



**UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR**

**TESIS DE DOCTORADO EN FÍSICA**

**SENSORES NO INVASIVOS:  
APLICACIONES EN NEUROCIENCIAS COGNITIVAS**

**Lic. Francisco Ramiro Iaconis**

**BAHÍA BLANCA**

**ARGENTINA**

**2023**

# Índice general

Prefacio . . . . .	X
Resumen . . . . .	XI
Abstract . . . . .	XII
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. Marco teórico general: Vision humana, eye tracking, analisis estadistico, lectura y dislexia</b>	<b>9</b>
2.1. Vision humana . . . . .	10
2.1.1. El ojo humano . . . . .	10
2.1.2. Movimientos oculares . . . . .	14
2.1.3. Motivaciones para clasificar los movimientos oculares . . . . .	18
2.2. Evolución del Eye tracking y estudios sobre lectura y cognición . . . . .	19
2.2.1. Actualidad tecnológica y usos prácticos del eye tracking . . . . .	21
2.3. Análisis estadístico de señales de eye tracking . . . . .	23
2.4. Dislexia y lectura . . . . .	25
<b>3. Eye tracking, procesamiento y análisis de señales</b>	<b>28</b>
3.1. Dispositivos de eye tracking . . . . .	29
3.1.1. Experimentos y participantes . . . . .	31
3.2. Algoritmo de clasificación de movimientos oculares . . . . .	33
3.2.1. Flujo de trabajo para análisis de señales de eye tracking . . . . .	33

3.2.2. Función <i>neufipy.fix_sac_detect</i> . . . . .	34
3.3. Método y resultados . . . . .	38
3.4. Conclusiones . . . . .	40
<b>4. Análisis estadístico de diferentes propiedades de señales de eye trackers</b>	<b>42</b>
4.1. Tests TMT y atención . . . . .	43
4.2. Análisis estadístico de distribuciones de probabilidad de series temporales	44
4.3. Distribuciones de probabilidad . . . . .	46
4.3.1. Patrones ordinales . . . . .	46
4.3.2. Distribución de posiciones . . . . .	48
4.3.3. Distribución de patrones de direcciones . . . . .	48
4.4. Resultados . . . . .	50
4.4.1. La distribución de posición . . . . .	50
4.4.2. La distribución de permutaciones . . . . .	50
4.4.3. La distribución de direcciones . . . . .	56
4.5. Discusión y conclusión . . . . .	57
<b>5. Lectura en dislexia</b>	<b>61</b>
5.1. Análisis de movimientos oculares durante la lectura . . . . .	62
5.1.1. Fijaciones . . . . .	62
5.1.2. Amplitud y dirección de los movimientos sacádicos en función del estímulo. . . . .	63
5.1.3. Duración de sacadas . . . . .	67
5.2. Modelo de movimientos oculares durante la lectura como un Continuous Time Random Walk (CTRW). . . . .	67
5.3. Resultados . . . . .	70
5.3.1. Comparación directa . . . . .	70
5.3.2. Perfiles de complejidad-entropía . . . . .	70

5.4. Discusión y conclusión . . . . .	73
<b>6. Redes de transición de patrón ordinal en señales de lectura de seguimiento ocular</b>	<b>76</b>
6.1. Gráficos de transición de patrones ordinales en señales de eye tracking . .	77
6.2. Método . . . . .	77
6.3. Clasificación de patrones . . . . .	78
6.4. Discusiones y conclusiones . . . . .	82
<b>7. Conclusiones</b>	<b>84</b>

# Índice de tablas

4.1. Valores de entropía de Shannon, desequilibrio e información de Fisher para la distribución de posiciones asociadas a cada señal de referencia . . . . .	52
4.2. Descripción estadística para TMT-A y TMT-B basada en distribuciones de posición e información de Fisher . . . . .	52
4.3. Entropía de Shannon ( $H_x, H_y$ ) y desequilibrio ( $Q_x, Q_y$ ) para la distribución de patrones asociados a cada señal de referenciada en figura 4.4 . . . . .	52
4.4. Descripción estadística para TMTA y TMTB basada en distribuciones de permutación . . . . .	55
4.5. Valores de entropía y desequilibrio de Shannon para la distribución de patrones direccionales asociados a cada señal referenciada . . . . .	57
5.1. Valores de los pesos para cada término en la combinación lineal que describe la amplitud de los movimientos sacádicos (Ec. (5.2)) . . . . .	66
6.1. Comparación de métodos de clasificación . . . . .	81

# Índice de figuras

2.1. Imagen del globo ocular con sus músculos en la orbita craneal. LA imagen es de Patrick J. Lynch, medical illustrator, CC BY 2.5. . . . .	10
2.2. Descripción de la conformación del ojo en sus diferentes capas [1] . . . . .	11
2.3. Perfil con las principales componentes de la túnica vascular . . . . .	12
2.4. Fotorreceptores de la retina: Conos y bastones [1] . . . . .	13
2.5. Distribución de conos y bastones en la retina. Se puede ver que en la zona de la fovea esta poblado solamente por conos . . . . .	13
2.6. Músculos extrínsecos del ojo humano . . . . .	14
3.1. Los dispositivos de seguimiento ocular utilizados en esta tesis. (a) Imagen del EyeLink 1000 de SR research ( <a href="http://www.sr-research.com">www.sr-research.com</a> ). (b) Imagen del EyeLink II de SR research ( <a href="http://www.sr-research.com">www.sr-research.com</a> ). (c) Imagen del Tobii Pro (Tobii AB, Sweden). Imagen tomada por Mark Hachman para el artículo <a href="https://www.pcworld.com/article/411185/tobii-eye-tracker-4c-hands-on-mousing-with-your-eyes-has-surprising-potential-for-gaming.html">https://www.pcworld.com/article/411185/tobii-eye-tracker-4c-hands-on-mousing-with-your-eyes-has-surprising-potential-for-gaming.html</a> . . . . .	30
3.2. Una de las imágenes utilizadas como estímulo para buscar diferencias. Sobre la figura puede verse en rojo la trayectoria de la mirada de un sujeto. Con zoom se puede ver una fijación. Esta figura corresponde a la referencia [2] . . . . .	32
3.3. Texto utilizado como estímulo visual en el experimento de lectura con niños DD y TD . . . . .	33
3.4. Flujo de trabajo desde la toma de datos experimentales hasta la obtención de los DataFrames de fijaciones, sacadas y la serie temporal enriquecida en información. . . . .	35

