umbral. De esta forma, se consigue aumentar la velocidad de entrenamiento de la red, sin modificar la información de entrada [20].
- **Capa de pooling:** también conocida como capa de reducción. Su objetivo es disminuir el tamaño de los datos de entrada, buscando de esa forma las características más relevantes. Esta capa permite mejorar la eficiencia del entrenamiento de la red, pero disminuye la precisión del sistema.
- **Capa softmax:** esta capa se utiliza como una de las capas finales de las redes neuronales de clasificación. Para cada dato de entrada se obtiene como vector de salida de la red neuronal, una distribución de probabilidad sobre un conjunto de etiquetas. Para ello esta capa utiliza el valor exponencial de las neuronas previas y luego las normaliza de modo que sumen uno, formando una distribución de probabilidad. La salida de esta capa es la probabilidad de pertenecer a cada una de las categorías [17].
- **Capa fully connected:** con esta capa se agrupan las características de las capas previas de la red para identificar patrones mayores. En aplicaciones de clasificación esta capa proporciona el resultado final, por lo que nos indica si se trata de un paciente con TDAH tipo 1 o 2.

A la hora de entrenar estas redes convolucionales hay que tener en cuenta el *overfitting* [17], este ocurre cuando entrenamos un modelo estadístico con muchos datos o cuando el número de datos de ambas categorías no está equilibrado. Cuando esto ocurre la red comienza a aprender del ruido, así como de datos inexactos de la base de datos. Esto provoca que no sea capaz de clasificar en categorías de forma correcta, por prestar atención a demasiados detalles.

2.2.1.2. Entrenamiento, validación y test

Para entrenar una red neuronal y evaluar sus prestaciones se dividen los datos disponibles en los siguientes conjuntos:

- **Entrenamiento:** conjunto de datos de los disponibles, que se emplean para entrenar la red. Se utilizan estos datos junto con sus *labels* para que la red aprenda a diferenciarlos.
- **Validación:** conjunto de datos del grupo de entrenamiento que se emplea para evaluar el rendimiento de la red mientras se ajustan los hiperparámetros. Se utiliza para una evaluación frecuente y para actualizar los hiperparámetros, por lo que el conjunto de validación afecta al entrenamiento de forma indirecta. Algunos hiperparámetros son el número de neuronas por capas o el tamaño de los filtros.
- **Test:** conjunto de datos que se utilizan para evaluar el funcionamiento de la red. En base al entrenamiento previo, la red predice la *label* de cada uno de los datos de test. Puesto que se conoce la categoría real de cada dato, se calcula la precisión del sistema.

Uno de los factores que hay que tener en cuenta a la hora de entrenar la red, es el tipo de validación que se va a utilizar. Se ha utilizado la validación cruzada con *k folds*, pero en grupos con muy pocos datos este tipo de validación puede no ser útil, puesto que una mala clasificación en un *fold* empeora la precisión considerablemente. Para solventar este problema se utiliza la validación *leave one out*. A continuación, se explican estos dos tipos diferentes de validación [21]:

- **Validación cruzada con *k-folds*:** en este tipo de validación se dividen los datos en dos grupos, uno para entrenamiento y otro para test. Si el conjunto total de datos es de N y se crean k *folds*, en cada *fold* habrá N/k datos de test. Los datos restantes, es decir $N - \frac{N}{k}$, se utilizan para entrenamiento. Este proceso se repite durante una serie de iteraciones hasta que se hayan evaluado todos los conjuntos de prueba disponibles. El principal inconveniente de ese método es la elevada carga computacional. En la Figura 2 podemos ver un caso práctico de este tipo de validación en el que $N=20$ y hay 5 *folds*, por tanto, para cada uno hay $20/5 = 4$ datos de test y los 16 restantes para entrenamiento.

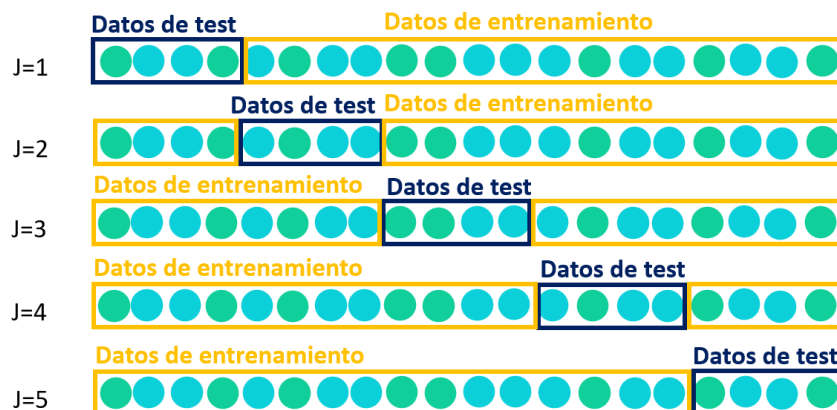


Figura 2 - Ejemplo de validación cruzada con 5 folds

- **Validación *leave one out*:** en este caso los conjuntos de test están formado únicamente por un dato en cada una de las sucesivas iteraciones. Se trata de una particularización de la validación cruzada con k folds en la que $k=1$. Puesto que solo se emplea un único dato de test en cada *fold*, los $N-1$ restante son datos de entrenamiento. Este método permite reducir el error, pero tiene una carga computacional muy alta puesto que hay tantas iteraciones como datos haya en el entrenamiento. Por este motivo esta técnica se ha utilizado solo con los grupos que tengan pocas muestras. Este es el caso de los conjuntos de datos de secundaria y chicas. En la Figura 3 podemos ver un ejemplo de este tipo de validación, $k=1$ y los 19 datos restantes son para el entrenamiento de cada uno de los *folds*.

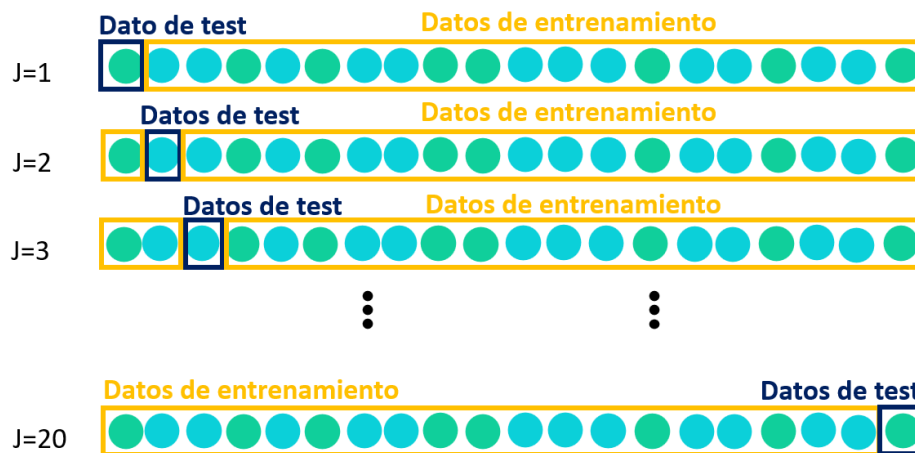


Figura 3 - Ejemplo de validación *leave one out*

2.2.1.3. Métricas para evaluar la red entrenada

En este apartado se va a explicar y profundizar en diferentes métricas que se han empleado en el presente trabajo, para analizar y comprender el correcto entrenamiento y funcionamiento de las redes convolucionales. Estas redes diferencian entre dos tipos de TDAH, el tipo 1 es el inatento y el tipo 2 el combinado. Para detallar el entrenamiento de las redes, es necesario explicar los siguientes conceptos [22]:

- **Verdaderos Tipo 1:** son los pacientes que la red clasifica como TDAH tipo 1 y realmente padecen este tipo de TDAH (VT1).
- **Verdaderos Tipo 2:** son los pacientes que la red clasifica como TDAH tipo 2 y realmente padecen este tipo de TDAH (VT2).
- **Falsos Tipo 1:** son los pacientes que la red clasifica como TDAH tipo 1 pero en verdad padecen TDAH tipo 2 (FT1).

- **Falsos Tipo 2:** son los pacientes que la red clasifica como TDAH tipo 2 pero en verdad padecen TDAH tipo 1 (FT2).

A continuación, se explican las métricas calculadas [22]:

- **Sensibilidad:** representa la cantidad de pacientes diagnosticados correctamente con su enfermedad o trastorno. En el caso de este trabajo, el número de pacientes diagnosticados correctamente como TDAH Tipo 1 o Tipo 2.

$$\text{Sensibilidad} = \frac{V_{T1}}{V_{T1} + F_{T2}} \quad [1]$$

- **Especificidad:** indica el número de paciente correctamente diagnosticados con ausencia de la enfermedad. En este contexto no hay pacientes que carezcan de TDAH, sino que presentan un tipo u otro. Por tanto, definimos la especificidad como la métrica que indica el número de pacientes correctamente diagnosticados con TDAH de tipo 2 o combinado.

$$\text{Especificidad} = \frac{V_{T2}}{V_{T2} + F_{T1}} \quad [2]$$

- **Exactitud:** esta métrica indica la probabilidad de que la red convolucional prediga correctamente la presencia o ausencia del TDAH en los pacientes. Es la concordancia entre los datos del estudio y la predicción de la red neuronal. Se puede calcular como el número de pacientes de tipo 1 y 2 clasificados correctamente, entre el número total de datos.

$$\text{Exactitud} = \frac{V_{T1} + V_{T2}}{V_{T2} + F_{T1} + V_{T1} + F_{T2}} \quad [3]$$

- **Valor predictivo Tipo 1:** es la probabilidad de que el paciente tenga TDAH de tipo 1 si el resultado de la prueba es positivo para esta clase de TDAH.

$$\text{Valor Predictivo}_{T1} = \frac{V_{T1}}{F_{T1} + V_{T1}} \quad [4]$$

- **Valor predictivo Tipo 2:** es la probabilidad de que el paciente tenga TDAH de tipo 2 si el resultado de la prueba es positivo para esta clase de TDAH.

$$\text{Valor Predictivo}_{T2} = \frac{V_{T2}}{F_{T2} + V_{T2}} \quad [5]$$

- **Razón de verosimilitud Tipo 1:** esta ratio se define como el cociente de la probabilidad de obtener un resultado en los pacientes con una enfermedad entre la probabilidad de obtener ese resultado en pacientes sin ese trastorno médico. En el contexto de este documento, se define como la probabilidad de observar un resultado en los pacientes con TDAH tipo 1 entre la probabilidad de obtener el mismo resultado entre los pacientes de con TDAH de tipo 2.

$$\text{Razón Verosimilitud}_{T1} = \frac{\text{Sensibilidad}}{1 - \text{Especificidad}} \quad [6]$$

- **Razón de verosimilitud Tipo 2:** esta ratio se define como el cociente de la probabilidad de obtener un resultado en los pacientes diagnosticados sin una enfermedad entre la probabilidad de obtener ese resultado en pacientes que padecen ese trastorno médico. En el contexto de este documento, se define como la probabilidad de observar un resultado en los pacientes con TDAH tipo 2 entre la probabilidad de obtener el mismo resultado entre los pacientes de con TDAH de tipo 1.

$$\text{Razón Verosimilitud}_{T2} = \frac{1 - \text{Sensibilidad}}{\text{Especificidad}} \quad [7]$$

En un contexto de diagnóstico clínico se considera que la sensibilidad y la especificidad de un estudio son muy buenas si estas son superiores al 80%. Se selecciona una prueba muy sensible si no es crítico obtener falsos negativos y una prueba muy específica si es relevante el diagnóstico de falsos positivos.

Los valores predictivos miden la verdadera eficacia de la prueba. La sensibilidad y la especificidad son valores propios de la prueba diagnóstica, por lo que solos no tienen ningún interés para el estudio. En cambio, los valores predictivos permiten medir la importancia de la sensibilidad y la especificidad en un conjunto de datos [23] [24].

La razón de verosimilitud es una herramienta muy útil para diagnóstico clínico puesto que usa parámetros que no dependen de la prevalencia de la enfermedad. Se calcula con la sensibilidad y la especificidad. Su fórmula se obtiene de la probabilidad condicionada del teorema de Bayes. Se consideran estos parámetros relevantes de acuerdo con la Tabla 1. [25]

LR positivo	LR negativo	Utilidad
10	<0.1	Muy Relevante
5-10	0.1-0.2	Buena
2-5	0.5-0.2	Regular
<2	>0.5	Mala

Tabla 1 - Utilidad clínica del LR

2.2.1.4. Clasificadores

Para llevar a cabo el diagnóstico y obtener un tipo de TDAH por paciente se utilizan los siguientes clasificadores:

- **KNN (*K nearest neighbours*):** se trata de un algoritmo supervisado simple. El primer paso de este algoritmo es seleccionar K vecinos, después se calcula la distancia desde el elemento que queremos clasificar y los demás datos. Se seleccionan los K elementos más cercanos en base a la distancia calculada. Los datos de la clase dominante son los que deciden la clasificación final del elemento [3].
- **Árbol:** algoritmo supervisado muy empleado en redes neuronales. Para clasificar un dato hay que seguir las decisiones del árbol desde el nodo raíz al nodo hoja, que contiene la respuesta. En este trabajo hemos utilizado un árbol de clasificación que da como solución la etiqueta Tipo 1 o Tipo 2. Con el conjunto de datos de *train* se entrena un árbol de clasificación y con el conjunto de *test* se evalúa su rendimiento. Los nodos de decisión o raíz están relacionados con los atributos importantes para decidir la clasificación. Las ramas que salen del nodo raíz son los posibles valores. Los nodos respuesta proporcionan la decisión respecto al ejemplo de entrada [3] [26].
- **SVM (*Support vector machine*):** algoritmo de aprendizaje supervisado que solucionan problemas de clasificación y regresión. Dado un conjunto de datos de entrenamiento que pertenecen a dos categorías distintas, este algoritmo busca un hiperplano que equidiste de los ejemplos más próximos de cada clase. Se pretende obtener el hiperplano que tenga el mayor margen o distancia con los puntos más cercanos a él. Una vez determinado este hiperplano, se estudia en qué sector se sitúa un dato nuevo, para conocer a que categoría pertenece [27]. Existen variaciones de este clasificador en las que se utiliza funciones *kernels*. Estas funciones modifican el espacio de características. Con esta técnica se pueden realizar clasificaciones en problemas que no se pueden separar de forma lineal.

- **SVM RBF (Support vector machine radial basis function):** Se trata de una variante del algoritmo anterior en la que se utiliza un kernel de base radial gaussiana para aproximar el hiperplano mediante el cuadrado de la distancia euclídea. [3] [27].

2.2.2. Interpretabilidad

El potencial de las redes neuronales profundas para problemas de clasificación es evidente, debido a la alta precisión que obtienen. Sin embargo, hay entornos en los que se rechaza su uso debido a que se consideran sistemas de caja negra. Es complicado entender como el modelo ha llegado a una conclusión. Debido a esta problemática, surgen métodos que nos permiten profundizar en la red neuronal para comprender porque llega a un resultado concreto. Podemos hablar de tres tipos diferentes de mapas:

- **Mapas de activación:** se obtiene por cada uno de los datos de entrada un mapa. El tamaño del mapa resultante depende de las neuronas de la red. Se promedian todos los mapas de un paciente para obtener un único mapa por persona [4].
- **Mapas Grad-Cam:** es un método que permite localizar las zonas de las imágenes, que la red convolucional utiliza para diferenciar entre distintas categorías. Para ello utiliza la agrupación promedio global (GAP). Se extraen los agrupamientos de promedio globales de las capas convolucionales y se utilizan como característica de entrada de la capa *fully connected*. Proyectando estos resultados en la imagen de entrada se pueden situar las zonas relevantes para la clasificación [4].
- **Mapas de oclusión** nos permiten entender por qué una red neuronal toma una decisión concreta. En nuestro caso nos permite saber por qué la red convolucional etiqueta una imagen como TDAH de tipo 1 o 2. Los mapas de oclusión emplean una técnica sencilla para comprender qué secciones de una imagen son más relevantes a la hora de tomar una decisión. Consisten en realizar perturbaciones en los datos de entrada, para comprender cómo responde la red neuronal.

El funcionamiento de los mapas de oclusión se basa en una máscara de dimensiones fija o variables, que se situará en la imagen de entrada y ocluirá parte de la imagen. De esta forma se oculta información a la CNN. La probabilidad proporcionada por la CNN cuando la imagen distorsionada es el dato de entrada estimará la importancia de la zona oculta para la clasificación. Si la probabilidad disminuye, la zona es muy importante. El siguiente paso es desplazar la máscara y repetir el

proceso. Los valores de salida se almacenan en una matriz de información, que se redimensiona para que tenga las dimensiones de la imagen original.

Se ha utilizado la función *occlusionSensitivity()* del toolbox de *DeepLearning* de Matlab. Los parámetros de entrada para esta función son la red convolucional, la imagen de entrada y la etiqueta que la red da a esa imagen. Esta función sustituye las zonas perturbadas por un cuadro gris. Se utiliza esta técnica para saber qué secciones de las imágenes son relevantes. En el caso bajo estudio, cuando una zona importante para determinar que se trata de una imagen de un paciente con TDAH tipo 1 se ocluye; la probabilidad para etiquetar la imagen como Tipo 1 se reduce considerablemente [4] [28].

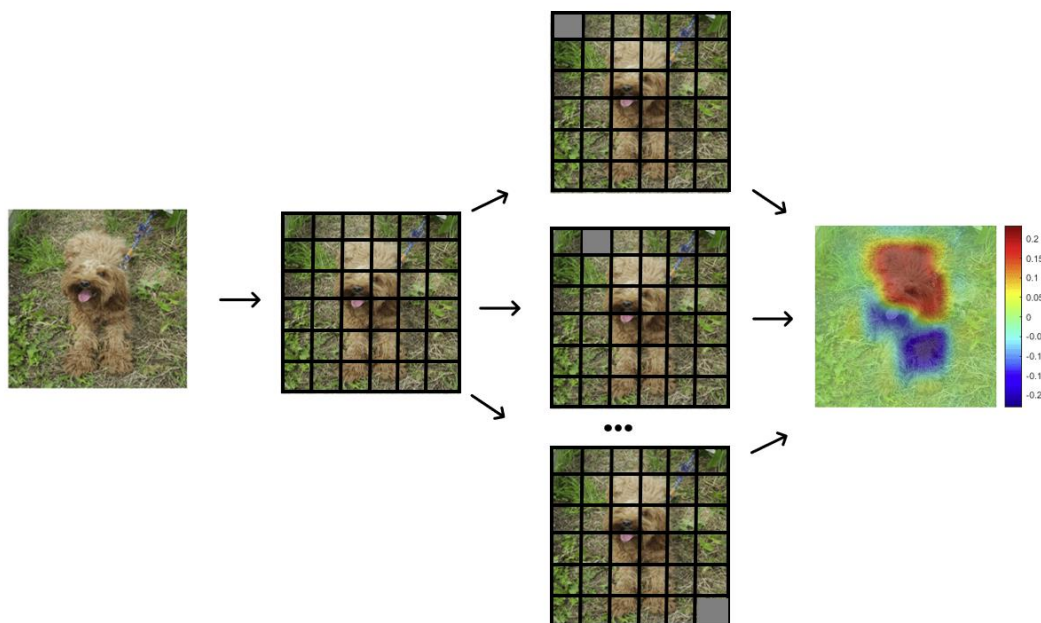


Figura 4 - Funcionamiento de los mapas de oclusión

En la Figura 4 podemos ver el funcionamiento básico de la técnica utilizada para obtener los mapas de oclusión. Se perturba u ocluye cada una de las zonas y se observa la respuesta de la red. De esta forma se obtiene el mapa. En el caso del ejemplo de la Figura 4, se puede ver que las zonas rojas, es decir la parte superior del animal, son las que permiten diferenciar esta raza de perro de otras. Si se aplica esta teoría al contexto del diagnóstico de TDAH, se busca ver qué zonas frecuenciales y temporales son más relevantes para diferenciar las imágenes de los pacientes de tipo inatento y combinado de TDAH.

2.2.3. Estadística

En este capítulo se incluyen conceptos necesarios para comprender el análisis estadístico que se realiza en este trabajo para determinar que parámetros son

relevantes para el diagnóstico del TDAH. En concreto se explican los test de hipótesis que se utilizan y los elementos de los boxplots.

2.2.3.1. Test de hipótesis

Mediante estos tests se obtienen los *p-valores* que determinan que parámetros de las gaussianas son estadísticamente relevantes. Se comprueba si los datos siguen una distribución normal, si es así se realiza una prueba t de dos muestras, en caso contrario una prueba de suma de rangos de *Wilcoxon* bilateral. Ambas pruebas de hipótesis se explican a continuación.

- **Prueba t de dos muestras:** se trata de una prueba paramétrica que compara el parámetro de localización de dos conjuntos de datos independientes. Esta prueba asume que los datos siguen una distribución normal bajo hipótesis nula. El resultado de esta prueba es el siguiente.

$$t = \frac{\bar{x} - \bar{y}}{\sqrt{\frac{s_x^2}{n} + \frac{s_y^2}{m}}} \quad [8]$$

En esta ecuación \bar{x} y \bar{y} son las medias de las muestras, s_x^2 y s_y^2 las desviaciones estándar de los datos y n y m los tamaños de las muestras. Si se asume que los conjuntos de datos provienen de poblaciones con varianzas iguales la estadística de la prueba bajo la hipótesis nula tiene una distribución *t de Student*. Los grados de libertad se calculan como $m+n-2$, por lo que depende de los tamaños del conjunto de datos [29]. En este caso la desviación estándar se sustituye por la desviación estándar combinada que se calcula como:

$$s = \sqrt{\frac{(n-1)s_x^2 + (m-1)s_y^2}{m+n-2}} \quad [9]$$

- **Suma de rangos de *Wilcoxon* bilateral:** se trata de una prueba no paramétrica para dos conjuntos de datos, cuyas muestras son independientes. La prueba de suma de rangos de *Wilcoxon* es equivalente a la prueba *U de Mann Whitney*. Este último test es una prueba no paramétrica de igualdad de las medianas de las poblaciones de dos muestras independientes X e Y. La estadística de la prueba *U de Mann Whitney*, se puede interpretar como el número de veces que una *y* precede a una *x* en un *array* ordenado de los elementos de dos muestras X e Y. Se relaciona con la estadística de la suma de rangos de *Wilcoxon* de acuerdo con las siguientes fórmulas [30].

$$U_1 = n + m + \frac{n(n+1)}{2} + R_1 \quad [10]$$

$$U_2 = n + m + \frac{m(m+1)}{2} + R_2 \quad [11]$$

Los tamaños de cada una de las muestras son n y m , mientras que R_1 y R_2 son las sumas de los rangos de las muestras. Se calcula el estadístico U como el mínimo de U_1 y U_2 . Si las muestras son grandes se usa la estadística Z para calcular el p -valor apropiado. $E(U)$ y σ_u son la media y desviación estándar de U respectivamente.

$$Z = \frac{U - E(U)}{\sigma_u} \quad [12]$$

2.2.3.2. Boxplots

Para llevar a cabo la interpretación cuantitativa de los mapas de los pacientes de este estudio, se representan los parámetros de las gaussianas mediante boxplots. En esta sección se explican sus principales características. Se denominan también diagramas de cajas y son un método para representar gráficamente un conjunto de datos numéricos mediante cuartiles. Está formado por los siguientes componentes que se pueden ver en la Figura 5 [31]:

- **Mediana (Q2):** es la posición central del *boxplot*.
- **Dato mínimo y máximo:** son los datos de mayor y menor valor (no considerados valores atípicos)
- **Cuartiles (Q1 y Q3):** diferenciamos tres cuartiles, el primero de ellos indica que el 25% de los datos son inferiores o iguales a este valor. El segundo cuartil es la mediana y el tercer cuartil muestra que el 75% de los datos son menores o iguales a ese valor.
- **Rango intercuartil:** es la diferencia entre el primer y tercer cuartil. Es donde se localizan el 50% de los datos.
- **Valores atípicos:** valores que son numéricamente diferentes y distantes a los del resto del grupo de datos con el que se realiza el boxplot.

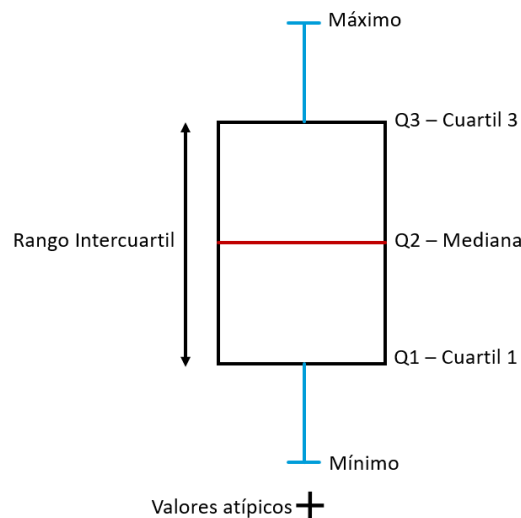


Figura 5 - Componentes de un boxplot

2.3. Diagnóstico objetivo del TDAH

Puesto que este trabajo se centra en diferenciar entre los tipos de TDAH, en este apartado se indican los diferentes métodos clínicos que se utilizan hoy en día para determinar si un paciente presenta una clase u otra de TDAH. Además, se incluye el estado del arte de dichas pruebas clínicas.

2.3.1. Pruebas para diagnosticar el TDAH

El diagnóstico del TDAH se realiza de forma cotidiana mediante los criterios del Manual diagnóstico y estadístico de los trastornos mentales (DSM-5) [2]. Este diagnóstico es fundamentalmente clínico y se centra en cuestionarios respondidos por los padres y educadores del niño, lo que condicionan el diagnóstico debido a la importante subjetividad en las respuestas del entorno del paciente. Algunos de los instrumentos que permiten diagnosticar el TDAH e identificar el tipo, a pesar de la subjetividad implícita son:

- **Escala EDAH:** Las siglas EDAH significan *evaluación del trastorno para el déficit de atención e hiperactividad*. Este método propone un sistema basado en escalas anteriores como la de *Conners* que permite conocer el grado y tipo de TDAH en niños entre 6 y 12 años. Se trata de un cuestionario individual, con una duración de 5 a 10 minutos. Está formado por veinte factores, con dos subescalas de diez factores cada una. Este cuestionario debe ser contestado por el profesor del niño. Las preguntas se responden con una escala de 0 a 3, que indica la frecuencia de un comportamiento del niño; varía desde nada a mucho. Cada una de las respuestas se convierte en una puntuación, el resultado final se contrasta con tablas de baremos que establecen niveles de potencial riesgo de tener TDAH. De acuerdo con el DSM-V superar un nivel en los factores implica presencia de TDAH en el paciente. Si embargo, los autores de esta escala han concluido que debe superarse el nivel en la suma de las dos subescalas. Si esto sucede, hay que determinar la carga de cada factor para poder diagnosticar el tipo de TDAH.

Es un método de diagnóstico muy simple, fácil de utilizar y no intrusivo en la vida del niño. Permite al evaluado hacer una valoración rápida y la clasificación puede dar una orientación del tipo de TDAH y su evolución. En la Figura 6 podemos ver algunas de las preguntas que los profesores del niño deben responder acerca de él y su comportamiento.

Tabla 2. Escala EDAH*

	Nada 0	Un poco 1	Bastante 2	Mucho 3
1. Tiene excesiva inquietud motora				
2. Tiene dificultades de aprendizaje escolar				
3. Molesta frecuentemente a los niños				
4. Se distrae fácilmente, escasa atención				
5. Exige inmediata satisfacción a sus demandas				
6. Tiene dificultad para las actividades cooperativas				
7. Está en las rabes, ensimismado				
8. Deja por terminar la tarea que empieza				
9. Es mal aceptado en el grupo				
10. Niega sus errores y echa la culpa a otros				
11. Emite sonidos de calidad y en situación inapropiada				
12. Se comporta con arrogancia, es irrespetuoso				
13. Intranquilo, siempre en movimiento				
14. Discute y pelea por cualquier cosa				
15. Tiene explosiones impredecibles de mal genio				
16. Le falta el sentido de la regla, de "juego limpio"				
17. Es impulsivo e irritable				
18. Se lleva mal con la mayoría de compañeros				
19. Sus esfuerzos se frustran fácilmente, es inconstante				
20. Acepta mal las indicaciones del profesor				

Figura 6 - ítems de la escala EDAH

- **Escala de Magallanes de la atención visual:** También conocida como EMAV, hay dos versiones que se diferencian en función de la edad.
 - **EMAV-1:** para niños que están iniciando la etapa primaria, hasta los nueve años. Pretende evaluar la capacidad de prestar atención de los niños y la prueba tiene una duración de 6 minutos.
 - **EMAV-2:** para pacientes con una edad superior a nueve años. Busca evaluar la capacidad de prestar atención y concentrarse de los adolescentes y adultos. La prueba tiene una duración de 12 minutos.

El resultado de esta prueba son dos métricas: el índice de atención sostenida (AS) y la calidad de la atención (CA). Estos valores permiten evaluar la atención que el paciente ha sido capaz de prestar en la prueba y la habilidad para retener conocimientos y fijarse en pequeños detalles. También es posible analizar con esta escala la estabilidad emocional. Se trata de una prueba muy relevante y útil para diagnosticar concretamente el TDAH de tipo inatento, puesto que se centra más en la inatención que en la hiperactividad. Es una escala significativa a la hora de estudiar la focalización, mantenimiento y estabilidad del paciente.

La prueba consiste en dos encuestas independientes que se relacionan con el ámbito familiar y el escolar y deben ser completadas por padres y profesores respectivamente. Cada encuesta agrupa diecisiete elementos que se pueden clasificar en tres secciones. Las seis primeras preguntas hacen referencia a la hiperactividad, las siguientes seis a la inatención sostenida y las restantes a la impulsividad. En función de las respuestas tanto de los padres como de los profesores y en base a unos niveles establecidos, se puede determinar la subclase de TDAH presente en el paciente.

Esta prueba no solo determina la presencia de TDAH, sino que también puede identificar el subtipo, pero se trata de una prueba subjetiva al intervenir los familiares y educadores del niño [32].

Tanto la escala de Magallanes como la escala EDAH se basan en una evaluación subjetiva fácilmente sesgada por la experiencia de los padres y educadores del niño, pero hay otras pruebas que si son capaces de determinar la presencia del TDAH de forma objetiva. Es el caso de la **resonancia magnética (MRI)**.

A medida que el niño recibe los estímulos se van estableciendo nuevas conexiones neuronales, se activan las diferentes áreas cerebrales y se crean los neurotransmisores. En el caso de pacientes con TDAH se muestra un retraso madurativo de algunas áreas cerebrales. Se utilizan pruebas clínicas como la resonancia magnética para verificar si un paciente tiene o no TDAH, ya que esta prueba es capaz de mostrar las zonas cerebrales afectadas. Supone una clara ventaja al proporcionar un método completamente objetivo que permite diagnosticar este trastorno, pero requiere una tecnología compleja y es intrusivo en la vida del paciente. Además, no permite determinar el tipo de TDAH, puesto que para conocerlo debemos estudiar la hiperactividad e inatención del sujeto [33].

Otra de las pruebas empleadas para obtener información que nos permite diagnosticar el TDAH es la **electroencefalografía** o **EEG**. Se trata de un estudio que mide la actividad eléctrica en el cerebro mediante electrodos situados en el cuero cabelludo. Las neuronas cerebrales se comunican a través de impulsos eléctricos y están activas todo el tiempo. Es una señal biomédica que permite analizar el sistema nervioso central a través de la generación de señales eléctricas.

También se emplea la **actigrafía** para obtener información del movimiento de los pacientes y analizar estos datos. Se coloca un sensor o actígrafo para estudiar los periodos de sueño y actividad. Esta prueba permite comprender parámetros de sueño como la duración o fragmentación y cuantificar la actividad física del periodo de día. Se trata de una prueba muy útil para el caso de niños, ya que no supone una intrusión en la vida del paciente. En este trabajo se utilizan datos procedentes de actígrafos que proporcionan información del movimiento a la frecuencia de 1 Hz.

2.3.2. Estado del arte sobre diagnóstico del TDAH con Machine Learning

Existen múltiples trabajos que emplean técnicas de *Machine Learning* para diagnosticar diferentes enfermedades. Sin embargo, resulta difícil explicar los parámetros decisivos de los datos de entrada para que la red tome una decisión u otra. Estas redes no indican una relación sencilla e intuitiva ente los resultados y la

explicación clínica. Hay metodologías como los mapas de oclusión o los mapas *Grad-Cam* que sí aportan esta explicación (sección 2.2.2).

El trabajo de *Liang Zou et al* [34], utiliza imágenes MRI junto con técnicas de *Deep Learning* para diagnosticar el TDAH. En dicho artículo, se desarrolla un método de clasificación de TDAH basado en aprendizaje profundo con redes neuronales convolucional 3D aplicadas a imágenes de resonancias magnéticas. Se extraen características significativas de bajo nivel de imágenes MRI. Finalmente se obtuvo una precisión del 69.15 %. En el estudio de *Riaz A et al* [35] se aborda el problema de la clasificación del TDAH mediante imágenes de resonancia magnética funcional y se propone un sistema de aprendizaje automático. La base de datos empleada es la ADHD-200 y la exactitud del sistema utilizado fue 81.8%.

El trabajo de *He Chen, Yan Song y Xiaoli Li* [36] utiliza redes convolucionales junto con la técnica de visualización de mapas de activación de clases ponderado por gradiente, para detectar anomalías en los electroencefalogramas de niños con TDAH. El estudio se centra en diferenciar sujetos con este trastorno y sujetos sanos. Las anomalías estudiadas se derivaron de los niños con TDAH y se compararon con las distribuciones de las potencias relativas en diferentes bandas frecuenciales. En el trabajo de *Cheng Wang et al* [37] se propuso un modelo que combinaba una red convolucional con una red LSTM [6] (*Long Short Term Memory*) para clasificar pacientes con TDAH de los tres tipos y pacientes sanos. Se utilizaron datos de electroencefalograma (EEG) de 144 niños. Mediante métodos de visualización de convolución se determinaron características del modelo propuesto. Los resultados mostraron que el modelo CNN-LSTM alcanzaba una precisión de hasta el 98.23% en un método de validación cruzada de cinco folds, lo que era significativamente mejor que los otros modelos de redes convolucionales del momento. Los resultados de este estudio sugieren que el modelo CNN-LSTM puede identificar eficazmente a los niños con TDAH y sus subtipos. *Cheng Wang et al* distinguen entre pacientes sanos, pacientes con tipo inatento y pacientes con tipo combinado e hiperactivo.

El estudio de Diego Martín Martínez [38] se basó en los datos de 31 Casos y 32 Controles de niños de centros de salud de Castilla y León. Se obtienen los datos mediante actimetría y se fragmentan en ventanas de 15, 30, 90 y 900 segundos. Se analiza el CTM (*central tendency measure*) el SD (*symbolic dynamics*). Se consiguió una precisión de 85.71% y una sensibilidad de 90.32. En este caso no se extraen las características de forma automática como el caso de las redes neuronal. El análisis de *Muñoz et al* [39] utiliza datos de actigrafía. Se emplearon dos acelerómetros situados en la muñeca y el tobillo. Este estudio utilizó los datos de 22 pacientes, 11 de ellos diagnosticados con TDAH y los restantes pacientes sanos. Los datos se convirtieron en imágenes 2D para entrenar una red convolucional. Se logró una precisión de 0.875 para el sensor de la muñeca y una precisión de 0.9375 para el sensor del tobillo. Además, se demostró que hay diferencias estadísticas

significativas entre los dos grupos para el actígrafo de muñeca. En [40] Patricia Amado Caballero, utiliza redes convolucionales y la técnica de visualización de mapas de oclusión y mapas *Grad-Cam* para analizar y comparar los mapas de sujetos sanos y sujetos con TDAH. Realiza este análisis diferenciando grupos por edades y sexos. Al igual que en los estudios de *Muñoz et al* y Diego Martín Martínez, los datos de los pacientes se obtienen mediante actigrafía.

La mayoría de los estudios e investigaciones comentados se basan en pacientes con TDAH y pacientes sanos. Hay pocos estudios en el estado de arte actual que tengan en cuenta los diferentes tipos de TDAH e intenten analizar sus características. La principal innovación de este trabajo frente a otros es buscar diferencias significativas entre pacientes con tipo inatento y combinado. Como hemos podido ver, los métodos de aprendizaje automático tradicionales están siendo sustituidos progresivamente por métodos basados en *Deep Learning*. Pruebas clínicas como la resonancia magnética o la EEG comentadas en la sección 2.3.1, se combinan con técnicas de aprendizaje profundo para diagnosticar el TDAH. Los métodos actimétricos son cada vez más empleados debido a su bajo coste, poca intrusión en la vida cotidiana del paciente y eficacia. Podemos concluir que, de acuerdo con la literatura actual, los datos de actigrafía junto con técnicas de aprendizaje profundo consiguen una alta precisión en el diagnóstico del TDAH.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

En este estudio se ha partido de los datos de 102 niños y niñas diagnosticados con tipo de TDAH combinado o inatento. Los pacientes con TDAH de tipo hiperactivo se han excluido del análisis debido al reducido número de datos disponibles. La información de los 16 pacientes con TDAH hiperactivo es insuficiente para poder realizar un estudio con resultados concluyentes. Estos datos se obtienen de un actígrafo, que se encarga de medir la aceleración del movimiento del paciente. El objetivo de este trabajo es analizar y estudiar las características y diferencias entre los dos tipos de TDAH en los grupos establecidos por sexo y la edad. Este procesamiento de los datos es el mismo que se ha realizado en el estudio de Patricia Amado Caballero en [3] y [4].

3.1. Preprocesamiento de los datos

En la Figura 7 podemos ver un esquema del preprocesado básico de los datos para todos los grupos.

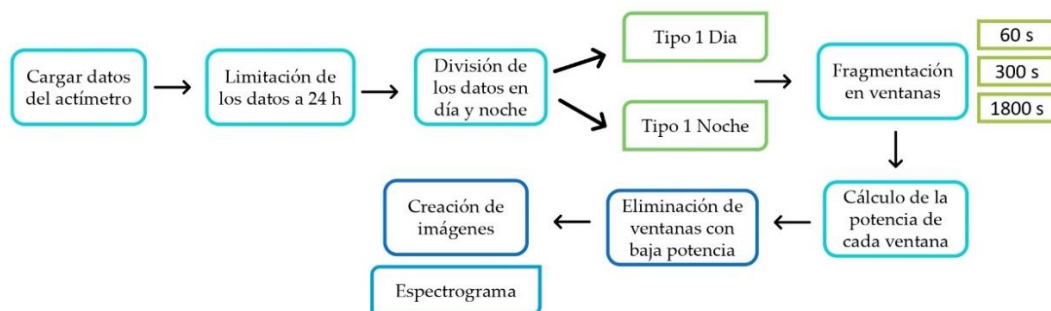


Figura 7 - Preprocesamiento de los datos

El proceso detallado de la figura previa consta de los siguientes pasos:

- **Carga de los datos:** de cada uno de los pacientes se dispone de un fichero *.dat*, del cual se cargan todos los datos que el actímetro ha ido obteniendo a la frecuencia de muestreo de 1 Hz.
- **Limitación de los datos a 24 horas:** se reduce el número de datos por paciente a 86400, puesto que se obtiene un dato cada segundo y se buscan los datos de las primeras 24 horas.
- **División en día y noche:** se utiliza una máscara que devuelve como resultado 0 o 1 en función de si corresponde al periodo de día o de noche.
- **Fragmentación en ventanas:** se analizan grupos de movimiento de 1, 5 y 30 minutos. Son periodos de corta, media y larga duración. En base a esto y a la frecuencia de muestreo del actígrafo, se obtienen vectores de 60, 300 y 1800 muestras. Estos vectores tienen un *overlap* o solapamiento del 66,67%. Por tanto, para una ventana de 1800 muestras, el solapamiento es de 1200 datos.
- **Cálculo de la potencia de la ventana:** para cada una de las ventanas de los tres grupos de movimiento se calcula la potencia en base a la siguiente fórmula: $P = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |x[n]|^2$, con N el tamaño de los datos de la ventana. Se analizan la potencia de todas las ventanas mediante histogramas y se eliminan las ventanas con potencia inferior a 0.022 o 0.020 (en función del periodo de día o noche). El motivo de esta reducción de ventanas es que los datos sin información de movimiento no son relevantes. La clasificación y correcto diagnóstico se basa en la información del movimiento del paciente; si está en periodo de reposo o dormido no aporta información útil para la red. Como se va a utilizar una red convolucional, se pueden eliminar estos vectores sin inconvenientes puesto que la dependencia temporal no afecta.

En la Figura 8 podemos ver la distribución de la potencia de las ventanas de TDAH tipo combinado para el grupo de chicas en el periodo de Día. Se aprecia que hay un gran número de ventanas con potencia prácticamente nula. Estos vectores se eliminan, de modo que el nuevo histograma es el de la Figura 9.

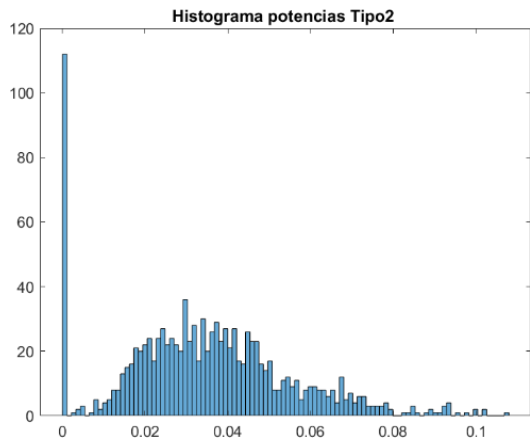


Figura 8 - Histograma de las potencias de Chicas

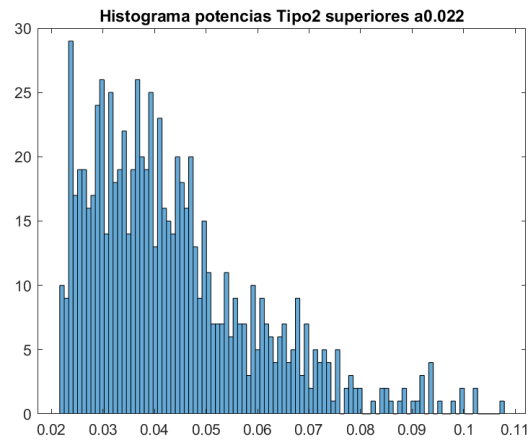


Figura 9 - Histograma de las potencias de ventanas de Chicas cuya potencia supera el umbral

- Creación de imágenes:** una vez seleccionados los vectores que son relevantes para la red para los tres periodos de movimiento se utiliza la técnica del espectrograma para obtener las imágenes correspondientes. Para este objetivo se hace uso de la función *spectrogram* de Matlab [41]. Esta función usa una ventana de *Hamming* para dividir los datos y sobre estos calcula la transformada corta de Fourier. El resultado de esta operación es un vector complejo, del cual se calcula el valor absoluto para obtener el espectrograma. El resultado final es una matriz de 129x55 para todos los periodos de movimiento tanto en la etapa diurna como nocturna.