3.5. Número de fijaciones encontradas sobre la cantidad encontrada con un umbral del 50%. Se puede ver que desde el umbral 0.5 hasta 0.75 se ve un comportamiento lineal que luego es interrumpido. La exploración visual sobre las bondades de la clasificación pueden realizarse a partir de este punto . . . . .	38
3.6. Fragmento de señal de lectura de un niño sin dislexia. Se puede apreciar que el algoritmo detecta dos fijaciones en la palabra “mares” cuando el umbral es inferior a 0.75 y dos fijaciones en la palabra “los” con umbrales menores a 0.85. La decisión de qué se considera fijación la tiene el/la investigador/a teniendo en cuenta la dinámica a estudiar. . . . .	39
3.7. (a) Fragmento de señal en el experimento de búsqueda de diferencias con Eyelink 1000. (b) Fragmento de señal en el experimento de la resolución del TMTA con el Tobii Pro. En ambos casos se puede ver la correcta clasificación de fijaciones y sacadas con el mismo algoritmo. . . . .	40
4.1. Tests TMT. Parte A (a) y parte B (b) . . . . .	44
4.2. Patrones ordinales posibles con una dimensión 3 . . . . .	47
4.3. Diagrama del que se parte para generar patrones de direcciones de movimiento . . . . .	48
4.4. Trayectorias de la mirada. (a) Sujeto s037; (b) Sujeto s284; (c) Sujeto s942; y (d) Sujeto s415, Todos ellos realizando el TMT-B. Toda estas gráficas son propias y fueron publicadas en [3] . . . . .	49
4.5. Histograma de posiciones horizontales para s415 (panel A) y s037 (panel B). Estas imágenes son propias y publicadas en [3] . . . . .	51
4.6. A) Valores de información de Fisher en ambas dimensiones ( $F_x, F_y$ de todos los participantes. B) Entropía de Shannon normalizada en ambas dimensiones ( $H_x, H_y$ ) de todos los participantes. Los cuatro participantes seleccionados descritos en la figura 4.4 están resaltados para ilustrar el orden inferido por estos cuantificadores. Estas imágenes son propias y publicadas en [3] . . . . .	53
4.7. Información de Fisher en ambas dimensiones ( $x$ y $y$ ) para la distribución de posiciones. Se representan los valores obtenidos para todos los participantes que realizan TMT-A y TMT-B. Esta gráfica es propia y fue publicada en [3] . . . . .	54
4.8. Histograma de patrones de permutación para los componentes horizontales tomando $ws = 5$ . El panel A corresponde a s284 y el panel B a s942 en figura 4.4. Estas gráficas son propias y fueron publicadas en [3] . . . . .	55

4.9. A) Entropía de permutación en las dimensiones horizontal ( $H_x$ ) y vertical ( $H_y$ ) de todos los sujetos que toman las pruebas. B) Representación en el plano de entropía-complejidad de la dimensión $x$ para el TMTA y TMTB de todos los sujetos que toman las pruebas. Las señales de (FBM) con diferentes coeficientes de Hurst (de 0,1 a 0,9) se incluyen para comparar. Estas gráficas son propias y fueron publicadas en [3] . . . . .	56
4.10. Distribución de patrones direccionales de dos señales del TMTB tomando $ws = 3$ . El panel A corresponde a s284 y el panel B a s415 en la figura 4.4. Estas gráficas son propias y fueron publicadas en [3] . . . . .	58
4.11. Plano de complejidad-entropía para la distribución de direcciones con $ws = 3$ para TMTA y TMTB. Esta gráfica es propia y fue publicada en [3] . . . . .	59
5.1. Histogramas de duración de la fijación en niños diagnosticados con dislexia. En línea completa el ajuste lognormal. . . . .	63
5.2. Polígonos de frecuencia normalizados para distancias de primeros vecinos, distancias de segundos vecinos, para distancias entre palabras y distancias entre palabras que tienen más de 3 letras . . . . .	64
5.3. Histograma de la amplitud de movimientos sacádicos de niños disléxicos y el ajuste con una combinación lineal de funciones $h_i$ que describen la frecuencia de ocurrencia de las distancias del texto. . . . .	65
5.4. Plano C-H de las distribuciones de probabilidad de los desplazamientos de sacadas para niños DD y TD . . . . .	67
5.5. Comparación entre una señal real y una sintética de aproximadamente el mismo tiempo de lectura. . . . .	71
5.6. Tiempos de lectura para datos reales y sintéticos. . . . .	71
5.7. Entropía de Shannon y complejidad estadística asociada a la amplitud de movimientos sacádicos de datos reales y sintéticos. . . . .	72
5.8. Entropía y complejidad de sujetos reales y sintéticos calculada con la distribución de patrones ordinales . . . . .	73
6.1. Patrones de lectura de un sujeto típicamente desarrollado (a) y un sujeto diagnosticado con dislexia (b) bajo el mismo experimento de lectura. El tamaño de los círculos representa la duración de la fijación. . . . .	77
6.2. OPTG para niños disléxicos (a) y normalmente desarrollados (b). Las etiquetas en los enlaces representan la frecuencia relativa de la transición de patrón correspondiente. . . . .	79



6.3. Frecuencias relativas promedio del siguiente patrón ordinal que surge después del patrón 0123 en ambas poblaciones. . . . .	80
6.4. Distribución de frecuencias del siguiente patrón ordinal después del patrón '0123' para niños típicamente desarrollados (azul) y disléxicos (naranja). . . . .	80
6.5. Árbol de decisión óptimo para clasificar sujetos TD y DD. . . . .	81
6.6. Árbol de decisión regularizado de profundidad 2 para clasificar a sujetos TD y DD. . . . .	82

# Prefacio

Esta Tesis es presentada como parte de los requisitos para optar al grado académico de Doctor en Física, de la Universidad Nacional del Sur, y no ha sido presentada previamente para la obtención de otro título en esta Universidad u otras. La misma contiene los resultados obtenidos en investigaciones llevadas a cabo en el Instituto de Física del Sur, Departamento de Física, Universidad Nacional del Sur (UNS)- CONICET durante el período comprendido entre el día 3 de Octubre de 2017 y el 8 de mayo de 2023, bajo la dirección del Dr. Gustavo Gasaneo, Profesor Titular del Departamento de Física e Investigador Independiente del CONICET, y bajo la codirección del Dr. Claudio Delrieux, Profesor Titular del Departamento de Ingeniería Eléctrica e Investigador Principal del CONICET

Francisco Ramiro Iaconis  
franciscoiaconis@gmail.com  
DEPARTAMENTO DE FÍSICA  
UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR  
Bahía Blanca, 8 de mayo de 2023



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR  
Secretaría General de Posgrado y Educación Continua

La presente tesis ha sido aprobada el .... / .... / ..... , mereciendo la calificación de .....(.....)