En la Figura 10 se muestran los espectrogramas obtenidos para el grupo de primaria durante el periodo diurno para actividades de corta, media y larga duración. Estas imágenes son de un paciente con TDAH tipo inatento (tipo 1).

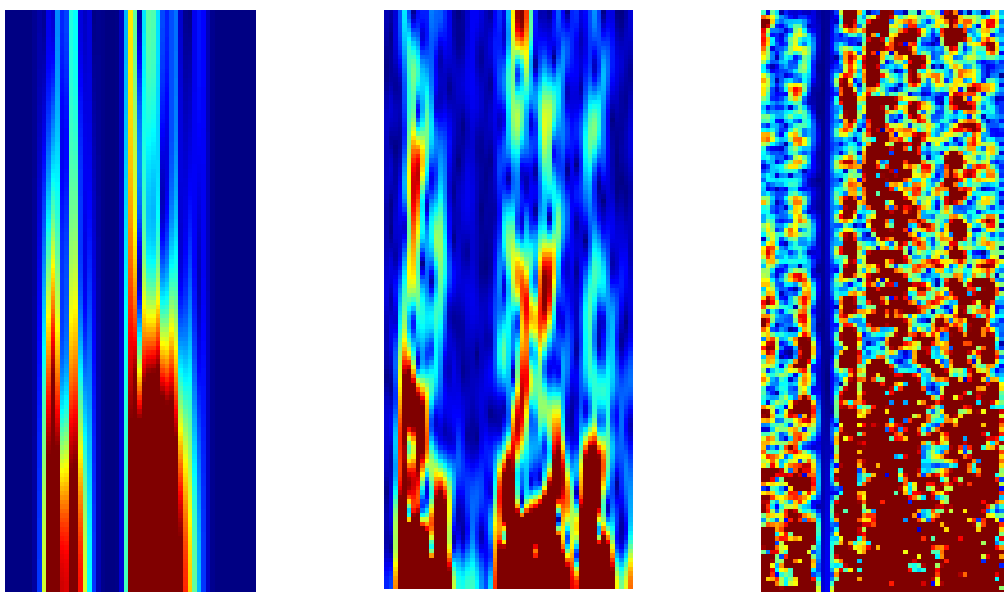


Figura 10 - Espectrogramas de actividades de 60 s (izquierda), 300 s (centro) y 1800s (derecha)

3.2. Entrenamiento de la red convolucional

En estudios previos de Patricia Amado Caballero sobre el TDAH [4] [3] se utilizó una red convolucional para diferenciar entre pacientes con trastorno por déficit de atención e hiperactividad y pacientes sanos. Uno de los objetivos de este estudio es analizar las presentaciones de la red convolucional para diferenciar entre dos tipos de TDAH, el inatento y el combinado. Como se ha mencionado previamente, en este trabajo el inatento se va a denominar Tipo 1 y el combinado Tipo 2.

3.2.1. Red convolucional

Se ha empleado la misma red convolucional que utiliza Patricia Amado Caballero en sus trabajos [3] y [4]. Esta decisión se toma ya que los resultados de estas redes con datos que proceden de actígrafos son buenos y se adecuan al problema planteado en este proyecto. En la Figura 11 podemos ver las principales capas de la red convolucional utilizada. En la sección 2.2.1.1 se detalla el funcionamiento de estos tipos de capas.

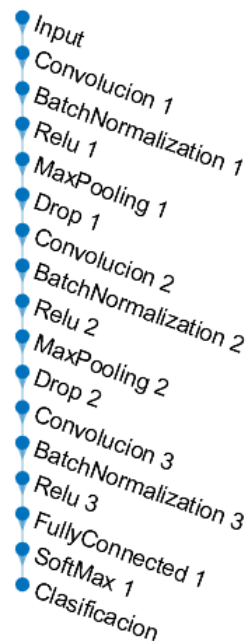


Figura 11 - Capas de la red convolucional

Se entrena la red con las imágenes de cada uno de los pacientes de entrenamiento. Para los grupos de primaria y chicos se utiliza la validación cruzada con k folds, pero para los grupos de chicas y secundaria la validación *leave one out*. Ambos tipos se explican en la sección 2.2.1.2. Esta decisión se toma ya que para chicos y primaria el número de datos es elevado, mientras que para los conjuntos de datos de secundaria

y chicas el número de pacientes del estudio es muy reducido. La validación *leave one out* permite reducir el error y el coste computacional es asumible en chicas y secundaria ya que hay pocos datos.

La precisión de la red se calcula mediante los datos de test, pero no se obtiene un diagnóstico por cada persona. La red etiqueta todas las imágenes de un paciente como Tipo 1 o Tipo2, pero se requieren clasificadores para tener un diagnóstico final del paciente.

3.2.1.1. Parámetros de entrenamiento

Una vez procesados los datos para obtener las imágenes y diseñada la red convolucional se definen los parámetros de entrenamientos que se pueden ver en la Tabla 2.

Algoritmo	Iteraciones	BatchSize	Tasa inicial de aprendizaje
SGDM	75	32	0,01

Tabla 2 - Parámetros de entrenamiento

Esto implica que el algoritmo que se está empleando es *Stochastic Gradient Descent with Momentum* o SGDM. Se trata de un método de optimización que sigue la dirección contraria del gradiente para minimizar el error. *Momentum* es una extensión de este algoritmo que permite acelerar la búsqueda del mínimo.

3.2.2. Sectorización de pacientes

Se han realizado un total de 24 entrenamientos, correspondientes a la siguiente clasificación:

- **Sexo:** se dividen los pacientes por sexo masculino y femenino.
- **Edad:** se dividen los pacientes en primaria (6-11 años) y secundaria (12-15 años).

En base a los cuatro grupos definidos por sexo y edad se entrenan estos datos en función de:

- **Periodo de actividad:** se realizan entrenamientos de la red separados para el horario nocturno y diurno.
- **Grupos de movimiento:** se ejecutan entrenamientos independientes para periodos de corta, media y larga duración. Esto hace referencia a las ventanas de 60, 300 y 1800 datos. Puesto que la frecuencia es de 1 Hz, son periodos de 1, 5 y 30 minutos.

De acuerdo con diferentes estudios [42], se ha demostrado que el TDAH es más frecuente en los hombres, por lo que resulta coherente realizar una división en función del sexo de los pacientes. Por otro lado, se ha explicado en la sección 2.1.4 que los síntomas varían en función de la edad, motivo por el cual es razonable crear una nueva división en base a la edad de sujetos. Una vez creados estos cuatro conjuntos de datos, se analiza el periodo de actividad y se estudia el movimiento en intervalos de corta, media y larga duración. Entrenado un total de 24 redes.

En la Tabla 3 se puede ver el número de pacientes de este estudio utilizado para entrenar y evaluar la red en los cuatro subgrupos.

Subgrupo	Tipo 1 (Inatento)	Tipo 2 (Combinado)
Chicos	30	50
Chicas	10	12
Primaria	36	57
Secundaria	4	5

Tabla 3 - Número de pacientes de cada grupo

Tras aplicar todo el preprocesado de la sección 3.1, se obtiene un número de imágenes por pacientes. Todas estas imágenes se dividen en los grupos de *train* y *test* con los que se entrena la red y se verifica su precisión. Hay un total de 24 redes entrenadas. Para los grupos de primaria y chicos se utilizan 10 *folds* en los entrenamientos de las redes. En el caso de chicas y secundaria el número de *folds* de entrenamiento se reduce. De acuerdo con [43], la precisión de las redes convolucionales puede disminuir considerablemente si los datos de entrenamiento no están equilibrados. Para solventar este problema, se ha equilibrado el número de datos que hay de tipo inatento y de tipo combinado para los cuatro subgrupos.

De esta forma el número de imágenes obtenidas para el entrenamiento de la red se pueden ver en la Tabla 4 y la Tabla 5. Analizando los datos de estas tablas, se puede ver que el número de imágenes de las dos clases de TDAH es similar. Hay que destacar que prácticamente en todos los grupos hay más imágenes del subtipo combinado.

	Primaria		Secundaria	
	Tipo1	Tipo2	Tipo1	Tipo2
Día 1800	2290	2370	340	429
Día 300	16867	17373	1883	2386

Día 60	89324	91931	10267	12912
Noche 1800	572	588	44	70
Noche 300	558	563	81	119
Noche 60	7702	7908	703	987

Tabla 4 - Imágenes utilizadas en los entrenamientos para los grupos de primaria y secundaria

	Chicos		Chicas	
	Tipo1	Tipo2	Tipo1	Tipo2
Día 1800	2518	2613	698	773
Día 300	13910	14451	4841	5333
Día 60	74552	77368	25397	27927
Noche 1800	471	483	93	103
Noche 300	437	454	1393	1555
Noche 60	6195	6408	2836	3168

Tabla 5 - Imágenes utilizadas en los entrenamientos para los grupos de chicos y chicas

3.3. Clasificación

Una vez que se ha entrenado la red para los cuatro subgrupos con las imágenes de los pacientes, se obtiene como resultado una clasificación de todas las imágenes. Por tanto, un paciente que padece TDAH de tipo 2 (combinado), del cual se han creado 100 imágenes tendrá como resultado del entrenamiento de la red una etiqueta para cada una de las 100 imágenes. Algunas de esas imágenes estarán clasificadas como tipo 1 y otras como tipo 2. Puesto que la red no proporciona una etiqueta por paciente, sino que separa en dos tipos todas las imágenes, es necesario hacer uso de los clasificadores para analizar la precisión del sistema en el diagnóstico.

Hay que tener en cuenta que el número de datos de ambas clases de TDAH se ha equilibrado para evitar *overfitting* (sección 2.2.1.1). En la Tabla 6 podemos ver el número de pacientes utilizados en los conjuntos de *train* y *test* de cada uno de los subgrupos:

Subgrupo	Entrenamiento	Test
Chicos	48	12

Chicas	18	4
Primaria	58	14
Secundaria	7	2

Tabla 6 - Número de pacientes que forman los grupos de train y test

En la Figura 12 se muestra un esquema del proceso que se sigue para obtener las imágenes etiquetadas como tipo 1 o tipo 2 de TDAH.

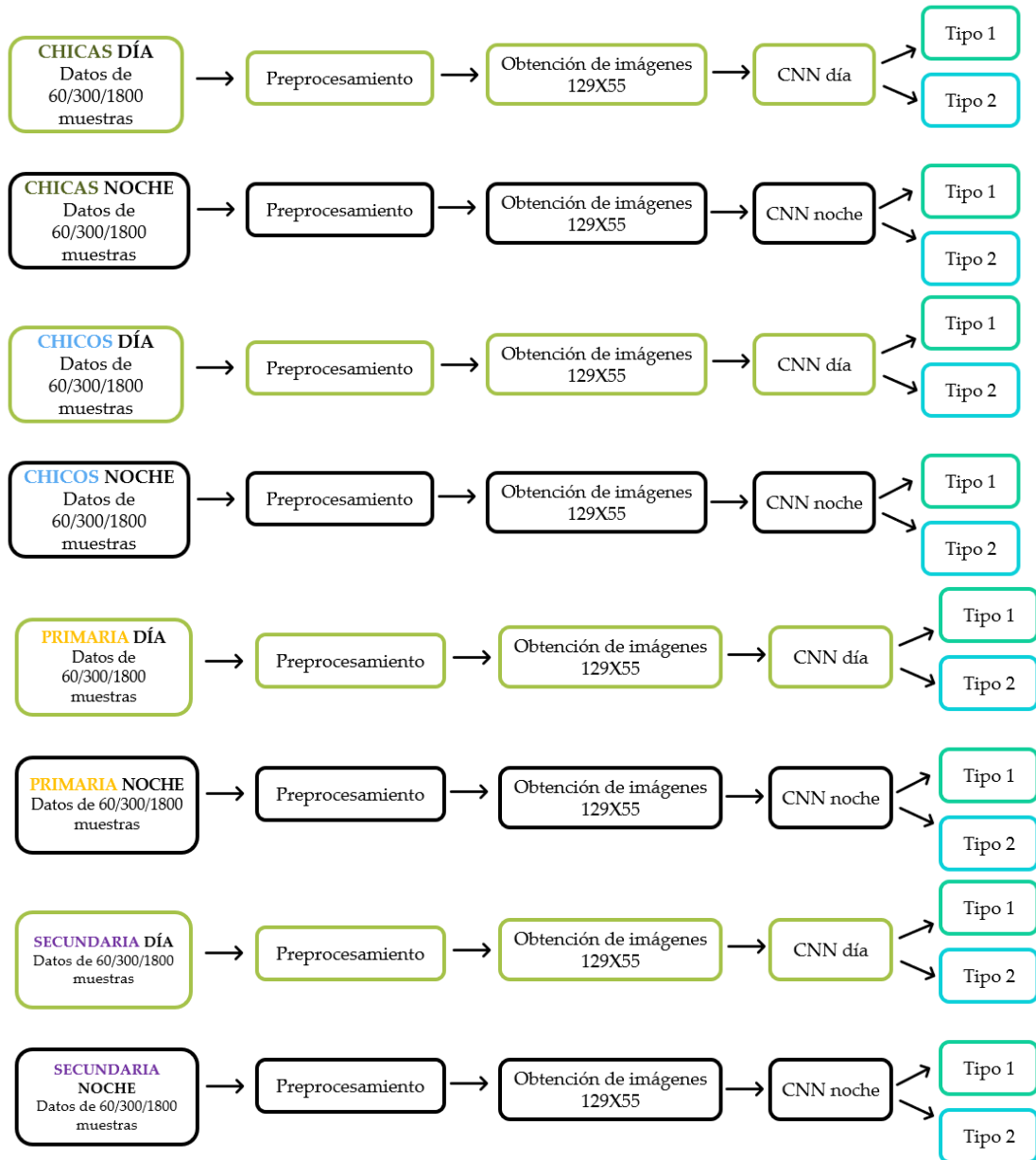


Figura 12 - Esquema del proceso de entrenamiento para todos los grupos

Una vez que las imágenes de los pacientes han pasado por la red, se combinan los resultados de la red de día, por una parte, y de noche, por otra. De esta forma se consigue obtener el porcentaje de imágenes del periodo de día que la red clasifica como TDAH tipo 1 y el de tipo 2. Siguiendo el mismo procedimiento obtenemos el porcentaje de imágenes del periodo nocturno que la red etiqueta como tipo inatento

y combinado. Se utilizan los porcentajes del grupo de *train* de la red convolucional para entrenar unos clasificadores 2D. En la sección 2.2.1.4 se explican detalladamente el fundamento teórico de los clasificadores empleados. Estos clasificadores utilizan los porcentajes de los dos periodos estudiados, para dar como resultado un diagnóstico final por paciente, indicando si padece TDAH de tipo inatento o combinado. En la Figura 13 se detalla el esquema de este proceso.

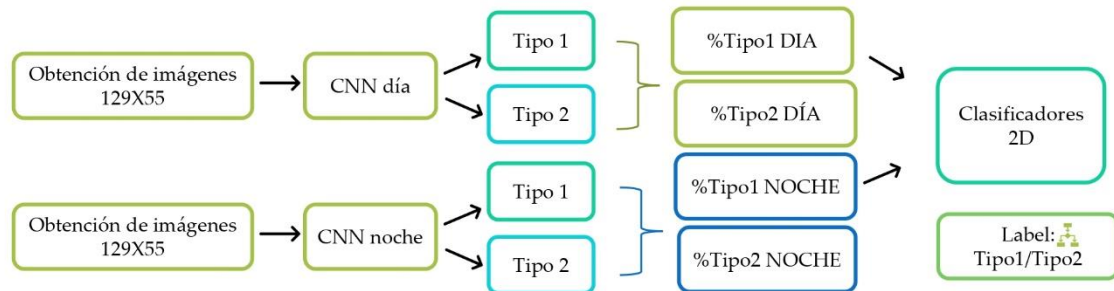


Figura 13 - Esquema del proceso de clasificación

3.4. Mapas de oclusión

Una vez que se dispone de la red entrenada, con la precisión para cada uno de los grupos bajo estudio, se plantea la posibilidad de dar un paso más y utilizar técnicas que permitan analizar una posible relación entre el funcionamiento de la red convolucional y las imágenes de entrada. Es decir, se pretende buscar qué secciones o zonas de las imágenes influyen más en la clasificación de los pacientes como tipo inatento o combinado en todos los grupos. Como se ha mencionado en la sección 2.2.2, existen diferentes técnicas de interpretación, pero en este estudio se utilizan los mapas de oclusión.

Con el propósito de obtener los mapas de oclusión se van a realizar y explicar a continuación los siguientes pasos:

- Selección de los datos de entrada que den los mejores resultados en la clasificación.
- Creación de los mapas.
- Interpretación de los mapas.

3.4.1. Selección de los datos de entrada

La red neuronal empleada está formada por la capa *fully connected* y la capa *softmax*. Esta última capa da como resultado la probabilidad de que una imagen pertenezca

a la categoría de TDAH tipo 1 o tipo 2. Se han seleccionado los datos de entrada cuya probabilidad de pertenecer al tipo de TDAH correcto es superior al 90% para garantizar que trabajamos con las imágenes que mejor clasifica la red.

Este nuevo procesamiento de los datos, la generación de los mapas y la interpretación se ha realizado exclusivamente para las imágenes de periodos de actividad de media hora. Esta decisión se toma en base a que los resultados de los clasificadores para el diagnóstico son superiores a los obtenidos para los periodos de 1 y 5 minutos, como se verá en la sección 4.1.1.

Periodo 1800 segundos (actividades de larga duración)		
	Tipo 1	Tipo 2
Día Primaria	1195	1755
Noche Primaria	336	442
Día Secundaria	129	257
Noche Secundaria	27	56
Día Chicos	1756	2602
Noche Chicos	353	285
Día Chicas	146	432
Noche Chicas	31	85

Tabla 7 - Número de imágenes para maximizar la salida de la red

3.4.2. Creación de los mapas

Los espectrogramas que se utilizan en este estudio proceden de datos de actimetría y representan información en tiempo-frecuencia. El objetivo es ver si los patrones más representativos de las imágenes ocurren en frecuencias altas, medias o bajas y en qué zonas de la ventana temporal. Esta información la proporcionan los mapas. Se ha empleado la técnica de los mapas de oclusión descritos en la sección 2.2.2

A medida que se obtiene el mapa de oclusión de cada una de las imágenes de máxima activación para un paciente de tipo 1 o 2 de TDAH se calcula el mapa global del paciente. Para obtener este mapa se realiza el promedio entre todos los mapas de ese paciente del estudio.

En la Figura 14 podemos ver un ejemplo del mapa de oclusión obtenido para el periodo diurno, para una chica diagnosticada como TDAH de tipo 1. En esta misma figura, a la derecha se puede apreciar el mapa de oclusión para una chica

diagnosticada como TDAH tipo 2. Estos mapas se han obtenido para los periodos diurno y nocturno para los grupos por edades y sexos: chicos, chicas, primaria y secundaria.

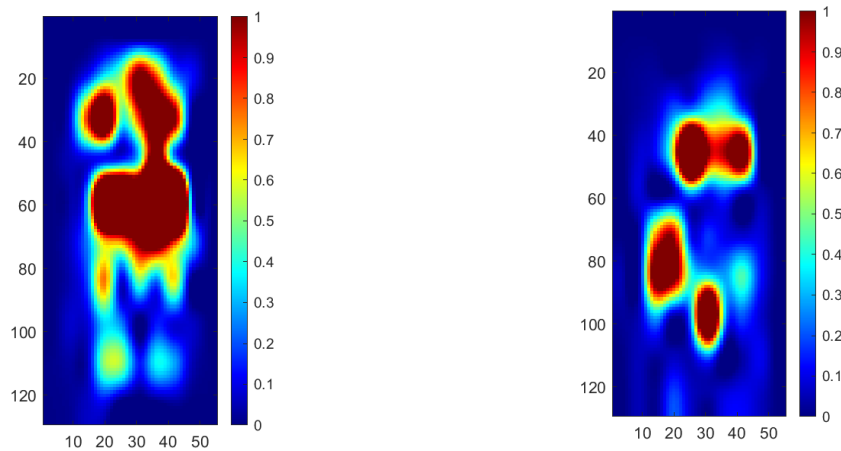


Figura 14 - Mapa de ocusión TDAH del grupo de chicas en periodo diurno Tipo 1 (Izquierda) y Tipo 2 (Derecha)

3.5. Modelo de ajuste por mezcla de gaussianas (GMM)

Una vez que se han obtenido los mapas de ocusión se pretende analizar los mapas mediante un estudio estadístico basado en mezclas de gaussianas (*Gaussian mixture modelling*). Con estas gaussianas se buscan los máximos de los mapas y se obtienen los *pValores* correspondientes. Finalmente se analizan estos parámetros, para comprender si son decisivos en el diagnóstico de los dos tipos de TDAH.

3.5.1. Parámetros de la mezcla de gaussianas

Para realizar este estudio se van a utilizar dos o tres gaussianas (bivariantes) que se situarán en los máximos de los mapas de ocusión. Para colocar las gaussianas en un plano 2D, es necesario hacer uso de dos coordenadas que se denominan X e Y. Estas gaussianas se van a generar mediante sus parámetros característicos que se explican a continuación:

- **Media X:** es la esperanza correspondiente a la primera coordenada. Se puede ver en la Figura 15.
- **Media Y:** es la esperanza correspondiente a la segunda coordenada. Se puede ver en la Figura 15.
- **Sigma X:** es la desviación típica de la primera coordenada, es una métrica que se utiliza para cuantificar la dispersión de un conjunto de datos numéricos. Se puede ver en la Figura 15.
- **Sigma Y:** es la desviación típica de la segunda coordenada, al igual que el parámetro anterior se utiliza para cuantificar la dispersión de un conjunto de datos. Se puede ver en la Figura 15.

- **Rho:** es el coeficiente de correlación de ambas coordenadas de la gaussiana.

La función de densidad de la gaussiana esta multiplicada por el **peso** (p_i). Este parámetro indica la importancia que tiene la gaussiana. El peso total de las gaussianas utilizadas debe ser uno.

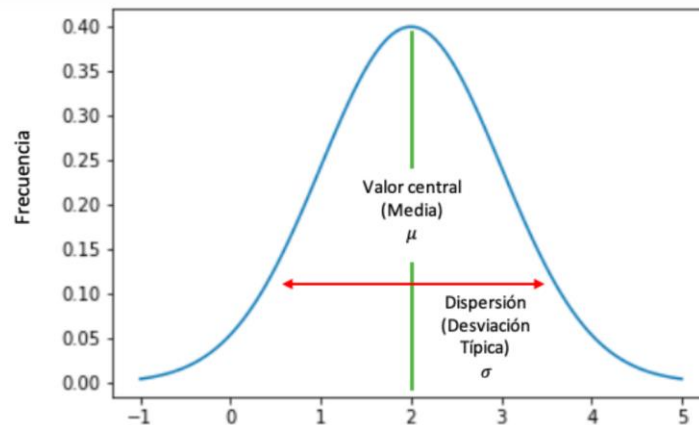


Figura 15 - Parámetros de una gaussiana

En el caso en el que se utilizan dos gaussianas, se trabaja con los siguientes parámetros:

- **Pesos:** peso1 y peso2. El peso2 se calcula como $1 - \text{peso1}$, solo hay un parámetro libre.
- **Medias:** media11, media12, media21, media22
- **Desviaciones típicas:** sigma11, sigma12, sigma21 y sigma22
- **Coefficiente de correlación:** rho1 y rho2

Hay que tener en cuenta que tenemos múltiples medias y desviaciones típicas. Los parámetros con nombre *mediaXY* hacen referencia a la media de la coordenada Y de la gaussiana X. Hay dos coordenadas por cada una de las dos gaussianas. Ocurre lo mismo para las desviaciones típicas, los parámetros con nombre *sigmaXY* hacen referencia a la desviación típica de la coordenada Y de la gaussiana X.

En el caso de que se realice el mismo estudio con tres gaussianas afectan los siguientes parámetros:

- **Pesos:** peso1, peso2, peso3. Hay dos parámetros libres, $\text{peso3} = 1 - \text{peso1} - \text{peso2}$ y $\text{peso2} = 1 - \text{peso1} - \text{peso3}$.
- **Medias:** media11, media12, media21, media22, media31, media32
- **Desviaciones típicas:** sigma11, sigma12, sigma21, sigma22, sigma31, sigma32.
- **Coefficiente de correlación:** rho1, rho2 y rho3

En el caso de incorporar las tres gaussianas hay que añadir al anterior modelo el peso, media, desviación típica y coeficiente de correlación propio de la tercera gaussiana. Los parámetros con nombre *mediaXY* y *sigmaXY* representan la media y desviación típica de la coordenada Y de la gaussiana X. Al igual que en el estudio con dos gaussianas, la Y solo puede tomar los valores de 1 y 2, ya que hay dos coordenadas. En cambio, la X puede hacer referencia a una de las tres gaussianas.

3.5.2. Análisis estadístico de los parámetros

Para llevar a cabo este análisis se cargan los mapas de la etapa diurna y de nocturna para los periodos de 1800 segundos, ya que son los mapas con los que se ha realizado la interpretación cualitativa. Se crea una red del tamaño de los mapas mediante el comando *meshgrid()* de Matlab, en este caso de 129x55. Se ha utilizado un modelo de ajuste basado en mezcla de gaussianas para cada uno de los mapas de oclusión. Se denomina $m(x,y)$ al mapa de oclusión en el punto x,y .

El ajuste se obtiene mediante la siguiente fórmula

$$\min_{p_1, p_2, \dots, p_M, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M} \sum_{i=1}^M ((m(x,y) - \sum_{i=1}^M p_i f(x,y; \theta_i))^2) \quad [13]$$

La fórmula de ajuste depende de M, el número total de gaussianas empleadas. Hay que tener en cuenta que θ_i es el vector $[\eta_{xi} \ \eta_{yi} \ \sigma_{xi} \ \sigma_{yi} \ \rho_{xiyi}]$. Este vector incluye los siguientes parámetros de la gaussiana i:

- η_{xi} : media de la coordenada x.
- η_{yi} : media de la coordenada y.
- σ_{xi} : desviación típica de la coordenada x.
- σ_{yi} : desviación típica de la coordenada y.
- ρ_{xiyi} : el coeficiente de correlación de las dos coordenadas.

El subíndice i hace referencia a una de las gaussianas. El objetivo de este análisis es ver diferencias en los ajustes mediante mezclas de gaussianas para los mapas de pacientes con TDAH inatento y combinado. Para lograr este objetivo, se establecen los siguientes pasos:

- Se busca la gaussiana dominante para cada uno de los datos del estudio, es decir, la gaussiana que tenga mayor peso p_i . Se define el vector de los parámetros de la gaussiana de mayor peso. El resultado es una matriz de MxN, con tantas filas como mapas se estén analizando y tantas columnas como parámetros de la gaussiana se usen. En el caso de dos gaussianas son 12 parámetros, en el caso de tres son 18.

- Los parámetros del vector se analizan y comparan para ver si hay diferencias entre ellos. Se realiza una prueba de gaussianidad; si los parámetros siguen esta distribución, se aplica una función $ttest2()$, que realiza una *prueba t* de dos muestras adaptada a la varianza. Si no se cumple la gaussianidad, se ejecuta una función $ranksum()$ [41][30]. Esta función devuelve el *p-valor* de una prueba de suma de rangos de *Wilcoxon* bilateral. Ambos tests de hipótesis se explican detalladamente en la sección 2.2.3.1.
- Se realiza la prueba que sea necesaria para cada uno de los parámetros del vector θ_i . El resultado es el *pValor*, del cual se buscan diferencias significativas. El resultado del test se considera estadísticamente significativo cuando el *pValor* asociado es inferior a 0.05.

Finalmente, se obtiene una matriz de *pValores* para los periodos de día y de noche con tantas columnas como gaussianas en la mezcla y N filas correspondientes a los parámetros de cada una de las gaussianas. El número de parámetros puede cambiar en función del número de gaussianas utilizadas. El resultado para el análisis de dos gaussianas tiene la siguiente estructura:

$$p = \begin{bmatrix} p_1 & p_2 \\ \theta_1 & \theta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p1 & p2 \\ \eta_{x1} & \eta_{x2} \\ \eta_{y1} & \eta_{y2} \\ \sigma_{x1} & \sigma_{x2} \\ \sigma_{y1} & \sigma_{y2} \\ \rho_{x1y1} & \rho_{x2y2} \end{bmatrix} \quad [13]$$

En el caso de tres gaussianas, los resultados de los *pValores* se presentan de la siguiente forma:

$$p = \begin{bmatrix} p_1 & p_2 & p_3 \\ \theta_1 & \theta_2 & \theta_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p1 & p2 & p3 \\ \eta_{x1} & \eta_{x2} & \eta_{x3} \\ \eta_{y1} & \eta_{y2} & \eta_{y3} \\ \sigma_{x1} & \sigma_{x2} & \sigma_{x3} \\ \sigma_{y1} & \sigma_{y2} & \sigma_{y3} \\ \rho_{x1y1} & \rho_{x2y2} & \rho_{x3y3} \end{bmatrix} \quad [14]$$

Para ambos casos, de dos o tres gaussianas, se analizan estos parámetros para determinar si el *pValor* asociado al test de igualdad de valores proporciona un *pValor* inferior a 0.05. Si esto ocurre, se puede afirmar que se trata de un parámetro de la gaussiana significativo para tomar una decisión en el diagnóstico del tipo de TDAH.

4. RESULTADOS

4.1. Resultados del diagnóstico de TDAH

Una vez explicada la red utilizada para clasificar las imágenes de los dos tipos de TDAH en la sección 3.2, se presentan los resultados del entrenamiento de la red para clasificación de espectrogramas, así como los datos obtenidos al aplicar los clasificadores.

Antes de realizar la sectorización por grupos de edad y sexo, se ha entrenado la red para los diferentes periodos de actividades independientemente de si son chicos, chicas o pertenecen al grupo de primaria o secundaria. Los resultados se pueden ver en la Tabla 8.

	Día	Noche
60 s (corta duración)	59.27%	59.78%
300 s (media duración)	60.32%	67.77%
1800 s (larga duración)	64.01%	74.00%

Tabla 8 - Precisión de la red sin sectorización de pacientes

Al igual que en estudios previos [4] [3], podemos ver que la precisión en el periodo de noche es superior al de la etapa diurna en prácticamente todos los casos. Además, las imágenes de 1800 segundos contienen más información útil que la de 60 o 300 segundos, esto es, la precisión de la red diferenciando los tipos de TDAH es superior mediante periodos de larga duración en comparación con los periodos de corta y media duración.

4.1.1. Resultados de la clasificación de imágenes de la CNN

En esta sección se presentan en la Tabla 9, los resultados que se han obtenido al entrenar la red y evaluar su precisión para los diferentes grupos explicados previamente. Para todas las categorías se muestra el porcentaje de imágenes clasificadas correctamente, en actividades de corta, media y larga duración; es decir de 60, 300 y 1800 segundos. Además, hay dos resultados, uno para el periodo diurno y otro para la etapa nocturna.

Grupos por edades		
Secundaria		
Longitud de la ventana	Día	Noche
60	52.38%	66.62%
300	56.42%	57.20%
1800	57.56%	66.62%
Primaria		
Longitud de la ventana	Día	Noche
60	54.80%	55.01%
300	60.43%	57.79%
1800	68.94%	63.91%
Grupos por sexos		
Chicos		
Longitud de la ventana	Día	Noche
60	52.76%	53.07%
300	53.20%	58.71%
1800	60.39%	66.25%
Chicas		
Longitud de la ventana	Día	Noche
60	50.46%	53.30%
300	53.87%	52.95%
1800	53.68%	58.14%

Tabla 9 - Exactitud del conjunto de datos de test tras entrenar la CNN para todos los grupos

Analizando los resultados podemos determinar que en general la red del periodo nocturno tiene mayor precisión y diferencia correctamente los espectrogramas de los dos tipos de TDAH. Si se analizan los grupos por edades podemos ver que el grupo de primaria presenta una mayor exactitud durante el periodo diurno; en el caso de la etapa de secundaria los mejores resultados son en la etapa nocturna. Estudiando los grupos por sexos se pueden ver ciertas diferencias entre la precisión de la red de chicos y chicas. En general para el grupo de chicos la precisión es mayor que para el caso de las chicas; esta diferencia es más notable en las ventanas de 1800 segundos. Hay que tener en cuenta, que para entrenar la red se ha utilizado la validación cruzada con *k-folds*, explicada en la sección 2.2.1.2. Para grupos en los que hay pocos datos, como es el caso del conjunto de chicas y de secundaria se ha empleado la

validación cruzada *leave one out* para mejorar la exactitud de la red convolucional y reducir el error.

Cabe recordar, que la red convolucional por sí misma no determina si un paciente tiene un tipo u otro de TDAH, sino que clasifica cada una de las imágenes de un sujeto del estudio. Por tanto, para evaluar realmente el sistema, es necesario utilizar clasificadores que, con los porcentajes calculados de los resultados de la CNN, sean capaces de determinar el tipo de TDAH que padece un paciente.

4.1.2. Resultados de los clasificadores

En la Tabla 10 se presentan los resultados de los clasificadores para cada uno de los grupos en función de la longitud de la ventana. Como se comentaba en la sección 3.3, los clasificadores usan los resultados de la red diurna y nocturna, por lo que dan por cada paciente un único resultado. De esta forma se indica si se trata de un niño con TDAH de tipo inatento o combinado.

Grupos por edades	
Secundaria	
Longitud de la ventana	Exactitud
60	62.50%
300	75.33%
1800	95.30%
Primaria	
Longitud de la ventana	Exactitud
60	75.50%
300	87.50%
1800	96.14%
Grupos por sexos	
Chicos	
Longitud de la ventana	Exactitud
60	75.03%
300	80.24 %
1800	85.64%
Chicas	
Longitud de la ventana	Exactitud
60	60.33%
300	75.00%
1800	88.75%

Tabla 10 - Diagnóstico mediante clasificadores para todos los grupos

En la Tabla 11, Tabla 12, Tabla 13 y Tabla 14 se presentan las distintas métricas explicadas en la sección 2.2.1.3 para cada uno de los cuatro grupos analizados en este trabajo. Estudiando las razones de verosimilitud de actividades de corta, media y

larga duración, podemos ver que estas métricas son más relevantes para las actividades de 1800 segundos. Para estos casos la razón de verosimilitud tipo 1 suele ser buena y en algunos grupos muy relevante, de acuerdo con la Tabla 1. En el caso de la razón de verosimilitud tipo 2, también tiende a ser buena y para los grupos de primaria y chicos es muy relevante.

Para las actividades de 60 y 300 segundos hay razones de verosimilitud poco relevantes y algunas métricas como la sensibilidad no son elevadas. Esto se debe a que, en actividades de corta y media duración, hay un número significativo de falsos tipo 1 y tipo 2. Además, en los grupos de chicas y secundaria hay pocos datos para el entrenamiento, esto provoca que un fallo en el diagnóstico tenga mayor impacto en las métricas.

SECUNDARIA	Sensibilidad	Especificidad	VPT1	VPT2	LRT1	LRT2
60	1.00	0.50	0.57	1.00	2.00	0.00
300	0.97	0.83	0.67	0.87	6.01	0.031
1800	0.800	0.89	0.98	0.67	7.61	0.224

Tabla 11 - Métricas para el grupo de Secundaria

PRIMARIA	Sensibilidad	Especificidad	VPT1	VPT2	LRT1	LRT2
60	0.67	0.77	0.67	0.65	2.91	0.42
300	0.75	1.00	1.00	0.80	10.71	0.26
1800	0.97	0.96	0.96	0.99	24.25	0.03

Tabla 12 - Métricas para el grupo de Primaria

CHICOS	Sensibilidad	Especificidad	VPT1	VPT2	LRT1	LRT2
60	0.60	0.75	0.8	0.76	2.40	0.53
300	0.67	0.83	0.86	0.73	3.94	0.39
1800	0.89	0.87	0.71	0.80	6.38	0.19

Tabla 13 - Métricas para el grupo de Chicos

CHICAS	Sensibilidad	Especificidad	VPT1	VPT2	LRT1	LRT2
60	0.56	0.57	0.60	0.57	1.30	0.77
300	0.65	0.56	0.54	0.87	1.47	0.62
1800	0.96	0.80	0.62	0.86	4.80	0.05

Tabla 14 - Métricas para el grupo de Chicas

4.1.3. Diagramas de dispersión

En las siguientes imágenes podemos comparar los diagramas de dispersión o *scatter plots*, para los distintos grupos en los diferentes periodos de actividad. Con estas representaciones, podemos tener en cuenta la cantidad de falsos tipo 1 o tipo 2 y ver cómo afectan a las diferentes métricas calculadas previamente. En todas las imágenes se representan los datos de acuerdo con el siguiente código de colores.

- Verdadero tipo 1
- Falso Tipo 1

- **Verdadero tipo 2**

- **Falso Tipo 2**

En los ejes de los diagramas se muestran los porcentajes de imágenes de un paciente clasificadas como tipo combinado de TDAH en el periodo de día y de noche. Por lo tanto, el verdadero tipo 1 está cerca de la esquina inferior izquierda, ya que es el menor porcentaje de tipo 2 para el periodo de día y noche. Por otra parte, el verdadero tipo 2 se localiza en la esquina superior derecha, ya que es el mayor porcentaje de tipo 2 para día y noche.

En la Figura 16 y la Figura 17 podemos ver los diagramas para periodos de 60 segundos para grupos por edad y por sexo. En rojo y negro se muestran las pacientes mal clasificadas, ya sean de tipo 1 o tipo 2. Para el caso de secundaria el verdadero valor tipo 2 es 1, por lo que en el diagrama de dispersión no vemos falsos tipo 2.

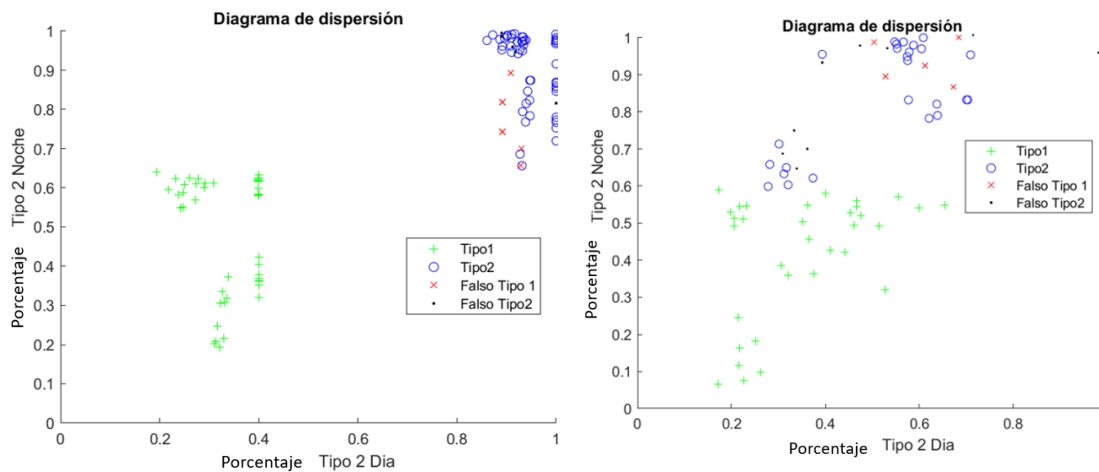


Figura 16 - Diagrama de dispersión para periodos de 60 segundos para Chicas (izquierda) y Chicos (Derecha)

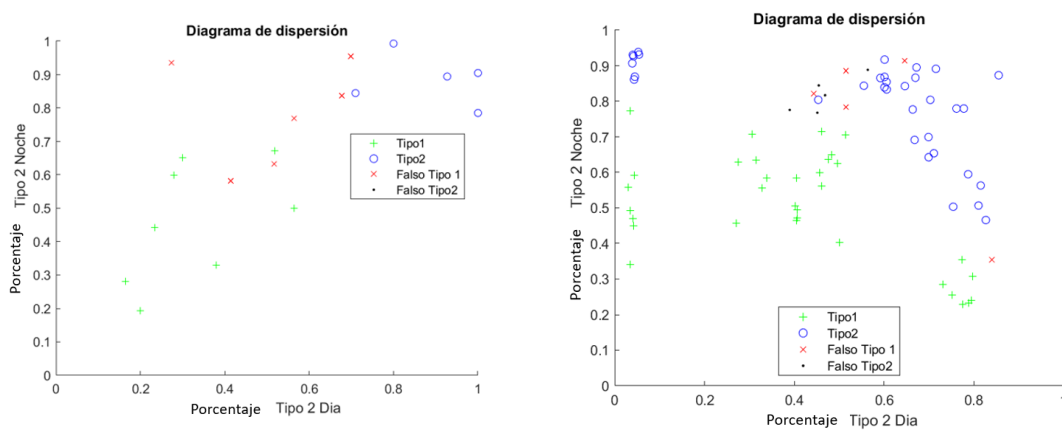


Figura 17 - Diagrama de dispersión para periodos de 60 segundos para Secundaria (izquierda) y Primaria (Derecha)

En la Figura 18 y la Figura 19, podemos ver los diagramas para periodos de 300 segundos para grupos por edad y por sexo. En este caso apreciamos que hay más falsos tipo 1 en el grupo de chicas que de chicos. Respecto a los grupos por edad, podemos ver que en primaria no hay falsos tipo 1.