# Resumen

Las dificultades del aprendizaje se cuentan entre las principales razones de la deserción escolar, siendo éste un problema a nivel global. El diagnóstico temprano de estas dificultades es primordial para abordar un tratamiento de manera temprana y un acompañamiento adecuado. Hoy en día el diagnóstico de estas dificultades se lleva a cabo por psicopedagogos y/o psicólogos evaluando la resolución de una batería de tests. La relación 1 a 1 entre una persona a diagnosticar y el profesional dificulta la tarea de estudios masivos para detectar tempranamente a niños en edad escolar que sufran alguna dificultad específica del aprendizaje. Un síntoma estudiado para detectar procesos cognitivos anómalos son comportamientos atípicos en los movimientos oculares. Con la tecnología de acceso masivo se pueden registrar los movimientos oculares, de manera sencilla y económica, con dispositivos de seguimiento ocular llamados por su nombre en inglés *eye trackers*. En esta tesis se desarrollaron herramientas para el estudio de las señales de los dispositivos mencionados. Una de estas herramientas es clave para estudiar los movimientos oculares y es la clasificación de estos en dos grandes grupos llamados fijaciones y sacadas. Las características estadísticas que poseen estos movimientos están íntimamente relacionados con procesos cognitivos. Otra herramienta desarrollada es el cálculo de diferentes cantidades de carácter estadístico que permiten describir en pocos números múltiples propiedades de señales obtenidas con los *eye trackers*. Una dificultad específica del aprendizaje que padece alrededor del 10% de la población es la dislexia. Ésta es un trastorno con el que, aún hoy, hay controversia al momento de definirlo, pero que es una dificultad que afecta el desarrollo el desarrollo de la alfabetización y las habilidades relacionadas con el lenguaje. En esta tesis se estudiaron los movimientos oculares de niños que fueron diagnosticados con dislexia y de niños de un grupo control que han tenido un desarrollo típico. Describimos la dinámica de la trayectoria de la mirada de los niños al leer con un modelo estocástico basado en lo que se conoce como *Continuous Time Random Walk (CTRW)*. Con dicho modelo fuimos capaces de generar señales sintéticas con iguales características que las señales reales. La generación de señales sintéticas es una técnica clave en el aprendizaje automático, o aprendizaje de máquina (*machine learning*) y es importante porque ayuda a mejorar el rendimiento de los modelos, combatir el sobre-ajuste y manejar la escasez de datos. Con datos reales hemos probado una serie de clasificadores de disléxicos y no disléxicos utilizando herramientas de *machine learning*. Dos de estos métodos tuvieron una alta precisión. Tener herramientas para analizar movimientos oculares podría ayudar en el diagnóstico rápido de dificultades del aprendizaje. A su vez podría ayudar a evaluar de forma masiva a niños en sus colegios y así bajar de forma drástica la deserción escolar.

# Abstract

Learning difficulties are among the main reasons for school dropout, this being a global problem. The early diagnosis of these difficulties is essential to address early treatment and adequate follow-up. Today the diagnosis of these difficulties is carried out by educational psychologists and/or psychologists evaluating the resolution of a battery of tests. The 1 to 1 relationship between a person to be diagnosed and the professional makes the task of massive studies difficult to detect early school-age children who suffer from a specific learning difficulty. A symptom studied to detect abnormal cognitive processes are atypical behaviors in eye movements. With mass access technology, eye movements can be recorded easily and cheaply with eye tracking devices. In this thesis, tools were developed to study the signals of the mentioned devices. One of these tools is key to studying eye movements and it is the classification of these into two large groups called fixations and saccades. The statistical characteristics that these movements have are closely related to cognitive processes. Another tool developed is the calculation of different quantities of a statistical nature that allow multiple properties of signals obtained with eye trackers to be described in a few numbers. A specific learning difficulty that about 10% of the population suffers from is dyslexia. This is a disorder with which, even today, there is controversy when defining it, but it is a difficulty that affects the development of literacy and language-related skills. In this thesis, the eye movements of children who were diagnosed with dyslexia and of children from a control group who have had a typical development were studied. We describe the dynamics of children's gaze trajectory when reading with a stochastic model based on what is known as *Continuous Time Random Walk (CTRW)*. With this model we were able to generate synthetic signals with the same characteristics as the real signals. The generation of synthetic signals is a key technique in machine learning, or machine learning, and is important because it helps improve model performance, combat overfitting, and handle data sparseness. With real data we have tested a series of dyslexic and non-dyslexic classifiers using machine learning tools. Two of these methods had high precision. Having tools to analyze eye movements could help in the rapid diagnosis of learning difficulties. In turn, it could help to massively evaluate children in their schools and thus drastically reduce school dropouts, with all the benefits that this entails for society.

## AGRADECIMIENTOS

- A todos y todas que día a día permiten que en este país exista la educación pública, gratuita y de calidad. Sin ustedes nada de esto podría haber pasado.
- A CONICET por todo lo que significó, y significa, financiar gran parte de la ciencia en Argentina incluyendo los casi seis años que llevo este trabajo.
- A la Universidad Nacional del Sur por abrirme las puertas todos los días, sin importar la hora y el día de la semana.
- Al Departamento de Física, sus autoridades, docentes y no docentes. Todos ellos y ellas formaron parte de mi vida durante todo mi proceso académico.
- A los Dres Alfredo Juan y Marcelo Costabel que desde muy joven estuvieron cada vez que los necesité.
- A mis directores, el Dr Gustavo Gasaneo y el Dr. Claudio Delrieux, y a mi colega la Dra Jessica Del Punta que con su confianza y su paciencia hicieron posible que llegue hasta aca.
- A toda mi familia que me sostuvieron siempre en los momentos más críticos de mi vida y me ayudaron a ponerme de pie cada vez que me caía.
- A usted lector. Su lectura forma parte de esta tesis.

# Capítulo 1

## Introducción

Adquirir los saberes y las habilidades que se bridan en las escuelas requiere de procesos cognitivos complejos sobre los cuales se pueden observar diversas dificultades. Estas dificultades pueden ser causadas por una variedad de factores, como problemas de atención, de memoria, de procesamiento de información o dificultades de lectura en general [4]. En consecuencia pueden afectar el rendimiento académico de un estudiante y pueden contribuir a la deserción escolar. La mayoría de los niños y las niñas que abandonan el colegio a nivel mundial padecen algún tipo de dificultad específica en el aprendizaje (DEA). Sin embargo, no todos abandonan la escolaridad. Un gran porcentaje terminan sus estudios en un sistema escolar hecho a medida para personas que no tienen dificultades de lecto-escritura. El estar inmersos en un sistema que no los contempla se ve reflejado en el bajo rendimiento académico, privándolos de empleos que les aseguran un buen pasar económico. Es por esto que el impacto de las DEA afecta a la sociedad como un todo y no solo a los individuos. Las personas con DEA están sobre-representadas en los delincuentes juveniles, en las personas que están desocupadas largos periodos de tiempo y en los que padecen enfermedades mentales debido a su situación socio-económica [5].

Se estima que en el mundo la población que padece algún tipo de DEA comprende entre 5 y 20 de la población [6, 7]. La estimación de este porcentaje es muy variable según el idioma y la región [8]. Los sistemas educativos, al estar basados en material escrito, excluyen a aquellos niños con dificultades en la lectoescritura. Por este motivo en la Argentina se sancionó la ley 27.306 la cual garantiza el derecho a la educación de los niños con DEA. La ley declara "*[...] de interés nacional el abordaje integral e interdisciplinario de los sujetos que presentan Dificultades Específicas del Aprendizaje (DEA), así como también la formación profesional en su detección temprana, diagnóstico y tratamiento; su difusión y el acceso a prestaciones*".