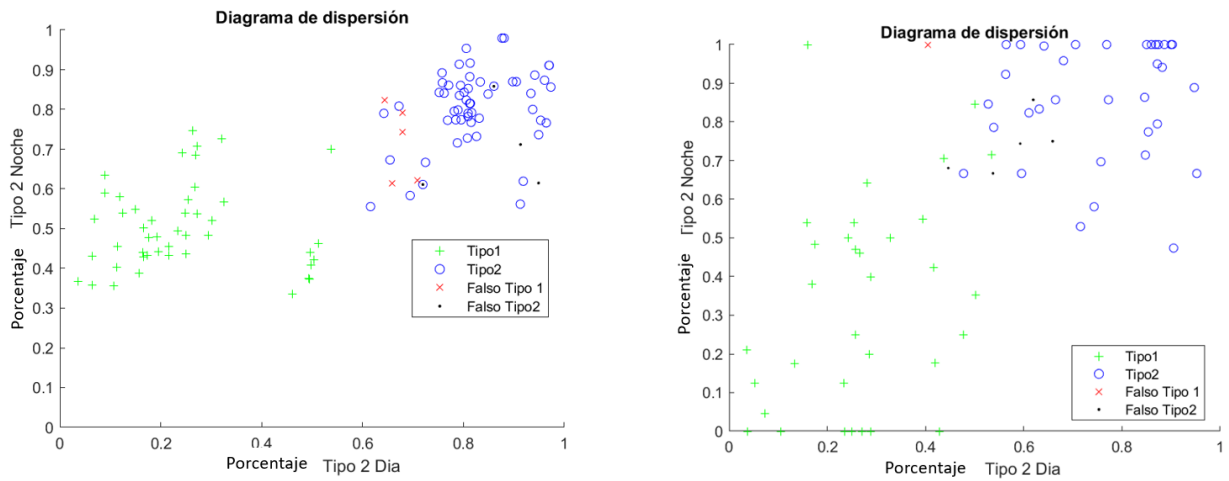


Figura 18 - Diagrama de dispersión para periodos de 300 segundos para Chicas (izquierda) y Chicos (Derecha)

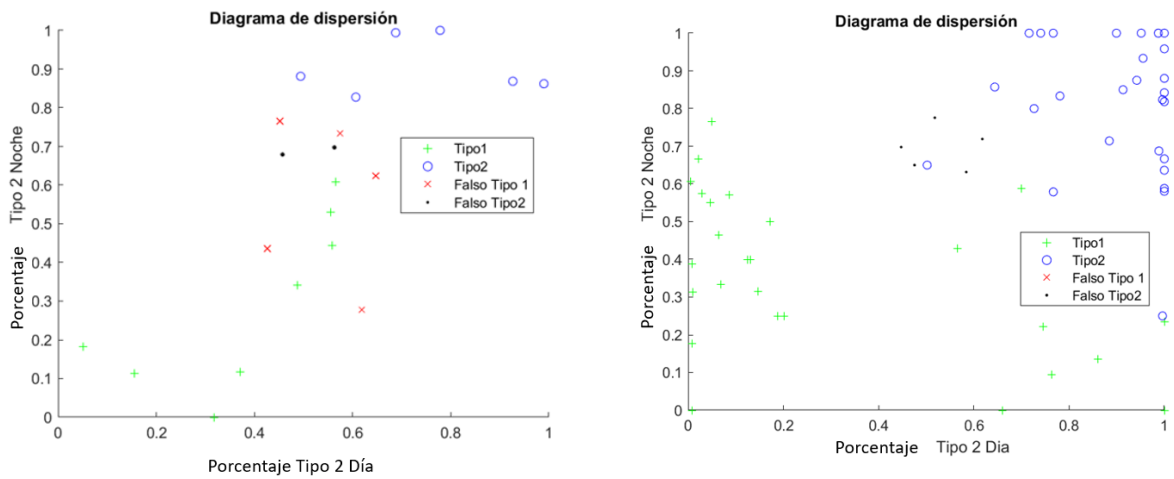


Figura 19 - Diagrama de dispersión para periodos de 300 segundos para Secundaria (izquierda) y Primaria (Derecha)

En la Figura 20 y la Figura 21 podemos ver los diagramas para periodos de 1800 segundos para grupos por edad y por sexo. Se puede ver que hay más falsos tipo 1 en el grupo de chicas que de chicos.

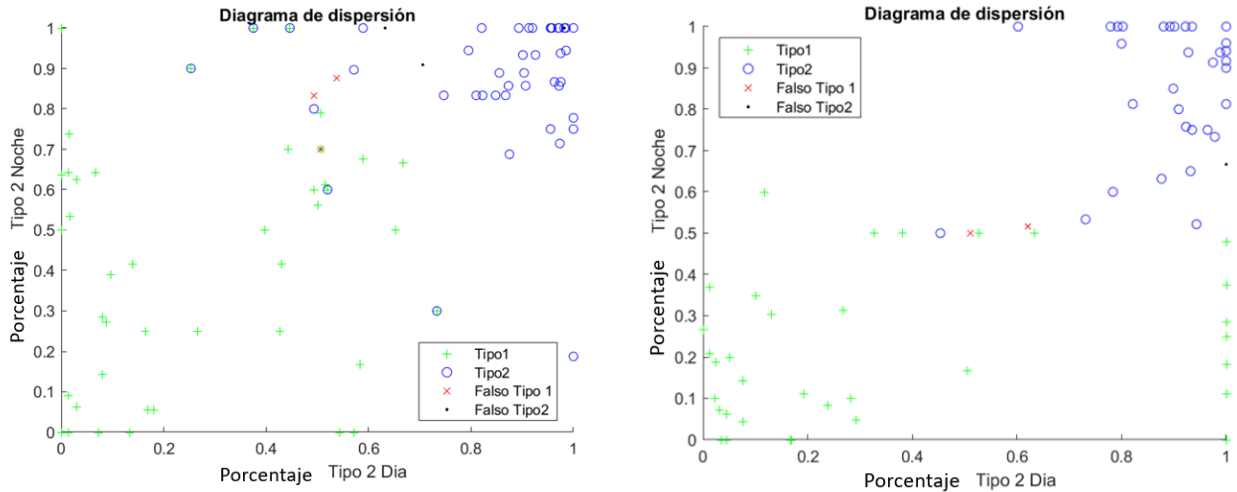


Figura 20 - Diagrama de dispersión para periodos de 1800 segundos para Chicas (izquierda) y Chicos (Derecha)

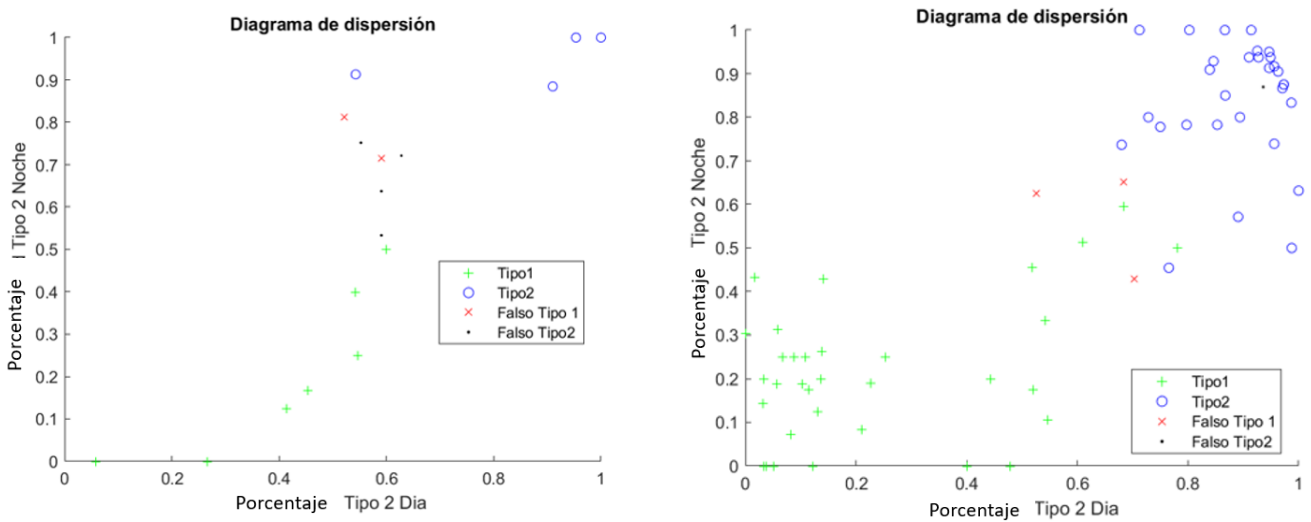


Figura 21 - Diagrama de dispersión para periodos de 1800 segundos para Secundaria (izquierda) y Primaria (Derecha)

Comparando las métricas de las redes entrenadas y los diagramas de dispersión para actividades de 60, 300 y 1800 segundos podemos ver que se obtienen mejores resultados y hay menos falsos tipos 1 y 2 en las actividades de larga duración. Debido a esto, la siguiente sección de interpretación parte de los espectrogramas de ventanas de 1800 segundos.

4.2. Mapas de oclusión

Teniendo en cuenta el procedimiento de los mapas de oclusión explicados en la sección 2.2.2, se ha utilizado este método para comprender de una forma intuitiva qué secciones de una imagen son más relevantes para identificar el tipo de TDAH que presenta un paciente. De acuerdo con los resultados de la Tabla 10 y los diagramas de dispersión, podemos concluir que los mejores resultados en el diagnóstico y clasificación se obtiene con las imágenes de 1800 segundos; por tanto, toda la interpretación de esta sección y el análisis con gaussianas se va a realizar con estos datos. En la Figura 22 podemos ver ejemplos de los espectrogramas de ambos tipos de TDAH utilizados para crear los mapas de oclusión.

En las siguientes secciones se analizan los mapas de oclusión obtenidos para los periodos de día y noche para cada uno de los grupos creados.

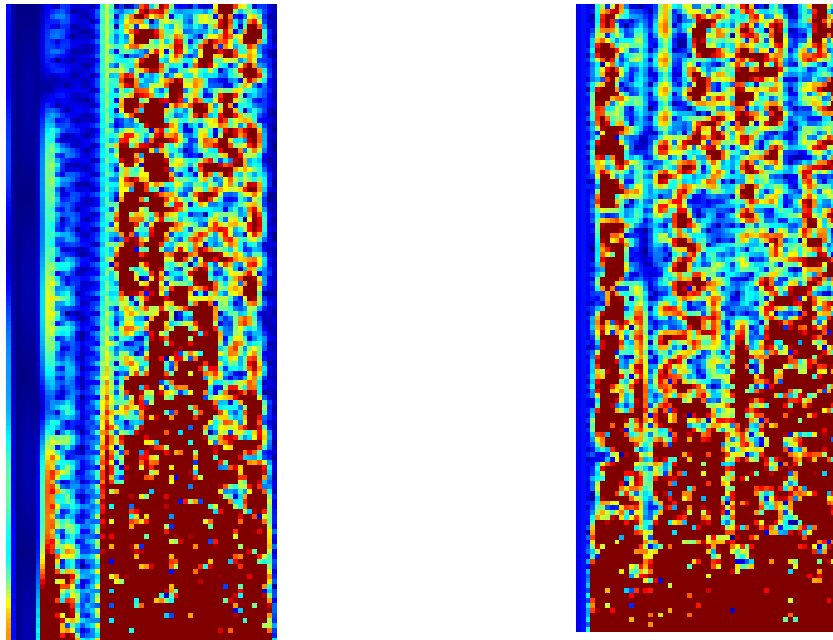


Figura 22 - Espectrogramas de chicos para el periodo diurno Tipo 1 (izquierda) y Tipo 2 (derecha)

4.2.1. Análisis cualitativo de los grupos por edades

En esta sección se analizan y comparan los mapas de los grupos de primaria y secundaria teniendo en cuenta la división por edad. Se considera que un sujeto es del grupo de primaria si tiene entre 6 y 11 años. Entre los 12 y los 15 años pertenece al conjunto de datos de secundaria. Estos mapas se obtienen tras seleccionar las imágenes cuya probabilidad de ser etiquetadas con el tipo de TDAH correcto es superior al 90%.

4.2.1.1. Primaria

En la Figura 23 podemos apreciar las diferencias entre los mapas de pacientes de la etapa de primaria con tipos 1 y 2 de TDAH, para el periodo de día. Respecto a las zonas de máxima activación, para los mapas de TDAH tipo 1, son zonas pequeñas que se centran en lo que ocurre al comienzo de la ventana de tiempo. Se diferencian dos o incluso tres zonas de máxima activación. En el caso de los pacientes con TDAH tipo 2, tienden a tener mapas de oclusión con una única zona de máxima activación de tamaño grande; son áreas de influencia que se extienden a lo largo de toda la ventana temporal.

Respecto a las frecuencias para ambos tipos de TDAH las zonas relevantes se suelen concentrar en las frecuencias intermedias.

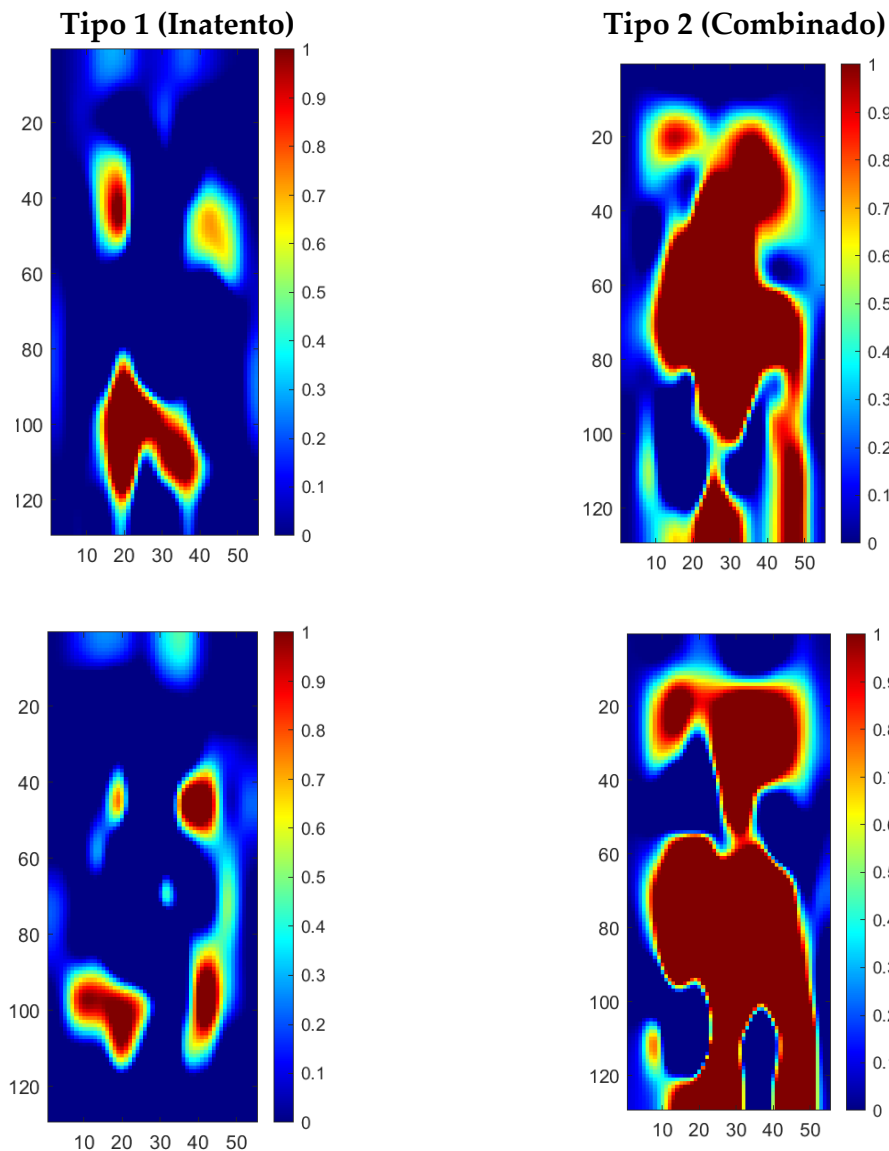


Figura 23 - Mapas de oclusión del periodo diurno para Primaria

En la Figura 24, podemos ver los mapas de pacientes de la etapa de primaria con tipos 1 y 2 de TDAH, para el periodo de noche. Respecto a las zonas de máxima activación, para los mapas de TDAH tipo 1 son zonas pequeñas que se centran en lo que ocurre en el centro y final de la ventana de tiempo. Se diferencian dos o tres zonas de máxima activación, al igual que en el periodo de día. En el caso de los pacientes con TDAH tipo 2, tienden a tener mapas de oclusión con una única zona de mayor energía de tamaño grande. Además, estas áreas se extienden desde el comienzo hasta el centro de la ventana de tiempo. No tienen importancia las zonas finales de la ventana de tiempo.

Respecto a las frecuencias para ambos tipos de TDAH las zonas relevantes se suelen concentrar en las frecuencias intermedias. Para los mapas de TDAH tipo 2 las zonas de alta frecuencia también tienden a ser importantes.

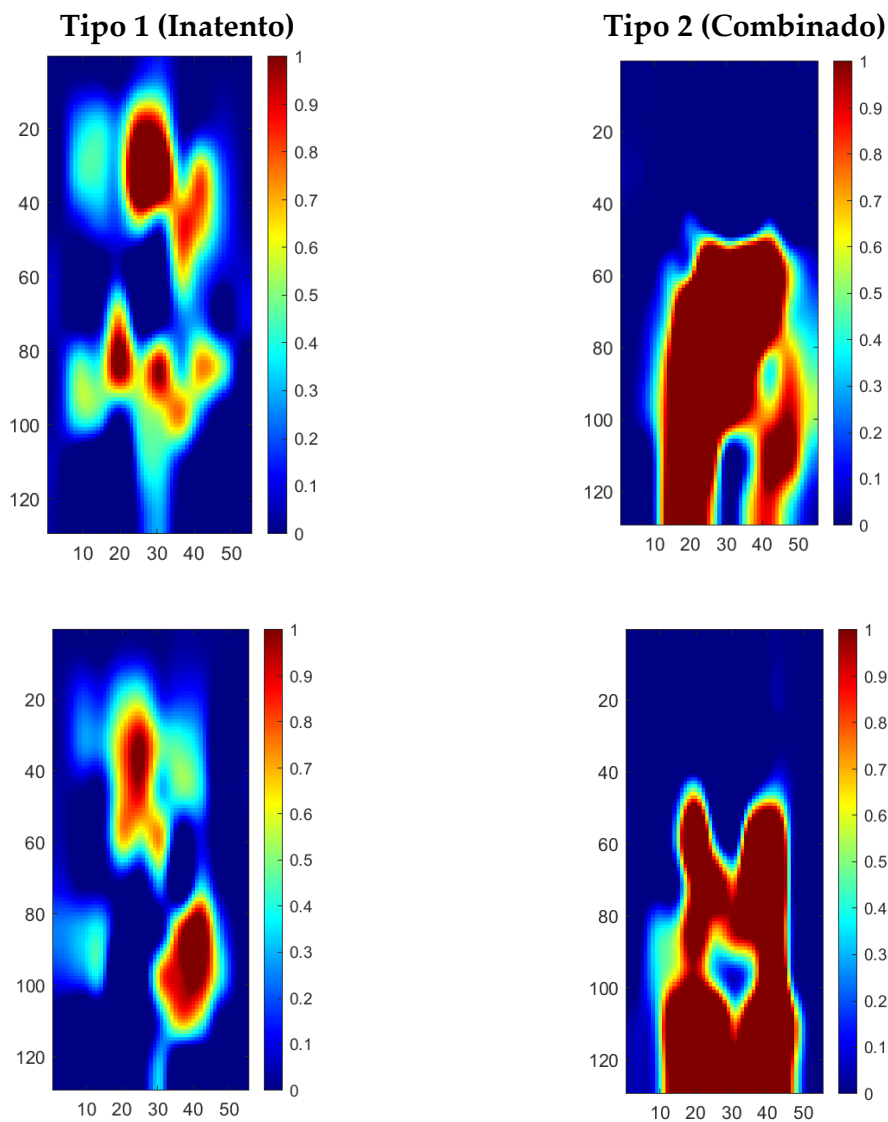


Figura 24 - Mapas de oclusión del periodo nocturno para Primaria

4.2.1.2. Secundaria

En la Figura 25 podemos apreciar las diferencias entre los mapas de pacientes de la etapa de secundaria con tipos 1 y 2 de TDAH, para el periodo de día. Respecto a las zonas de máxima activación, para los mapas de TDAH tipo 1 son zonas de tamaño medio que se sitúan en el centro de la ventana temporal. Se diferencian dos zonas de máxima activación. En el caso de los pacientes con TDAH tipo 2, tienen mapas de oclusión con una única zona de máxima energía de tamaño mayor; son áreas de influencia que se extienden a lo largo de toda la ventana temporal, especialmente en el centro de la ventana.