La detección temprana de estas dificultades es esencial para proporcionar apoyo y ayuda a los estudiantes que las padecen. En el ámbito clínico se han desarrollado diversas herramientas de diagnóstico para las DEA. Estas herramientas son provenientes mayoritariamente de la psicología y de la psicopedagogía. Para diagnosticar problemas

atencionales se han diseñado baterías de tests que incluyen el Trail Making Test (TMTA y TMTB), test de rastreos, de diferencias, Stroop y las cartas de Wisconsin entre otros. Cada test evalúa diferentes aspectos neurocognitivos de la atención [9]. Estos test arrojan una evaluación numérica global que permite clasificar a los sujetos en grupos de referencia, pero no arrojan resultados cuantitativos detallados del proceso evaluado ni tampoco sobre las estrategias utilizadas para resolverlos. Dichas estrategias podrían ser características de cada condición neurocognitiva, sea esta una dificultad o comorbilidad. Si se pudiese contar con dicha información adicional el proceso de diagnóstico podría acelerarse y ser aún más preciso. Una forma de hacerlo es mediante el estudio de los movimientos oculares, ya que estos pueden proporcionar información valiosa sobre la forma en que un sujeto procesa la información visual.

Las DEA presentan una amplia comorbilidad con otros trastornos como el déficit de atención o trastornos en lo que se conoce como habilidades visuales. Algunas de las dificultades visuales más típicas son alteraciones en la motilidad ocular, en la coordinación de ambos ojos durante los movimientos, entre otros.

Luna y colaboradores [10] en 2008 hicieron una interesante recopilación bibliográfica sobre investigaciones que permiten asegurar que el estudio de los movimientos oculares puede considerarse una herramienta muy útil en el análisis del desarrollo cognitivo. Estas investigaciones han demostrado que los patrones de movimientos oculares pueden ser utilizados para identificar dificultades de aprendizaje y para proporcionar información sobre cómo un sujeto procesa la información visual. Los trabajos listados en el reporte de Luna afirman que el estudio del sistema oculomotor permite asociar el control cognitivo a la actividad cerebral. Sweeney y colaboradores [11] concluyeron que el estudio de los movimientos oculares ofrece una estrategia cuantitativa para estudiar trastornos en el neurodesarrollo.

El ojo humano se compone de varias partes donde se destacan la córnea, el iris, el cristalino y la retina. Esta última comparte muchas características con el cerebro y en muchos casos es considerada como parte del mismo [12, 13]. Su estructura es muy particular ya que existe una región que se llama fovea, donde tiene mayor densidad de órganos sensitivos a la luz. Esto se traduce en una mayor resolución visual y donde el cerebro obtiene la mayor cantidad de información a procesar. Como el área de la visión de la fovea es muy reducida comparada con nuestro campo visual total, la naturaleza y la evolución dotaron al globo ocular de 6 músculos esqueléticos que hacen posible rotar el ojo de tal manera que la imagen proyectada en la retina cambie sin necesidad de mover toda la cabeza. La parte de la imagen formada en la retina que se encuentre en la zona de la fovea va a ser la que tenga la información más relevante para la tarea que se esté llevando a cabo en el momento. Es por esta razón que el estudio de los movimientos oculares cobra tanta relevancia. Una larga lista de patologías [14, 15, 16, 17], y trastornos [18, 19, 20, 21] demostraron estar relacionadas con movimientos oculares anormales.

Los movimientos oculares se realizan gracias a un grupo de músculos comandados por el cerebro. Éstos se pueden separar en varias clases de movimientos que tienen

diferentes características distintivas. Uno de esos movimientos son las sacadas, movimientos rápidos realizados para ubicar en la zona del campo visual de la fóvea el área de interés del estímulo visual [10, 22, 23]. En la primera parte de cuatro publicaciones que Enderle [23] le dedicó al estudio de movimientos oculares horizontales, se refirió al sistema sacádico como una combinación entre el globo ocular con sus músculos y un generador de sacadas. La otra clase de movimientos son las fijaciones que se pueden entender como momentos donde la mirada está relativamente quieta en una región acotada. Durante las fijaciones el ojo realiza pequeños movimientos rápidos llamados microsacadas [24]. Estos movimientos, al igual que las sacadas, son realizadas de la misma manera por ambos ojos a la vez. Las microsacadas y las sacadas son de hecho tan similares que se ha discutido acerca de si son movimientos de diferentes naturaleza o no ya que, basados en la dinámica del movimiento, no hay más diferencia que su amplitud [25, 26, 27]. Durante el desarrollo de un grupo de microsacadas el objetivo visual se ve proyectado en cientos de fotorreceptores ubicados en la zona de la fóvea en la retina. En cambio en los movimientos sacádicos la imagen tiene tal magnitud que el punto de partida y el de llegada de la mirada no pueden estar al mismo tiempo proyectados en la zona de la fóvea. Dicho de otra manera, durante una fijación, al hacer microsacadas se está utilizando la fóvea para explorar, pero al hacer una sacada, se lleva la mirada y la atención a una zona diferente la cual no se podía explorar con el mismo detalle antes de hacer el movimiento.

Cuando se trata de un objeto en movimiento, el sistema visual humano se adapta mediante una estrategia conocida como persecución suave o smooth pursuit. Esta técnica permite a los individuos mantener la fijación visual en un objeto en movimiento, utilizando un conjunto de movimientos oculares distintos a los previamente mencionados. Esta manera de moverse requiere hacer una estimación de la cinemática del objeto observado para poder predecir su posición y mantener su imagen en la fóvea. Dentro de lo que se podría considerar parte de una fijación están el drift y el tremor. El primero es un desplazamiento de poca magnitud y baja velocidad. El tremor es una oscilación de alta frecuencia del globo ocular y muy baja amplitud de desplazamiento [25, 26].

En los últimos años nuestro grupo ha estudiado las sacadas desde el punto de vista físico. Se modelaron los movimientos oculares como un oscilador armónico amortiguado forzado [2]. Este modelo sencillo fue mejorado para poder modelar más detalles sobre los movimientos en un trabajo posterior [28]. Unos años después el grupo desarrolló un modelo que explicaba el movimiento del globo ocular teniendo en cuenta una función de activación [29] que haría el papel del estímulo nervioso.

El relevamiento de los mencionados movimientos oculares se realiza mediante dispositivos denominados eye trackers. Existen diferentes tipos de eye trackers, algunos de los cuales utilizan lentes de contacto y campos eléctricos para determinar la velocidad de rotación del ojo, mientras que otros utilizan cámaras para determinar la posición de la pupila. Todos ellos infieren la posición del ojo o la posición donde se posa la mirada, a partir de los diferentes parámetros medidos. Los eye trackers se utilizan en una amplia variedad de campos, desde la investigación básica en psicología y neurociencia hasta la industria del diseño y la publicidad. En la investigación psicológica, el eye tracking



se utiliza para estudiar la atención visual y los procesos cognitivos involucrados en la percepción y el procesamiento de la información visual. En el diseño y la publicidad, se utiliza para evaluar la efectividad de los anuncios y la usabilidad de los productos y servicios. Los avances tecnológicos han permitido desarrollar eye trackers cada vez más sofisticados, como los que utilizan solo la cámara frontal de un teléfono celular [30]. Además, los datos recolectados por los eye trackers pueden ser analizados utilizando algoritmos de aprendizaje automático para obtener información valiosa sobre la forma en que las personas ven y procesan la información visual.