Respecto a las frecuencias, para el tipo 1 de TDAH afecta la zona central mientras que para el tipo 2 las zonas de activación se sitúan en frecuencias medias y bajas.

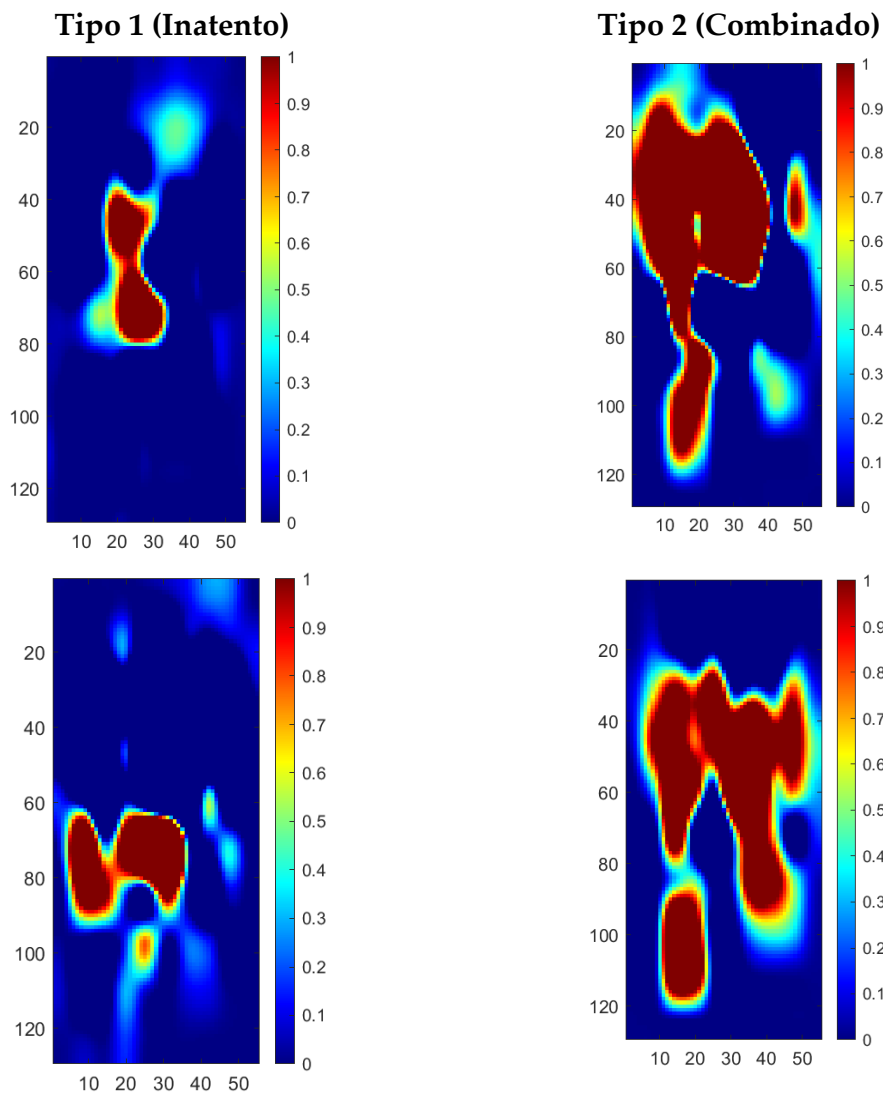


Figura 25 - Mapas de oclusión del periodo diurno para Secundaria

En la Figura 26 podemos ver los mapas de pacientes de la etapa de secundaria con tipos 1 y 2 de TDAH, para el periodo de noche. Respecto a las zonas de máxima activación, para los mapas de TDAH tipo 1 son zonas de tamaño medio que se sitúan en el centro de la ventana temporal. Se puede ver una única zona de máxima activación, lo que destaca frente al grupo de primaria. En el caso de los pacientes con TDAH tipo 2, hay mapas que presentan una única zona de máxima activación, de tamaño mayor, que se sitúa en el centro e inicio de la ventana temporal. Otros mapas presentan varias zonas de mayor energía.

Respecto a las frecuencias, para el tipo 1 y 2 de TDAH, afecta la zona central. Para el tipo combinado también se tiene en cuenta las altas frecuencias.

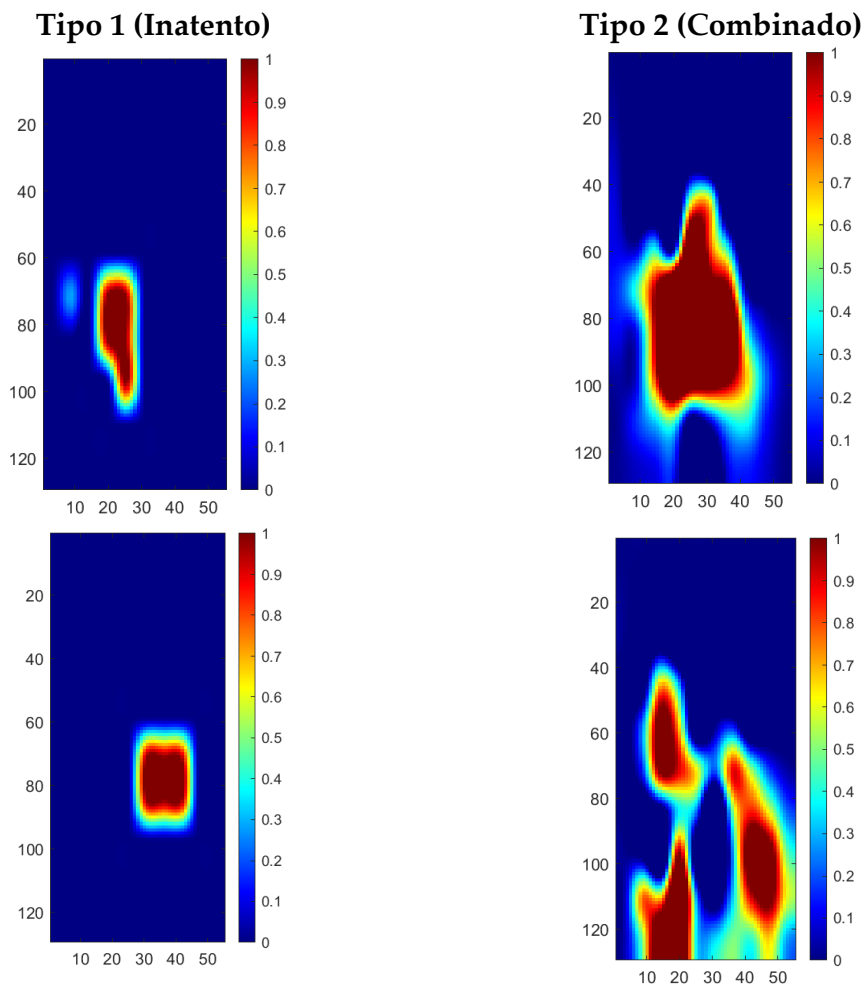


Figura 26 - Mapas de oclusión del periodo nocturno para Secundaria

Teniendo en cuenta la Tabla 15 podemos concluir que en general los mapas de pacientes con TDAH tipo inatento tienden a tener dos o tres zonas de máxima activación mientras que los de tipo 2 suelen tener una única zona de mayor tamaño. Hay que destacar que los mapas de secundaria del periodo nocturno de tipo inatento presentan una única zona de mayor energía en lugar de dos o tres como es frecuente en el resto de los grupos.

	Día	Noche
Primaria	Inatento: tres zonas de mayor energía. Combinado: una zona de mayor energía.	Inatento: tres zonas de máxima activación. Combinado: una zona de mayor energía al principio de la ventana temporal.
Secundaria	Inatento: dos/ tres zonas de mayor energía. Combinado: una zona de energía dispersa.	Inatento: una única zona de máxima activación. Combinado: No concluyente.

Tabla 15 - Resultados del análisis cualitativo por edades

4.2.2. Análisis cualitativo de los grupos por sexo

En esta sección se analizan y comparan los mapas de los grupos de chicos y chicas teniendo en cuenta la división por sexo.

4.2.2.1. Chicas

En la Figura 27 podemos apreciar las diferencias entre los mapas de pacientes de sexo femenino con tipos 1 y 2 de TDAH, para el periodo de día. Respecto a las zonas de máxima activación, para los mapas de TDAH tipo 1 son zonas de tamaño pequeño que se sitúan en el centro y parte superior de la ventana temporal; se diferencian dos o tres zonas de máxima activación. En el caso de los pacientes con TDAH tipo 2, tienden a tener mapas de oclusión con una única zona de máxima activación de tamaño mayor. Estas zonas se encuentran principalmente en el centro y parte inferior de la ventana temporal.

Respecto a las frecuencias, para ambos tipos de TDAH afectan tales frecuencias.

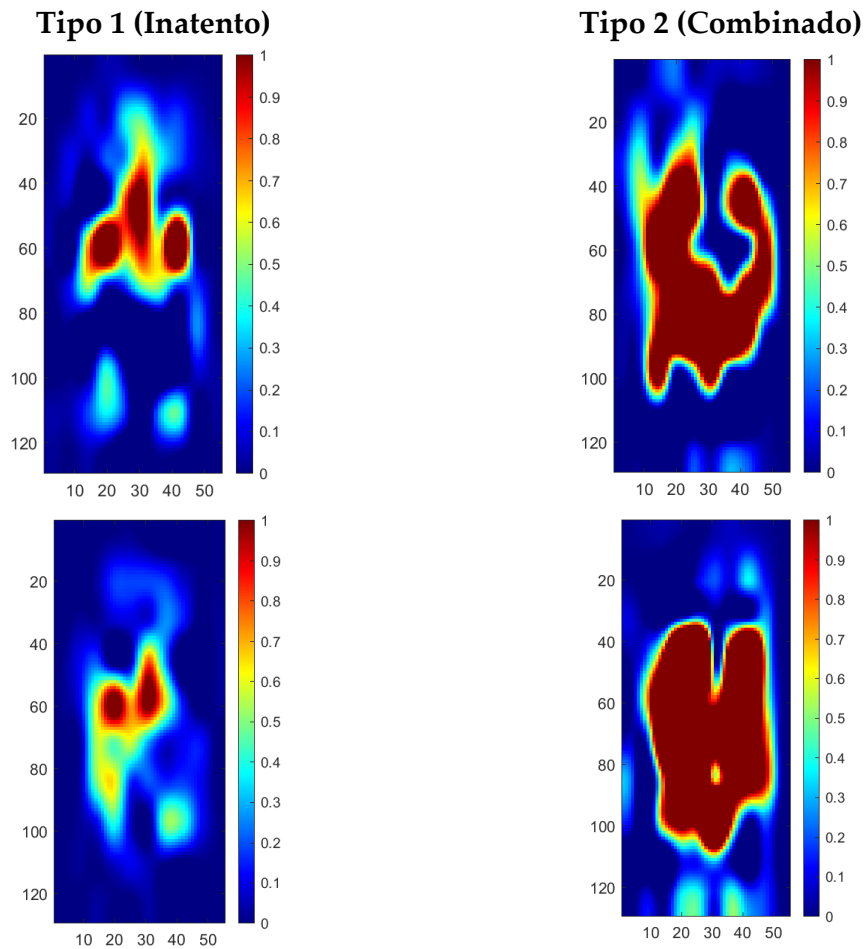


Figura 27 - Mapas de oclusión del periodo diurno para Chicas

En la Figura 28 podemos apreciar las diferencias entre los mapas de pacientes de sexo femenino con tipos 1 y 2 de TDAH, para el periodo de noche. Respecto a las zonas de máxima activación, para los mapas de TDAH tipo 1 son zonas que se localizan en el centro y parte inferior de la ventana temporal. Se diferencian hasta dos zonas de máxima activación. En el caso de los pacientes con TDAH tipo 2, hay mapas de oclusión con una o dos zonas de máxima activación. Estas zonas se encuentran en el centro y parte superior de la ventana temporal.

Respecto a las frecuencias, para ambos tipos de TDAH las zonas de activación están en las frecuencias intermedias. Para el tipo 1 también son relevantes las altas frecuencias.

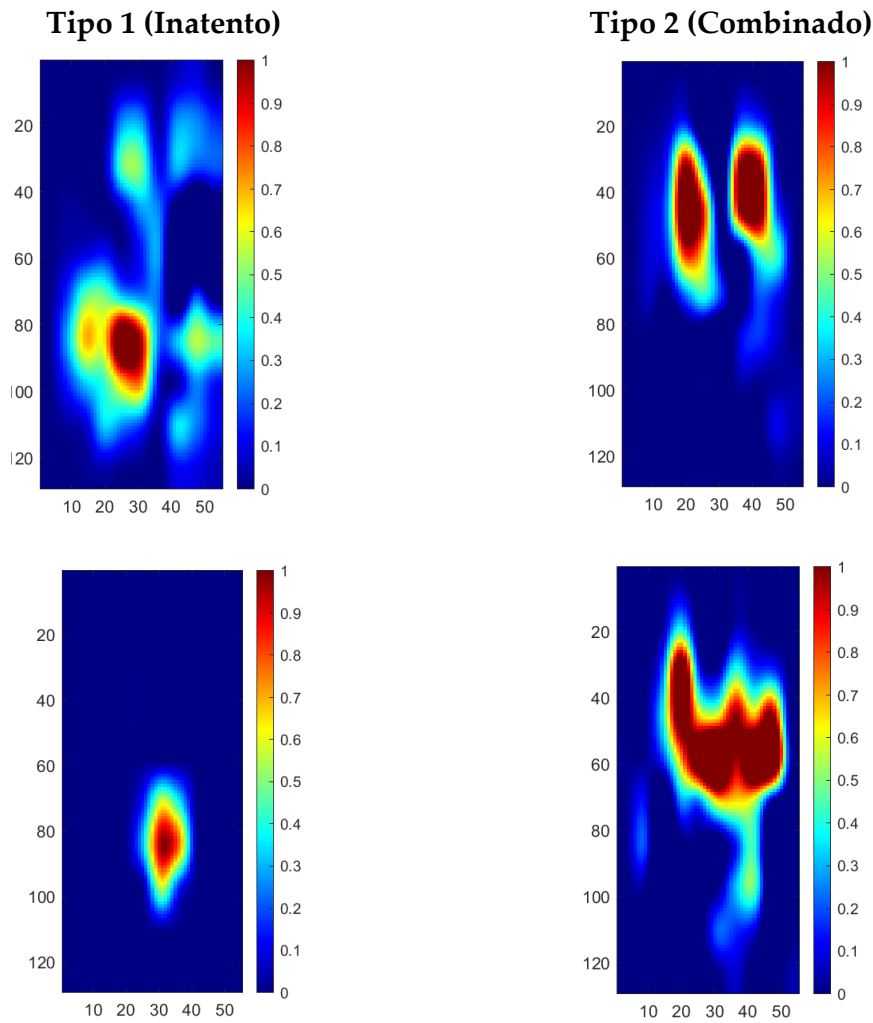


Figura 28 - Mapas de oclusión del periodo nocturno para Chicas

4.2.2.2. Chicos

En la Figura 29 podemos apreciar las diferencias entre los mapas de pacientes de sexo masculino con tipos 1 y 2 de TDAH, para el periodo de día. Respecto a las zonas de máxima activación, para los mapas de TDAH tipo 1 son zonas que se sitúan en el centro y parte superior de la ventana temporal. Se diferencian dos zonas de máxima activación. En el caso de los pacientes con TDAH tipo 2, tienen mapas de oclusión con una única zona de máxima activación. Estas zonas se encuentran principalmente en la parte central de la ventana temporal.

Respecto a las frecuencias, para ambos el tipo 2 de TDAH las zonas de activación están en las frecuencias intermedias.

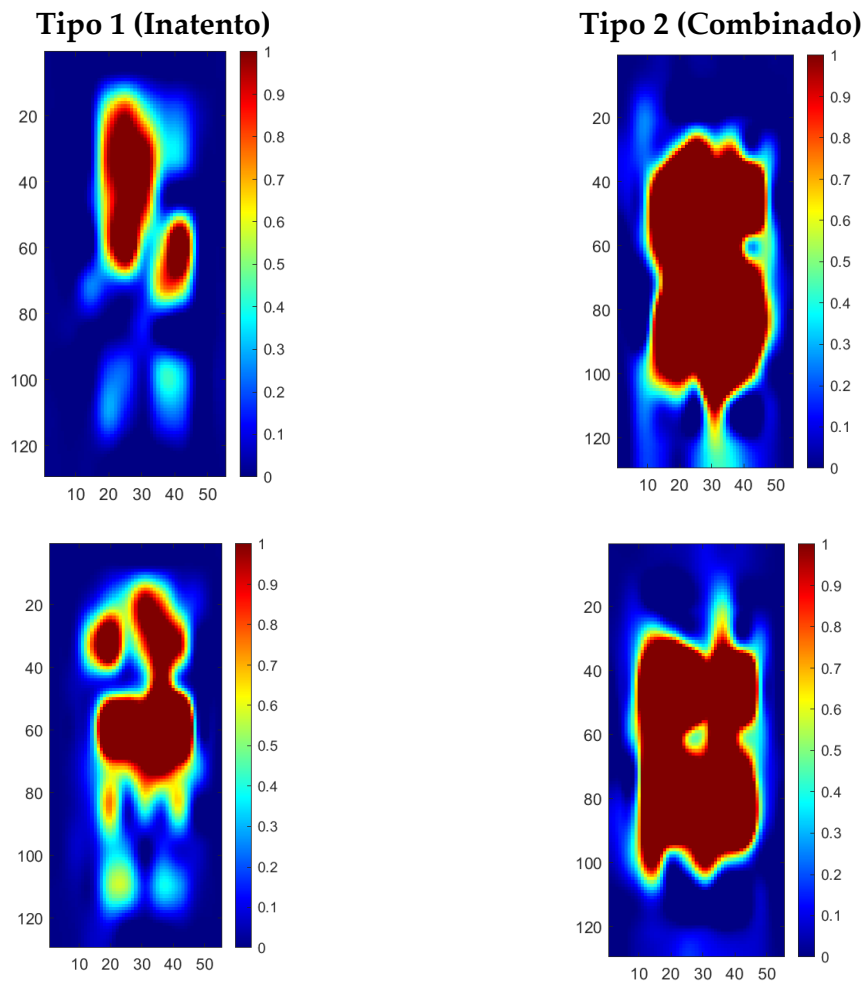


Figura 29 - Mapas de oclusión del periodo diurno para Chicos

En la Figura 30 podemos apreciar las diferencias entre los mapas de pacientes de sexo masculino con tipo 1 y 2 de TDAH, para el periodo de noche. Respecto a las zonas de máxima activación, para los mapas de TDAH tipo 1 son zonas que se localizan concretamente en el centro e inicio de la ventana temporal. Se diferencian dos o tres zonas de máxima activación. En el caso de los pacientes con TDAH tipo 2, tienen mapas de oclusión con una única zona de máxima activación. Estas zonas se encuentran principalmente en la zona central y final de la ventana temporal.

Respecto a las frecuencias, para el tipo 2 de TDAH las zonas de activación están en las frecuencias intermedias. Para el tipo 1 la influencia de estas zonas se concentra en las frecuencias bajas.

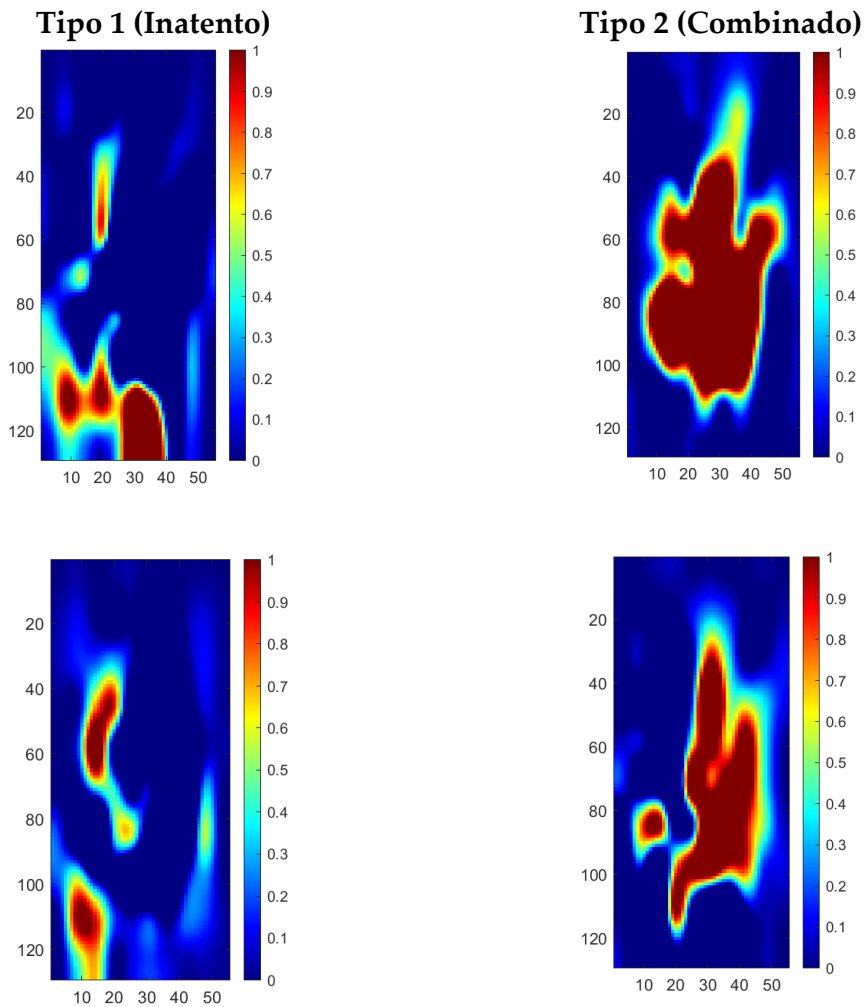


Figura 30 - Mapas de ocusión del periodo nocturno para Chicos

Teniendo en cuenta la Tabla 16, podemos concluir que en general los mapas de pacientes con TDAH de tipo inatento tienden a tener dos o tres zonas de máxima activación mientras que los de tipo combinado suelen tener una única zona de mayor tamaño. Sin embargo, los mapas de chicas del periodo nocturno de tipo inatento presentan una única zona de mayor energía en lugar de tres como se puede ver en el periodo de día.

Los resultados no concluyentes se muestran en grupos en los que los mapas de ocusión de los pacientes son muy diferentes entre sí, por lo que no se observa ningún patrón en los mapas. Hay que tener en cuenta que estos resultados están en los grupos de chicas y secundaria en el periodo nocturno. Se trata de los grupos con menor número de datos, especialmente en la etapa de noche.

	Día	Noche
Chicas	Inatento: dos o tres zonas de máxima activación.	Inatento: una zona de mayor energía Combinado: No concluyente.

	Combinado: una sola zona de mayor energía.	
Chicos	Inatento: dos o tres zonas de máxima activación. Combinado: una sola zona de mayor energía.	Inatento: dos o tres zonas de mayor energía. Combinado: una sola zona de máxima activación.

Tabla 16 - Resultados del análisis cualitativo por sexo

4.3. Análisis estadístico

De acuerdo con la teoría comentada en la sección 3.5.2, se utilizan las mezclas de gaussianas para obtener los *pValores* y analizar las diferencias entre los pacientes con tipo inatento y combinado. Se realiza este estudio para los grupos por edades y por sexo, obteniendo así los cuatro conjuntos con los que se ha entrenado la red convolucional.

4.3.1. Análisis de grupos por edades

Al igual que en la sección 4.2, se van a estudiar los resultados del análisis estadístico en base a los grupos de edad y sexo. En la Tabla 17 y Tabla 18 podemos ver los *pValores* para todos los parámetros de las dos gaussianas, para ambos periodos de día y de noche. Estas tablas se han estructurado de forma que la gaussiana 1 siempre es la que tiene mayor peso. Tal como se ha explicado previamente, estos datos tienen importancia estadística para diferenciar mapas de pacientes con TDAH inatento y combinado si son inferiores a 0.05. En las casillas marcadas en color verde de las tablas se aprecian los parámetros que cumplen esta condición.

En el caso del grupo de secundaria, cabe destacar que en el periodo diurno la media de la coordenada Y es relevante para el diagnóstico, especialmente para la primera gaussiana (G1). En la etapa nocturna es significativo el coeficiente de correlación. En el caso de los niños de primaria, durante el periodo de noche la media de la coordenada Y tiene importancia estadística, mientras que para la etapa diurna es relevante el coeficiente de correlación y la media de la coordenada Y.

SECUNDARIA	Noche G1	Noche G2	Día G1	Día G2
Peso	0.8821	0.2287	0.5727	0.2470
Media Coordenada X	0.9978	0.5705	0.2283	0.6391
Media Coordenada Y	0.8481	0.9678	0.0145	0.0953
Sigma Coordenada X	0.7751	0.8509	0.3262	0.5744
Sigma Coordenada Y	0.7663	0.1192	0.4741	0.5001
Rho	0.00912	0.0902	0.7057	0.7601

Tabla 17 - *pValores* para el grupo de Secundaria con dos gaussianas

PRIMARIA	Noche G1	Noche G2	Día G1	Día G2
Peso	0.3369	0.3369	0.6582	0.6582
Media Coordenada X	0.8971	0.7854	0.5541	0.8782
Media Coordenada Y	0.4506	0.0072	0.0004	0.8624
Sigma Coordenada X	0.1966	0.4629	0.7098	0.3710
Sigma Coordenada Y	0.6441	0.1764	0.4854	0.1402
Rho	0.2835	0.1683	0.0041	0.6458

Tabla 18 - pValores para el grupo de Primaria con dos gaussianas

Mediante los boxplot explicados en la sección 2.2.3.2, podemos representar los parámetros de las gaussianas y analizar la distribución de los datos. De esta forma se compara si la media o dispersión de los datos de pacientes con TDAH de tipo combinado o inatento presentan similitudes o no.

Analizando la Figura 31 y Figura 32, podemos ver que ambas se corresponden con los parámetros que son estadísticamente relevantes de acuerdo con la Tabla 17. Para la etapa diurna la media de la coordenada Y de la gaussiana de mayor peso, es significativa para el diagnóstico. En el boxplot se observa que la media para el tipo inatento es 70.99 mientras que para el tipo combinado es 57.97. Además, los datos son más dispersos para el tipo combinado. Respecto al boxplot de la Figura 32, se representa la distribución del coeficiente de correlación para el grupo de secundaria en la etapa nocturna. Al igual que en el caso anterior, las medias para ambos tipos de TDAH son distintas y el tipo combinado presenta mayor dispersión. Se ha comprobado que los parámetros que no son estadísticamente relevantes, como la desviación típica, tienden a tener promedios más similares para ambos tipos de TDAH. Por ejemplo, el promedio de las desviaciones típicas de Y para el tipo inatento es 1.16 y para el tipo combinado es 1.07.

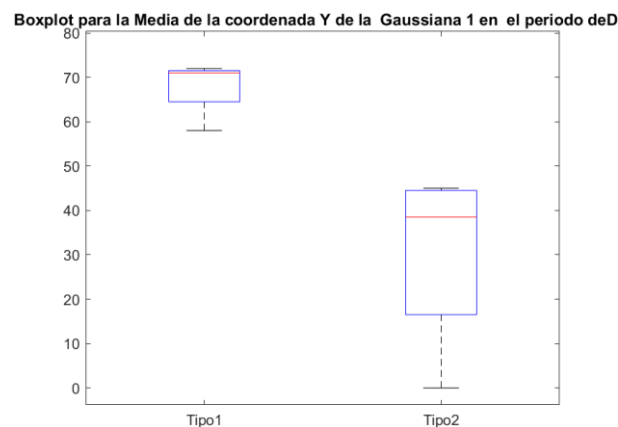


Figura 31 - Boxplot de la media de Y en la etapa diurna para Secundaria

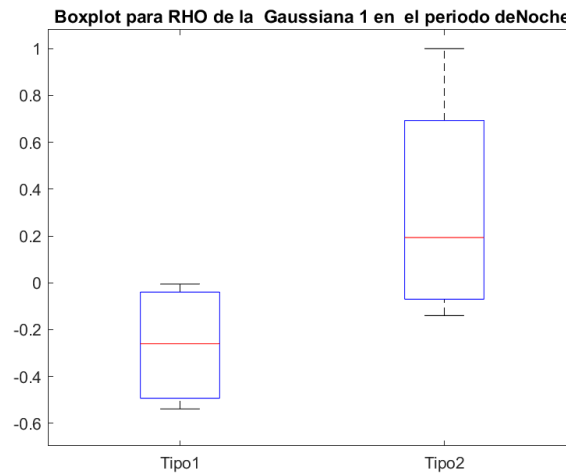


Figura 32 - Boxplot del coeficiente de correlación en la etapa nocturna para Secundaria

En la Figura 33 de muestra el boxplot de la media de la coordenada Y para la etapa de primaria en el periodo diurno. En la Tabla 18 se indica que el pValor asociado al test de hipótesis sobre este parámetro de la gaussiana dominante es inferior a 0.05, por lo que estadísticamente es relevante para diferenciar entre el tipo inatento y combinado. En este boxplot podemos ver que el promedio de esta distribución de datos para los tipos 1 y 2 es distinta. Para el tipo 1 es 105.44 mientras que para el tipo 2 es 83.99. Si analizamos la dispersión de los datos, vemos que para el tipo combinado esta es superior. Además, para este tipo se muestran un valor atípico (o *outlier*) en la parte inferior del gráfico. En la Figura 34 vemos el diagrama de cajas para la desviación típica de X. Para este análisis, cabe recordar, que este *pValor* es 0.7098, por lo que no es estadísticamente significativo. Podemos apreciar que la media de la distribución de los datos para los tipos 1 y 2 es similar, concretamente de 1.2 y 1.12, al contrario que en la Figura 33. La dispersión de los datos para el tipo inatento es mayor que para el tipo combinado, ya que el rango intercuartil es superior.

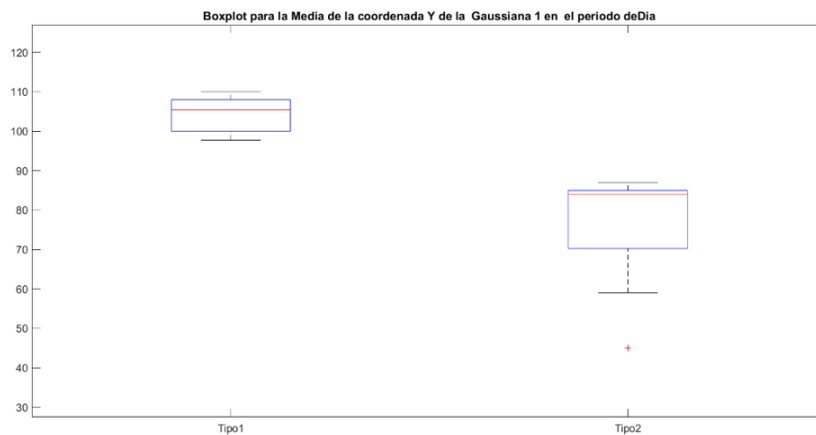


Figura 33 - Boxplot de la media de Y en la etapa diurna para Primaria

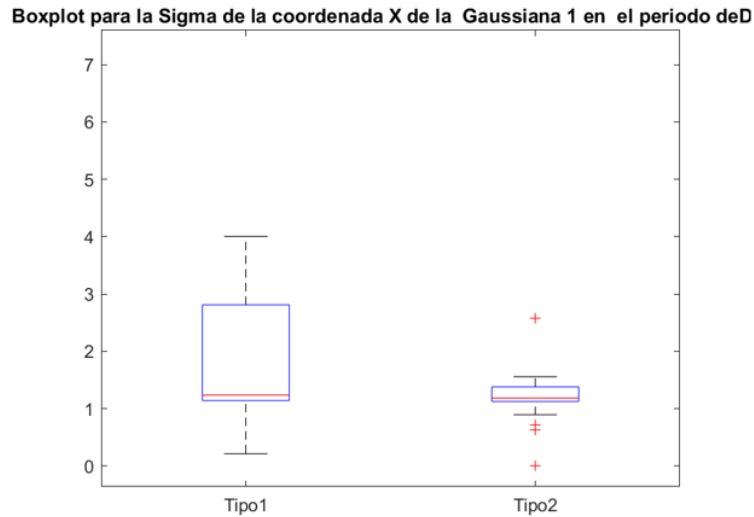


Figura 34 - Boxplot de la desviación típica de X en la etapa diurna para Primaria

4.3.2. Análisis de grupos por sexos

Si tenemos en cuenta los *pValores* para los grupos de chicos y chicas podemos ver ciertas diferencias. En el caso de las chicas para el periodo de noche, la componente frecuencial de media de la coordenada Y tienen importancia estadística. En el caso de la etapa diurna, no destaca ninguna componente de las gaussianas. Para los chicos en el periodo nocturno, es relevante la media de la coordenada X. En la etapa de día es significativa la desviación típica de esta misma coordenada.

CHICAS	Noche G1	Noche G2	Día G1	Día G2
Peso	0.0757	0.0757	0.1405	0.1405
Media Coordenada X	0.3290	0.0942	0.5363	0.6470
Media Coordenada Y	0.0014	0.0039	0.8756	0.1644
Sigma Coordenada X	0.4660	0.5268	0.4917	0.7221
Sigma Coordenada Y	0.0502	0.1874	0.5119	0.1492
Rho	0.5050	0.30247	0.1737	0.3815

Tabla 19 - *pValores* para el grupo de Chicas con dos gaussianas

CHICOS	Noche G1	Noche G2	Día G1	Día G2
Peso	0.8298	0.8298	0.6846	0.6783
Media Coordenada X	0.0387	0.0190	0.6724	0.8967
Media Coordenada Y	0.8652	0.9867	0.8675	0.3769
Sigma Coordenada X	0.3672	0.7856	0.0487	0.2374
Sigma Coordenada Y	0.4906	0.2761	0.8741	0.075
Rho	0.4720	0.7893	0.4797	0.2897

Tabla 20 - *pValores* para el grupo de Chicos con dos gaussianas

Teniendo en cuenta todos los resultados de los *pValores* para los cuatro grupos analizados, podemos ver que las componentes frecuenciales de media y sigma de las gaussianas son las que tienen mayor importancia estadística.

Al igual que en la sección anterior, se utilizan los boxplots para representar los parámetros de las gaussianas y analizar la distribución de los datos, lo cual nos permite apreciar si las medias o desviaciones típicas de pacientes con TDAH de tipo inatento o combinado presentan puntos comunes o diferentes.

De acuerdo con la Tabla 19, podemos ver que, para los pacientes de sexo femenino, la media de la coordenada Y en la etapa nocturna es estadísticamente significativa. En la Figura 35, podemos ver el diagrama de cajas de la media de la coordenada Y. Se trata de un parámetro estadísticamente significativo por lo que la media para ambos tipos de TDAH es diferente, para el tipo combinado es 83.92 y para el tipo inatento es 59.95. Además, los datos de la media de la coordenada Y para el tipo inatento presentan menor dispersión, aunque hay un *outlier*. En la Figura 36 se detalla el boxplot del coeficiente de correlación en la etapa diurna, el *pValor* es superior a 0.05 por lo que no es relevante para diferenciar ambos tipos. El promedio para ambas clases es similar y hay valores atípicos en las partes inferiores de ambas cajas.

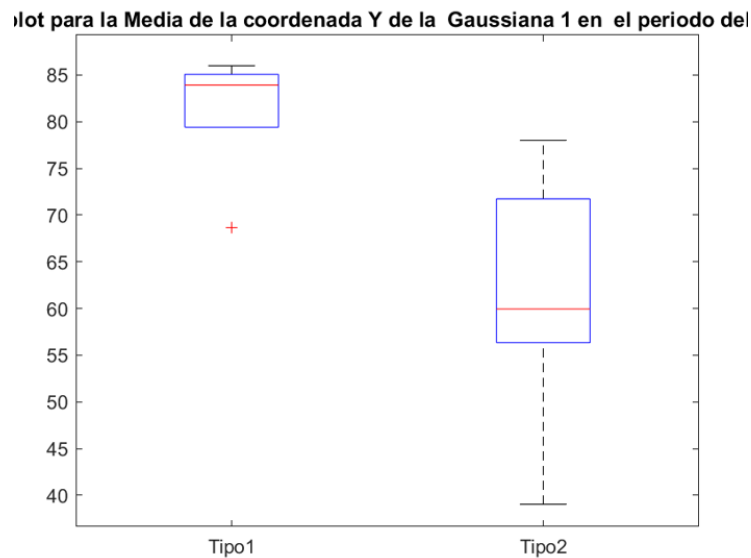


Figura 35 - Boxplot de la media de X en la etapa nocturna para Chicas

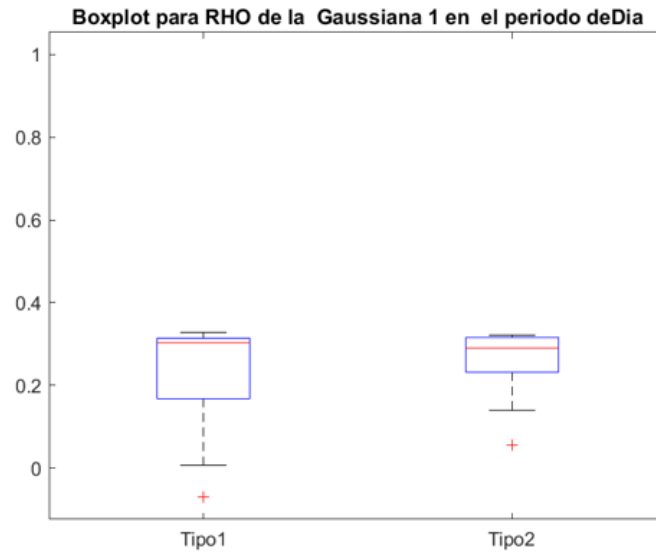


Figura 36 - Boxplot del coeficiente de correlación en la etapa diurna para Chicas

Para el grupo de pacientes masculinos la media de la coordenada X es relevante en ambas gaussianas. En la Figura 37, podemos ver el promedio del tipo inatento y combinado de TDAH. Estos valores son muy diferentes entre sí, para el caso de los datos de TDAH tipo 1 la media es 18.08 mientras que para el tipo 2 es 71.82. Esto indica que la componente temporal es relevante.

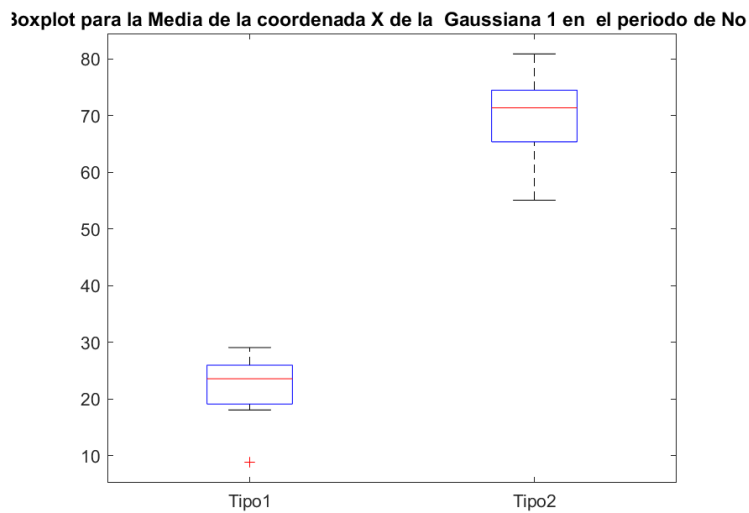


Figura 37 - Boxplot de la media de la coordenada X en la etapa nocturna para Chicos

Con los diagramas de cajas podemos determinar que los parámetros estadísticamente significativos, presentan medias diferentes para ambos tipos de TDAH. En cambio, los parámetros de las gaussianas cuyo *pValor* es alto tienden a mostrar medias similares.

Comparando los resultados de la Tabla 17, Tabla 18, Tabla 19 y Tabla 20 con el artículo de Patricia Amado Caballero [4], podemos ver patrones comunes a la hora de diferenciar pacientes que padecen o no TDAH y para distinguir entre el tipo inatento y combinado de este trastorno:

- La media de la coordenada Y para el grupo de secundaria es relevante en ambos estudios.
- Para el conjunto de datos de primaria, la media de la coordenada Y es significativa en la etapa nocturna.
- Para el grupo de pacientes masculinos, en ambos trabajos la media de la coordenada X es importante en la etapa nocturna.

4.3.3. Análisis de comorbilidades

En la base de datos empleada para realizar este trabajo, se especifica no solo el sexo y edad del paciente, sino también otros parámetros clínicamente relevantes para el diagnóstico de este trastorno. Para esta sección se analizan los pacientes que presentan comorbilidades, esto indica la presencia de uno o más trastornos además del trastorno primario que es el TDAH. Algunos de los trastornos que pueden ser frecuentes junto con el TDAH son el síndrome de Tourette, trastornos depresivos, de conducta, ansiedad o dislexia. Especialmente el tipo de TDAH inatento es el que tiende a estar más vinculado con otros trastornos asociados al aprendizaje en la etapa adolescente [44] [43]

De acuerdo con este contexto, se analizan los mapas de pacientes con comorbilidades en los grupos de primaria y secundaria. Para estos mapas se realiza el mismo análisis estadístico del apartado anterior, pero se emplean tres gaussianas en lugar de dos. Se emplean tres gaussianas en estos mapas ya que en estos datos es posible situar las tres gaussianas en tres máximos locales. Se ha observado que los mapas de tipo inatento de los grupos de primaria y secundaria tienden a presentar tres zonas de máxima activación en lugar de dos.

En las siguientes tablas se detallan los *pValores* obtenidos del análisis estadístico realizado para los pacientes con comorbilidades mediante tres gaussianas.