Estos dispositivos pueden ser utilizados para estudios de psicología, neurociencia, medicina, publicidad y diseño de interfaces de usuario entre otros.

La fijación es el proceso mediante el cual el ojo detecta y registra información visual en un estímulo. En el análisis de señales de eye trackers, es importante identificar los movimientos oculares en los que el cerebro puede procesar el estímulo visual y los que no puede. Durante una fijación es cuando el cerebro puede procesar el estímulo, mientras que durante las sacadas el cerebro es virtualmente ciego. Establecer la definición de estos dos tipos de movimientos oculares ha sido un desafío para la comunidad científica debido a la falta de acuerdo en cuanto a cómo definir cuantitativamente estos movimientos. Hoy ese acuerdo no existe a tal punto que Hessel [31] llevó a cabo una encuesta entre 124 expertos en eye tracker obteniendo múltiples respuestas. Muchas conclusiones obtenidas en estudios de movimientos oculares podrían ser diferentes si se utilizaran diferentes software de clasificación de movimientos. Por esta razón, como primer objetivo en esta tesis fue desarrollar un algoritmo que sea capaz de clasificar los movimientos oculares en señales obtenidas por diferentes dispositivos de manera consistente.

La introducción de los conceptos de fijaciones y sacadas se dieron como consecuencia de los primeros estudios realizados sobre lectura a fines del siglo XIX. Estos trabajos fueron realizados por Louis Emile Javal basados en un experimento sencillo que involucró un texto impreso y un espejo. Javal descubrió que la lectura se realizaba a través de movimientos oculares rápidos e intermitentes, intercalados con breves períodos de tiempo en los que los ojos permanecían inmóviles (supresión sacádica) [32]. Estos hallazgos generaron nuevas interrogantes, tales como dónde se detenía la mirada, cómo se determinaba su siguiente posición y por qué se producían estos movimientos en primer lugar. Estas preguntas abrieron un amplio campo de investigación sobre los procesos que rigen los movimientos oculares, que ha permitido profundizar nuestra comprensión de la visión humana y de cómo procesamos la información visual.

Yarbus [33] pudo demostrar que los movimientos oculares eran diferentes incluso cuando el estímulo visual era el mismo. La cinemática de la mirada variaba de sujeto en sujeto, pero tenía comportamientos similares en diferentes sujetos si la tarea encomendada era la misma. Con esta investigación como punto de partida se hicieron modelos para las diferentes tareas comunes que realizamos las personas en la vida cotidiana. Dos de las tareas más estudiadas son la búsqueda libre y la lectura. En la búsqueda libre se han propuesto modelos estocásticos basados en caminatas aleatorias con distribu-

ciones de vuelos de Levy [34, 35]. También existen modelos basados solo en mapa de saliencias [36, 37]. En el caso de lectura los modelos son varios. A efectos de estudio de esta tesis voy a separarlos en dos grandes grupos. Uno que requiere una gran cantidad de parámetros e información sobre el estímulo, el sujeto a modelar, el lenguaje, etc y el otro basado en parámetros estadísticos sobre los movimientos oculares. Este último tiene como ventaja contar con menor cantidad de información y parámetros. En el primer grupo podemos encontrarnos con los dos modelos más completos y utilizados que son el E-Z Reader desarrollado por el grupo de Rayner [38] y el SWIFT desarrollado por el grupo de Engbert y Kliegl [39]. Aparte de estos modelos podemos encontrar otros como Mr.Chip [40], EMMA [41] y Glenmore [42]. En el segundo grupo podemos encontrar al modelo estocástico SERIF [43], el modelo Competition/Activation [44] y el SHARE desarrollado por Feng [45].

Algunos de estos modelos son capaces de representar, hasta cierto punto, los movimientos oculares de sujetos con alguna patología o trastorno. Uno de estos trastornos, de gran interés para nuestro grupo, es la dislexia. La dinámica ocular de sujetos que la padecen ha sido ampliamente estudiada en múltiples idiomas, aunque en su mayoría en sujetos de habla inglesa. Sin embargo, la mayoría de los modelos existentes requieren una gran cantidad de parámetros para crear señales sintéticas y están diseñados para la lectura en idiomas distintos al español. Para abordar este problema, en esta tesis se propone un modelo estocástico basado en la teoría del *Continuous Time Random Walk (CTRW)*, el cual permite generar señales de movimientos oculares de niños con dislexia en español. La capacidad de reproducir señales de movimientos oculares de niños con dislexia es de gran valor para la investigación en este campo, ya que obtener señales de este tipo de forma experimental es difícil y costoso. La creación de un modelo que pueda simular estos movimientos puede facilitar el análisis de los procesos cognitivos que intervienen en la lectura en niños con dislexia y contribuir a una mejor comprensión de esta patología.

En las últimas décadas, el costo y la portabilidad de los dispositivos de eye tracking han mejorado significativamente. Esta evolución tecnológica ha permitido la realización de estudios en entornos fuera del laboratorio, como consultorios médicos y escuelas, ampliando así el alcance de los estudios de seguimiento ocular a diferentes contextos y regiones geográficas. La capacidad de llevar a cabo investigaciones de seguimiento ocular en entornos más diversos ha permitido el estudio de poblaciones más diversas, de diferentes culturas e idiomas. Esto permitió que en los últimos años aparecieran publicaciones sobre movimientos oculares en sujetos con dislexia en diferentes idiomas. Al comparar los resultados se observó que el comportamiento de los movimientos oculares eran diferentes según la regularidad de los lenguajes. La regularidad de un lenguaje se puede definir en base a la relación grafema-fonema. Esto quiere decir que una letra como por ejemplo la letra *a* se lee de la misma forma en la palabra *casa* que en la palabra *cerveza*. Por eso el español es un lenguaje muy regular a diferencia del inglés donde la fonética cambia según la palabra como por ejemplo en la palabra *bear* y *ball*. Hutzler [21] compara los resultados obtenidos en sujetos de habla alemana con los de habla inglesa, siendo el alemán un lenguaje más regular que el inglés, pero con la salvedad que

comparten el mismo origen y tienen palabras muy similares. De Luca [19] hizo lo propio con el italiano, siendo este aún más regular que el alemán. Martos [18] también estudió los movimientos oculares de sujetos diagnosticados con dislexia, pero en sujetos de habla española. En todos los casos se pudo ver que la cantidad de sacadas de derecha a izquierda, llamadas de retroceso, cambia a medida que la regularidad del lenguaje se hace más fuerte. Este dato es difícil de comparar directamente porque en todos los estudios se utilizaron dispositivos diferentes con software diferentes para la clasificación de los movimientos oculares. Con esto enfatizo en la necesidad de consensuar las definiciones y algoritmos de detección de movimientos capaces de funcionar en diferentes experimentos con distintos setups experimentales.

Los primeros trabajos sobre dislexia tenían la hipótesis de que podría estar relacionada con un mal funcionamiento del sistema oculomotor. Esta teoría se basaba en las diferencias observadas en los movimientos oculares de los sujetos disléxicos y los del grupo de control. Sin embargo, esta hipótesis ha sido descartada por Hyona [20], quien sugiere que no existen diferencias significativas entre los movimientos oculares de un sujeto disléxico y los de un sujeto de control de menor edad. Esta observación es consistente con la hipótesis del retraso madurativo para explicar la razón de la dislexia. Como resultado, la comunidad científica se ha centrado en buscar otras posibles causas psicológicas y/o neurológicas de este trastorno, lo que ha llevado a la investigación de nuevas vías de diagnóstico y tratamiento. A pesar de ello, el estudio de los movimientos oculares sigue siendo una herramienta importante para la detección temprana y el diagnóstico de la dislexia.

En el procesamiento de señales provenientes de dispositivos de eye tracking, es común la necesidad de una clasificación previa de los puntos de fijación y sacada. Sin embargo, existen casos en los que se pueden analizar las características de las señales sin la necesidad de una previa clasificación. En este contexto, se han utilizado cuantificadores estadísticos previamente conocidos en teoría de la información para evaluar series temporales [46, 47, 48], tales como la complejidad estadística, la entropía de Shannon e información de Fisher [3]. La utilización de estas métricas para cuantificar características globales de las señales en pocos valores, permite una visualización gráfica y comparación de múltiples sujetos. Además, estas herramientas son útiles para la evaluación y comparación de señales sintéticas obtenidas a partir del modelo propuesto para las señales de niños con dislexia. Por otro lado, se ha observado que estas métricas pueden ser utilizadas para la clasificación entre niños con y sin dislexia.

La presente tesis tiene como objetivo explorar nuevas metodologías para la detección temprana de DEA, en particular de la dislexia. La dislexia es conocida por manifestarse a través de comportamientos atípicos en los movimientos oculares durante la lectura. Por lo tanto, es crucial tener un conocimiento sólido del sistema oculomotor, los dispositivos utilizados para medir la posición de la mirada, así como de los conceptos estadísticos relevantes para la interpretación de las señales obtenidas. Para abordar estas cuestiones, en el capítulo 2 se realiza una revisión exhaustiva de los temas mencionados anteriormente. Se comienza por una discusión sobre el sistema oculomotor y su papel en la lectura. A continuación, se examinan los distintos tipos de dispositivos

utilizados para medir la posición de la mirada, con especial atención en los eye trackers, sus características y su funcionamiento. También se aborda la dislexia, sus síntomas y su diagnóstico. Se discuten los distintos enfoques teóricos que han sido propuestos para explicar este trastorno, así como las técnicas de evaluación y detección que se utilizan en la actualidad. Por último, se presentan algunos conceptos estadísticos fundamentales para el análisis de las señales de eye tracking. Estos incluyen la entropía, la complejidad estadística y la información de Fisher. El conocimiento de estos conceptos es esencial para poder interpretar adecuadamente los datos obtenidos de los eye trackers y poder distinguir entre patrones de movimientos oculares normales y aquellos asociados con la dislexia.

En la detección de anomalías en los movimientos oculares, es crucial poder identificarlas en las señales de los eye trackers. El desafío de la variedad de dispositivos y la falta de consenso en su definición se abordó en el capítulo 3. Además, en este capítulo se describen los experimentos realizados y el flujo de trabajo necesario para procesar señales de eye tracking. Entre las tareas del flujo de trabajo se encuentra la clasificación de los movimientos oculares, para la cual se presenta en detalle el algoritmo desarrollado.

Una vez finalizado el desarrollo del algoritmo de clasificación de movimientos oculares se procedió a realizar un análisis estadístico de las señales de eye tracking. Con el objetivo de evaluar las características de las señales obtenidas, se aplicaron diversas métricas cuantitativas que detallamos en el capítulo 4. Para llevar a cabo este análisis, se desarrolló un paquete de Python llamado *compy* que contiene las funciones necesarias para un completo análisis estadístico de series temporales y/o de histogramas de probabilidades. Esta librería fue utilizada para analizar las señales de eye tracking de sujetos realizando pruebas de atención, cuyos resultados fueron publicados en la investigación [3].

Después de desarrollar códigos capaces de clasificar los movimientos oculares y calcular descriptores estadísticos para comparar señales, nos centramos en el estudio de las señales de eye tracking de niños mientras leían. Había algunos niños en el grupo que habían sido diagnosticados previamente con dislexia, mientras que los demás niños estaban típicamente desarrollados. Utilizamos la biblioteca *neufipy* para procesar las señales obtenidas. Al aplicar esta herramienta, descubrimos características distintivas en los movimientos oculares de ambos grupos de niños, las cuales se utilizaron para crear un modelo físico-estocástico de la mirada en niños con dislexia que se explica en el capítulo 5. Posteriormente, generamos señales sintéticas de eye tracking con este modelo y las comparamos con las señales reales utilizando la biblioteca *compy* entre otros métodos de comparación. Los resultados indicaron que las señales sintéticas eran altamente fieles a las señales reales, lo que sugiere que el modelo propuesto podría ser una herramienta valiosa para la detección temprana de la dislexia, ya que obtener datos de personas con esta patología es costoso y requiere mucho tiempo. A través del análisis de las señales de todos los niños, se descubrieron diferencias significativas en determinadas características de los movimientos sacádicos, lo que sugiere que estas diferencias podrían ser utilizadas en un proceso de diagnóstico. En particular, se encontró que tanto la complejidad estadística como la entropía podrían ser valores útiles en la detección

temprana de la dislexia. Estos hallazgos podrían ser de gran importancia en el desarrollo de herramientas de diagnóstico más precisas y eficaces para esta condición.

En el capítulo 6 de este trabajo, se analizó la teoría de transiciones de patrones ordinales para entrenar y comparar clasificadores típicos de aprendizaje automático. Dos de estos clasificadores mostraron resultados muy prometedores para la detección de la dislexia. Por medio de gráficos de transición de patrones ordinales, se analizaron las señales de eye tracking obtenidas de los niños leyendo, y se entrenó un clasificador capaz de diferenciar entre ambos grupos con precisión. Los resultados de lo obtenido tanto en el capítulo 5 como en el 6 fueron enviados a la revista *Chaos* para su revisión. En conjunto, estos hallazgos podrían mejorar la calidad de vida de las personas afectadas por la dislexia al contribuir a su detección temprana.

El capítulo final de esta tesis tiene como objetivo presentar las conclusiones derivadas del trabajo interdisciplinario realizado para su elaboración. A lo largo de esta investigación, se ha utilizado una combinación de técnicas provenientes de la neurociencia, la estadística, la física y el aprendizaje de máquina para analizar las señales de eye tracking dando como resultado un batería de herramientas con gran potencial en el diagnóstico de DEA.