SECUNDARIA	Noche G1	Noche G2	Noche G3	Día G1	Día G2	Día G3
Peso	0.5790	0.9793	0.2735	0.0290	0.0469	0.8349
Media Coordenada X	0.1585	0.1075	0.1191	0.9727	0.7040	0.1299
Media Coordenada Y	0.0850	0.3831	0.4895	0.8428	0.7602	0.7206
Sigma Coordenada X	0.3707	0.2180	0.1317	0.3569	0.3635	0.5419
Sigma Coordenada Y	0.5669	0.3938	0.4773	0.4285	0.8356	0.7469

Rho	0.2857	0.0340	0.0763	0.2183	0.4842	0.2843
------------	--------	--------	--------	--------	--------	--------

Tabla 21 - pValores para el grupo de Secundaria con comorbilidades con tres gaussianas

PRIMARIA	Noche G1	Noche G2	Noche G3	Día G1	Día G2	Día G3
Peso	0.0006	0.0032	0.0038	0.7533	0.3422	0.2747
Media Coordenada X	0.3513	0.1352	0.0402	0.1847	0.0835	0.1756
Media Coordenada Y	0.5468	0.6332	0.5242	0.0479	0.0396	0.0419
Sigma Coordenada X	0.2439	0.2046	0.4065	0.2888	0.6722	0.1946
Sigma Coordenada Y	0.1305	0.2324	0.1825	0.0854	0.2578	0.2056
Rho	0.0320	0.9111	0.1409	0.0183	0.9116	0.8723

Tabla 22 - pValores para el grupo de Primaria con comorbilidades con tres gaussianas

Analizando la Tabla 21, podemos ver que para el periodo de noche el coeficiente de correlación es estadísticamente significativo; esto también se reflejaba en el análisis previo con dos gaussianas. En la sección 4.3.1 para el grupo de secundaria, durante el periodo de día destacaba la media de la coordenada Y, pero al analizar el grupo de pacientes con comorbilidades con tres gaussianas, se observa que también el peso es significativo para el diagnóstico.

Para el grupo de primaria, se detallan los resultados en la Tabla 22. A simple vista podemos ver que para la etapa nocturna es significativo el peso de las gaussianas, pero para el periodo de día lo son la media de la coordenada Y y el coeficiente de correlación. Comparando estos valores con los de la sección 4.3.1, se observa que para la etapa diurna los parámetros clínicamente relevantes coinciden. Además, para ambos conjuntos de datos de día y noche, el coeficiente de correlación es importante en el caso de la gaussiana dominante.

A continuación, se muestran los boxplot explicados en la sección 2.2.3.2. En estos diagramas de cajas se comprueba la distribución de los parámetros de las gaussianas. Para el grupo de secundaria, en el periodo de día es importante el peso de la gaussiana. En la Figura 38 podemos ver el diagrama de cajas del peso de la gaussiana. Para el tipo inatento la media es 28.98 y para el tipo combinado es 32.49. La dispersión de la distribución de los datos es mayor para el tipo combinado.

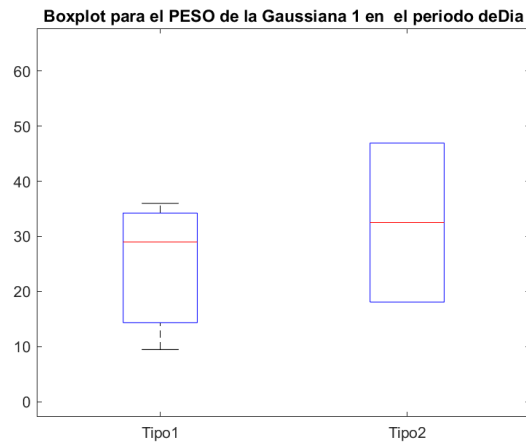


Figura 38 - Boxplot del peso de la etapa diurna de la gaussiana dominante para Secundaria

En la Figura 39 podemos ver el diagrama de cajas de las medias de la coordenada Y para la primera gaussiana en la etapa diurna. Podemos ver que las medias para los dos tipos de TDAH son diferentes, para el tipo inatento es 27.55 y para el tipo combinado tiene un valor de 85.25. Estos resultados son para la gaussiana dominante, pero analizando los boxplot del resto de las gaussianas se comprueba que son similares a la figura mostrada. Las medias de ambos tipos de TDAH son próximas a los valores de 27 y 85, con ligeras variaciones en los decimales de estos datos.

Para el periodo nocturno, podemos ver que es estadísticamente relevante el peso de la gaussiana. En la Figura 40 vemos el boxplot del peso para la primera gaussiana, para el tipo de TDAH inatento la media es 37.98 mientras que para el tipo combinado tiene un valor de 19.43. Para los parámetros cuyo *pValor* es alto, se comprueba que las medias de los datos de la distribución son similares.

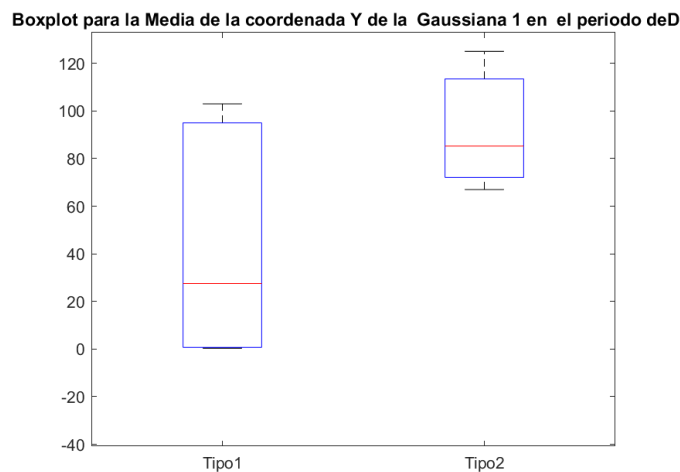


Figura 39 - Boxplot de la media de la coordenada Y en la etapa diurna de la gaussiana dominante para Primaria

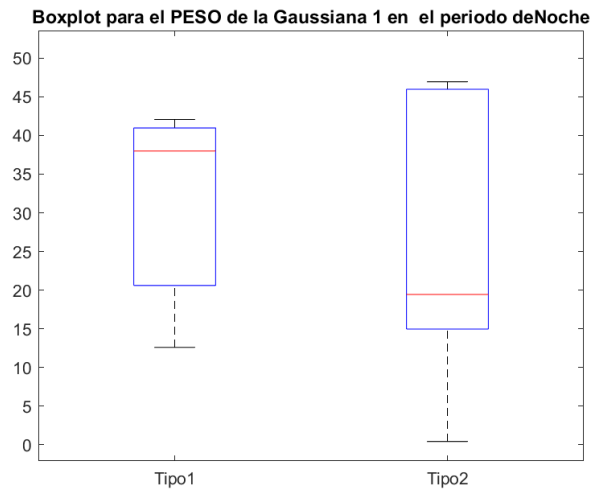


Figura 40 - Boxplot del peso en la etapa nocturna de la gaussiana dominante para Primaria

4.4. Discusión de los resultados

Mediante los mapas de oclusión se establece un método para poder analizar las diferencias en los patrones de movimientos de los pacientes del estudio. Las zonas de mayor energía se sitúan en puntos diferentes en función de los grupos estudiados y los periodos de día y noche.

De las conclusiones extrahidas en la Tabla 15 y de los *pValores* del análisis cualitativo de la Tabla 19 y la Tabla 20, podemos extraer las siguientes afirmaciones para los grupos de **primaria y secundaria**:

- Los mapas del tipo inatento tienen dos o tres zonas de máxima activación, mientras que los mapas de tipo combinado presentan una única zona de mayor tamaño.
- En los mapas de ambos grupos de tipo inatento del periodo diurno, las zonas de máxima activación se localizan en el inicio y centro de la ventana, mientras que para el periodo de noche se sitúan en la zona central y final.
- En los mapas de primaria y secundaria de tipo combinado del periodo diurno, las zonas de máxima activación se posicionan en el centro de la ventana, mientras que para el periodo de noche se localizan en el inicio.
- Para primaria las zonas de máxima activación están en frecuencias intermedias, pero en los mapas de secundaria de tipo combinado, estas zonas se presentan en frecuencias bajas o altas dependiendo de la etapa nocturna y diurna.
- Para ambos grupos la media de la coordenada Y y el coeficiente de correlación son estadísticamente relevantes para el diagnóstico.
- Los boxplot muestran que el promedio de las medias de la coordenada Y del tipo inatento es siempre superior al combinado, tanto en el periodo de día como en el de noche. Esto indica contenido frecuencial significativo.

- Los mapas de pacientes con comorbilidades de primaria y secundaria presentan tres zonas de máxima activación, por lo que se aplican tres gaussianas.
- Para el grupo de primaria y secundaria con comorbilidades es estadísticamente relevante el peso de las gaussianas. El boxplot del peso de la gaussiana indican que el promedio del tipo inatento es inferior que el del combinado para secundaria. Ocurre lo contrario para primaria.

De las conclusiones de la Tabla 16 y de los *p-valores* de la Tabla 17 y la Tabla 18 del análisis cuantitativo para los grupos de **chicos y chicas** podemos concluir que:

- Los mapas de tipo inatento para los grupos de chicos y chicas tienen dos o tres zonas de máxima activación, mientras que los de tipo combinado presentan una o dos zonas.
- En los mapas de chicos y chicas de tipo inatento del periodo diurno, las zonas de máxima activación se presentan en el centro y final de la ventana, mientras que para el periodo de noche se localizan en la zona inicial y central.
- En los mapas de chicos y chicas de tipo combinado del periodo diurno, las zonas de máxima activación se localizan en el centro e inicio de la ventana, mientras que para el periodo de noche se sitúan en el final de la ventana temporal. Al contrario que para el tipo inatento.
- Para chicos y chicas las zonas de máxima activación están en frecuencias intermedias.
- Para ambos grupos son importantes los parámetros de media de X e Y y la desviación típica de la coordenada X.
- En el grupo de chicas la media de la coordenada Y es relevante, lo que indica contenido frecuencial significativo. Al igual que para los grupos por edades, en los datos de chicas vemos que el promedio de las medias de la coordenada Y del tipo inatento es superior al combinado.
- En el caso de los chicos es más relevante la media de la coordenada X. Esto indica que la información temporal es importante.

5. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

El objetivo fundamental de este trabajo era aplicar métodos que permitan analizar y estudiar las diferencias de los tipos de TDAH en grupos sectorizados. Para alcanzar esta meta se ha trabajado con datos procedente de un actímetro, que se han procesado hasta obtener imágenes mediante la técnica del espectrograma. Además, se ha utilizado una red neuronal convolucional junto con clasificadores para entrenar las redes en base a cuatro grupos: primaria, secundaria, chicos y chicas.

Con las redes entrenadas se presentan las métricas que caracterizan e indican el comportamiento de las redes. Se ha utilizado la técnica de visualización de mapas de oclusión, para analizar las diferencias en tiempo y frecuencia entre los tipos inatento y combinado de TDAH. Los mapas de cada uno de los pacientes se obtienen seleccionando aquellas imágenes que mejor clasifica la red, creando los mapas de cada una de las imágenes y promediando.

Una vez obtenidos los mapas, se realiza un análisis cualitativo y cuantitativo para cada uno de los grupos. Este último análisis se realiza mediante un método estadístico de ajuste basado en mezcla de gaussianas. Se pueden extraer las siguientes conclusiones generales:

- Las métricas que caracterizan las redes convolucionales para periodos de 1800 segundos son más precisas que las de 300 y 60 segundos.
- Los mapas de oclusión son un método adecuado para estudiar las activaciones de la red convolucional. Permiten obtener patrones y analizarlos de forma visual.
- En todos los grupos podemos observar que los mapas de tipo inatento tienen dos o tres zonas de máxima activación y los de tipo combinado presentan una zona de mayor energía más dispersas.
- El análisis cuantitativo mediante el modelo de ajuste basado en gaussianas es un sistema objetivo para determinar que parámetros son estadísticamente relevantes para el diagnóstico.
- En los grupos por edades la media de la coordenada Y es estadísticamente relevante, lo de que indica contenido frecuencial significativo.
- En el grupo de chicas es relevante la media de la coordenada Y. Mientras que en el grupo de chicos es importante la media de la coordenada X. Por tanto, para chicas hay contenido frecuencia significativo y para chicos información temporal.

- Los mapas de primaria y secundaria con comorbilidades suelen presentar tres zonas de mayor energía, por lo que se realiza el análisis cuantitativo con tres gaussianas.
- En análisis cuantitativo de los mapas de primaria y secundaria con comorbilidades indica que el peso de la gaussiana es importante.
- Los mapas de primaria con comorbilidades presentan contenido temporal relevante, ya que la media de la coordenada X es estadísticamente significativa.

Respecto a los principales problemas encontrados a lo largo del desarrollo de este trabajo, cabe destacar la escasez de pacientes en algunos grupos. Es el caso de los grupos de secundaria y chicas, como se ha mencionado previamente. Los mapas de oclusión proporcionan un sistema para realizar un análisis cualitativo. Sin embargo es complejo obtener conclusiones de este análisis y el estudio de algunos grupos no es concluyente. Por tanto, surge la necesidad de utilizar técnicas cuantitativas como el análisis estadístico basado en mezcla de gaussianas. Este método es uno de los muchos modelos de ajuste existentes. Sería interesante utilizar métodos diferentes con el propósito de analizar si los resultados son similares o muy dispares. Otra línea de investigación a considerar es realizar el análisis cuantitativo de todos los pacientes mediante tres gaussianas adaptando el código de Matlab. Además, también sería conveniente realizar de nuevo el análisis estadístico con dos gaussianas seleccionando un peso $p1$ significativamente distinto de 0.5. Ya que de esta forma podríamos comprobar si los *p-valores* significativos coinciden.

En conclusión, los resultados obtenidos en este trabajo de fin de máster cumplen los objetivos marcados, pero se requiere más investigación para que los resultados sean útiles para los profesionales sanitarios y permitan diagnosticar el TDAH de forma objetiva.

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Fundacion CADAH, «Fundacion CADAH,» 16 Mayo 2022. [En línea]. Available: <https://www.fundacioncadah.org/>.
- [2] American Psychiatric Association, «Diagnostic And Statistical Manual Of Mental Disorders (DSM-V),» *American Journal of Psychiatry*, nº 5, pp. 33-37, 2013.
- [3] Patricia Amado Caballero, «Contribuciones a la detección automática de TDAH en la infancia mediante soluciones basadas en deep learning,» Trabajo de fin de máster, ETSIT, UVA, 2021.
- [4] Patricia Amado Caballero, «Ayuda al diagnóstico del TDAH en la infancia mediante técnicas de procesamiento de señal y aprendizaje,» Trabajo de fin de grado, 2019.
- [5] Mente A Mente , «Causas TDAH,» [En línea]. Available: <https://www.menteamente.com/causas-y-tipos-de-tdah>.
- [6] Paula Álvarez Tavera, «Redes recurrentes profundas para el diagnóstico del TDAH,» 2021.
- [7] Rebeca Siegenthaler, MA Jesus Presentación, «Associated problems in a sample of schoolchildren with ADHD combined subtype,» *Journal for the Study of Education and Development* , 2005.
- [8] Joseph Biederman, «Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder: A Selective Overview,» *Biological Psychiatry*, vol. 57, nº 11, pp. 1215-1220, 2005.
- [9] Marjorie Montague & Marcelo Castro, «Attention Deficit Hyperactivity Disorder: Concerns and Issues,» *Handbook of Emotional & Behavioural Difficulties*, p. 415, 2005.
- [10] Cesar Sotullo, Convivir con niños y adolescentes con trastorno por déficit de atención e hiperactividad.
- [11] Jud Staller y Stephen V Faraone «Attention-deficit hyperactivity disorder in girls,» *CNS drugs*, vol. 20, nº 2, pp. 107-123, 2020.

- [12] Murray AL, Booth T, Eisner M, Auyeung B, Murray G, Ribeaud D. Murray, «Sex differences in adhd trajectories across childhood and,» *Developmental science*, vol. 22, nº 1, 2019.
- [13] Lily Hechtman, Gert Morgnester y Sara. Ingram «Outcome issues in adhd: Adolescent and adult long-term outcome,,» *Mental retardation and developmental disabilities research reviews*, vol. 5, nº 3, 1999.
- [14] Lukas Tamayo-Orrego, Alejandro Osorio Forero, Lina Paola Quintero Giraldo, José Hernán Parra Sánchez, Vilma Varela, Francia Restrepo «Efecto diferencial del subtipo clínico en los potenciales evocados cognitivos de pacientes con déficit de atención e hiperactividad,» *Revista Colombiana de Psiquiatría*, vol. 44, nº 2, pp. 77-86, 2015.
- [15] Clarke AR, Barry RJ, McCarthy R, Selikowitz M, «Age and sex effects in the eeg: differences in two subtypes of attention-deficit/hyperactivity disorder,» *Clinical*, vol. 112, nº 5, 2001.
- [16] E Lazzaro I, Gordon E, Li W, Lim CL, Plahn M, Whitmont S, Clarke S, Barry RJ, Dosen A, Meares R. «Simultaneous eeg and eda measures in adolescent attention deficit hyperactivity disorder,» *International Journal of Psychophysiology*, vol. 34, nº 2, 1999.
- [17] Aurelién Géron, Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, United States of America: O'Reilly , 2019.
- [18] Geoffrey E Hinton y Simon Osindero, «A fast learning algorithm for deep belief nets,» *Department of Computer Science University of Toronto*, vol. 1, nº 1, p. 16, 2006.
- [19] Yosua Bengio, Aron Corvillat y Ian Goodfellow, Deep Learning, United States of America: MIT, 2016.
- [20] S. Albawi, T. A. Mohammed and S. Al-Zawi, «Understanding of a Convolutional Neural Network,» *International Conference on Engineering and Technology (ICET)*, vol. 1, nº 1, pp. 1-6, 2017.
- [21] InteractiveChaos, «Validación cruzada,» 13 06 2022. [En línea]. Available: <https://interactivechaos.com/es/manual/tutorial-de-machine-learning/validacion-cruzada-dejando-uno-fuera#:~:text=Este%20m%C3%A9todo%2C%20llamado%20en%20ingl%C3%A9s,como%20n%C3%BAmero%20de%20muestras%20existan..>

- [22] Juan Pablo Cruz, Dres. Sebastián Bravo-Grau, «Estudios de exactitud diagnóstica: Herramientas para su Interpretación,» *Revista Chilena de Radiología*, pp. 158-164, 2015.
- [23] Patricio Herrera y Rosana Lagos, «Contribucion al estudio de pruebas diagnosticas: índices fijos y valores predictivos,» *Revista chilena de pediatría*, vol. 66, n° 4, pp. 209-216, 1995.
- [24] Sara Arellano, Patricia Alonso y Armando Vargas-Domínguez, «Sensibilidad, especificidad y valores predictivos de la biopsia con aguja fina en cancer de tiroides,» *Clínica*, vol. 1, n° 1, p. 4, 1990.
- [25] C. Silva Fuente-Alma y Maria Molina Villagra «Likelihood ratio (razón de verosimilitud): definición y aplicación en Radiología,» *Revista Argentina de Radiología*, vol. 81, n° 3, pp. 204-208, 2017.
- [26] MathWorks, «Matlab (Arbol),» [En línea]. Available: <https://es.mathworks.com/help/stats/decision-trees.html#:~:text=Los%20%C3%A1rboles%20de%20decisi%C3%B3n%2C%20o,nodo%20hoja%20contiene%20la%20respuesta..> [Último acceso: 11 07 22].
- [27] G. Beancourt, «Las máquinas de soporte vectorial,» *Ciencia y tecnología*, n° 27, 2005.
- [28] MathWorks, «Matlab (Mapas),» The MathWorks, Inc., [En línea]. Available: <https://es.mathworks.com/help/deeplearning/ug/understand-network-predictions-using-occlusion.html>. [Último acceso: 29 06 2022].
- [29] MathWorks, «Matlab (Ttest),» [En línea]. Available: <https://es.mathworks.com/help/stats/ttest2.html#btrkaaw>. [Último acceso: 2022 09 06].
- [30] MathWorks, «Matlab (Ranksum),» [En línea]. Available: https://es.mathworks.com/help/stats/ranksum.html?searchHighlight=ranksu m%28%29%20&cs_tid=srchtitle_ranksum%2528%2529%20_1#bti4z5t. [Último acceso: 06 09 22].
- [31] P Patrick Onghema , Lieven Verschaffel, WimVan Dooren, Stephanie Lem «The heuristic interpretation of box plots,» *Learning and Instruction*, vol. 22, n° 35, p. 14, 2013.
- [32] Fundación CADAH, 23 05 2022. [En línea]. Available: <http://www.fundacioncadah.org/web/printPDF.php?idweb=1&account=j289e ghfd7511986&contenido=pruebas-complementarias-al-diagnostico-de-tda->

- [42] Murray AL, Booth T, Eisner M, Auyeung B, Murray G, Ribeaud D. Murray «Sex differences in adhd symptom severity,» *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 2015.
- [43] E. R. M. Andrés Ferreira Ramírez, «Impacto en el desequilibrio de clases en el entrenamiento de redes neuronales en problemas multi clase,» 2018.
- [44] A. Hervás Zúñiga, O. Durán Forteza, «El TDAH y su comorbilidad,» *Pediatría Integral*, vol. 18, nº 9, pp. 55-63, 2014.