Cabe aclarar que todo este desarrollo pudo ser posible por la digitalización de los tests en la plataforma desarrollada por el Centro Integral de Neurociencias Aplicadas (CINA) llamada *Psimesh*. Esta plataforma tiene varios test regularmente utilizados por psicólogos/as y psicopedagogos/as. Los test pueden ser utilizados en conjunto con un eye tracker comercial de relativamente bajo costo y al finalizar la plataforma le ofrece al profesional un análisis detallado sobre el comportamiento del sujeto al momento de realizar la tarea indicada.

## Capítulo 2

# Marco teórico general: Vision humana, eye tracking, analisis estadistico, lectura y dislexia

La capacidad de leer y escribir es una habilidad fundamental para el éxito académico y profesional en la vida. En la etapa escolar, es esencial que los niños adquieran estas habilidades para poder acceder al conocimiento y comunicarse de manera efectiva. Los niños que tienen dificultades para leer y escribir pueden sufrir un impacto significativo en su autoestima y motivación, lo que a su vez puede afectar su rendimiento académico y su futuro laboral. Además, la falta de habilidades de lectura y escritura puede dificultar la comprensión de instrucciones, la comunicación con compañeros y profesores, y el acceso a información importante. Por lo tanto, es crucial identificar y abordar cualquier dificultad en el aprendizaje de la lectura y escritura de manera temprana para maximizar las oportunidades de éxito en la vida.

El ojo es el órgano encargado de la recepción de la información visual y se compone de varias partes que trabajan juntas para procesar la información que recibimos. Esta información luego es procesada por el cerebro, lo que resulta en una serie de procesos cognitivos que van desde la interpretación hasta la toma de decisiones. La lectura es una tarea recurrente en la vida escolar y requiere una serie de movimientos oculares determinados, como fijaciones y sacadas, que son controlados por el cerebro. Anomalías en estos movimientos estarían relacionadas con trastornos neurocognitivos. Las personas diagnosticadas con dislexia, un trastorno común que afecta tareas relacionadas con el lenguaje, también presentan movimientos oculares diferentes a las personas que han tenido un desarrollo típico.

En este capítulo se explicarán los conceptos necesarios a partir de los cuales se trabajó en esta tesis. Se describirá el ojo humano, el sistema de músculos necesarios para hacerlo rotar y los movimientos típicos que hace y la motivación para poder detectar y clasificar dichos movimientos. Luego se narrará un poco de la historia de los estudios de los movimientos oculares, los dispositivos utilizados y las aplicaciones que hoy tiene

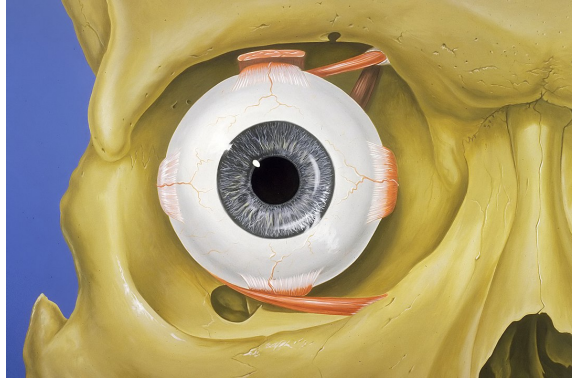


Figura 2.1: Imagen del globo ocular con sus músculos en la órbita craneal. LA imagen es de Patrick J. Lynch, medical illustrator, CC BY 2.5.

la rama de estudio de los movimientos oculares. Para finalizar se explican los conceptos estadísticos utilizados en las herramientas desarrolladas en esta tesis y una descripción de la dislexia y la lectura.

## 2.1. Visión humana

### 2.1.1. El ojo humano

La órbita es una cavidad ósea en el cráneo que aloja y protege el ojo. Los huesos de la órbita proporcionan protección para el ojo, ayudando a prevenir lesiones debido a golpes. Además, los huesos de la órbita también proporcionan anclaje para los músculos que controlan los movimientos del ojo, permitiendo que el ojo se mueva de manera precisa y controlada. Ver figura 2.1

El globo ocular tiene un diámetro aproximado de 22 mm, lo que significa que es una estructura pequeña en comparación con el tamaño total de la órbita. Sin embargo, a pesar de su tamaño, el globo ocular ocupa aproximadamente el 25% del volumen total de la órbita. El resto del espacio en la órbita está ocupado por músculos extra-oculares, vasos sanguíneos, nervios, grasa orbitaria y tejido conectivo que rodea y soporta al ojo. Estos elementos son esenciales para el correcto funcionamiento del ojo y la visión, ya que los músculos extra-oculares son los responsables del movimiento ocular, los vasos sanguíneos y nervios proporcionan nutrientes y sensación al ojo, mientras que la grasa orbitaria y el tejido conectivo brindan estabilidad y protección.

El ojo se compone de tres capas membranosas llamadas túnicas concéntricas. Estas se llaman túnica fibrosa, vascular y nerviosa [1] ver figura 2.2.

La túnica fibrosa se compone de la esclerótica y la córnea. Entre ambas forman una cápsula semi elástica protectora del ojo. La esclerótica es una membrana relativamente

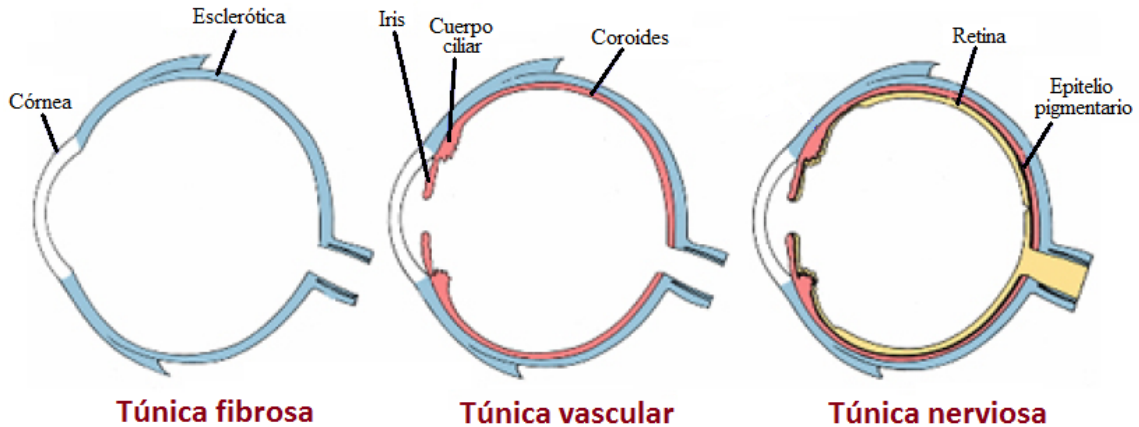


Figura 2.2: Descripción de la conformación del ojo en sus diferentes capas [1]

dura, densa de color blanco y opaca al paso de la luz. Su espesor varía desde 1,1 mm hasta los 0,4 mm en el ecuador, donde se insertan los músculos rectos. Se compone de fibras elásticas que le permiten regular la presión intraocular [49]. La esclera permite el paso de los nervios de la córnea a través de un punto anterior y los autónomas vasculares en el frente del mismo y la inervación propia es escasa. La córnea es la parte frontal de la túnica fibrosa y a diferencia de la esclerótica esta es transparente. No posee vasos sanguíneos, pero cuenta con abundantes nervios [49, 50]. Sus propiedades ópticas permiten difractar la luz de tal manera que se forma una imagen dentro del ojo. Este proceso se explicará con detalles más adelante.

En la túnica vascular se encuentran la coroides, el cuerpo ciliar y el iris. La coroides contiene numerosos vasos sanguíneos y tiene un espesor que varía de 0,1 mm a 0,15 mm [51]. Está perforada en su parte trasera por el nervio óptico y su consistencia es liviana y esponjosa. Sus funciones son variadas, de las que se destacan nutrir a la retina externa y proveer un camino para los vasos que irrigan la parte anterior del ojo. Al contar con tantos vasos sanguíneos también cumple con la tarea de mantener la temperatura del ojo estable y esto a su vez permite controlar la presión del mismo. El cuerpo ciliar es un tejido de estructura triangular que forma un anillo completo alrededor del globo ocular entre la coroides y el iris. Está integrado por el músculo ciliar y los llamados procesos ciliares. Los procesos ciliares son crestas longitudinales que se proyectan desde la superficie interna del cuerpo ciliar. Son los encargados de la producción del humor acuoso. De los mismos salen las fibras zonulares hasta el cristalino y son los que le dan soporte a este último. Al igual que la córnea, el cristalino es una lente. Su curvatura varía al cambiar las tensiones producidas por el músculo ciliar que al contraerse permite al ojo enfocar objetos cercanos y al relajarse, objetos lejanos. El iris es el encargado de regular la cantidad de luz que entra al ojo. Es un diafragma regulable cuyo orificio central se llama pupila y puede variar de 1 mm a 8 mm. Posee dos músculos que son los responsables de la contracción o de la dilatación de la pupila. El esfínter es un anillo plano de músculo liso y se encarga de la contracción. El músculo dilatador está situado por delante del epitelio de la superficie superior del iris y su contracción aumenta el tamaño



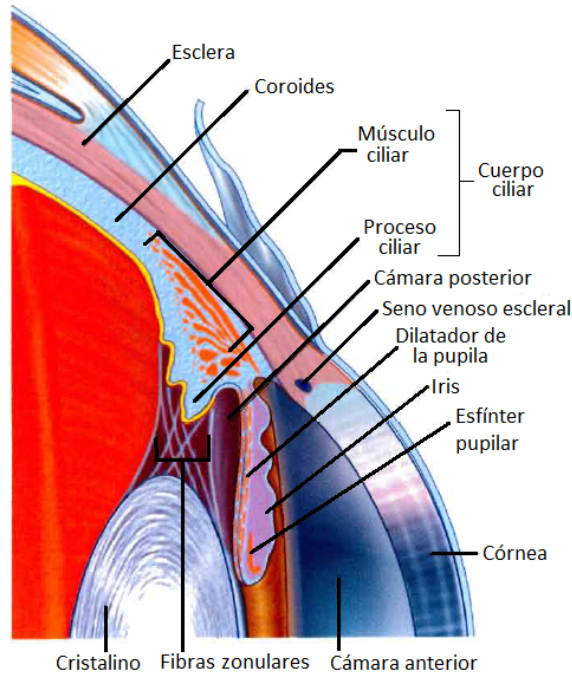


Figura 2.3: Perfil con las principales componentes de la túnica vascular

de la pupila. Todas estas partes pueden verse en la figura 2.3

La túnica nerviosa tiene como principal componente a la retina ubicada en la parte posterior del ojo, donde se forma la imagen. Se compone de fotorreceptores debajo de una capa de neuronas conectadas a los mismos. Esta capa receptora se encuentra dentro de la retina lo que significa que los fotones deben atravesar varias capas de la retina antes de llegar a los fotorreceptores. Sin embargo esto no representa un problema mayor ya que las neuronas que componen estas capas son traslúcidas y no se ven afectadas por la luz. Los fotorreceptores absorben a los fotones y los convierten en señales neuronales que luego se interpretarán en el cerebro. El otro componente de la túnica nerviosa es el epitelio pigmentario cuyas funciones principales son reducir el brillo y dar soporte metabólico primario a las células receptoras.

Nuestra visión es mejor en el centro del campo visual comparado con la visión periférica. Esto se debe a que en una región llamada fovea, ubicada en esta zona, contiene una mayor densidad de fotorreceptores. De estas células, que son capaces de transformar luz en potenciales de acción, se pueden discriminar en dos grupos llamados bastones y conos. Su nombre se debe a sus características morfológicas. En la figura 2.4 se puede observar la disposición de los fotorreceptores sobre la retina, su forma y una imagen obtenida con un microscopio óptico de barrido (SEM, por sus siglas en inglés).

Las diferencias entre estas células receptoras de luz no se limita a su morfología sino que también son sensibles a distintos aspectos de la luz. Los bastones son muy sensibles a niveles bajos de luminosidad (luminancia). Estos son los que entran en juego principalmente en la visión nocturna. Los conos en cambio no son tan sensibles. Para que los

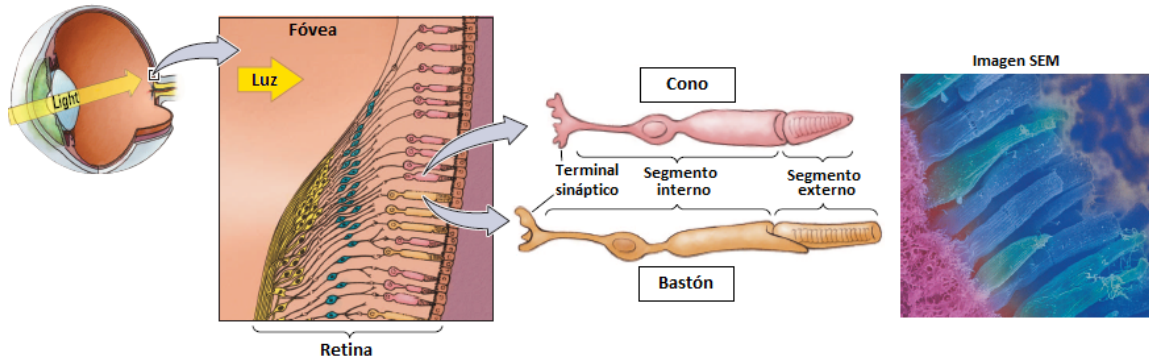


Figura 2.4: Fotorreceptores de la retina: Conos y bastones [1]

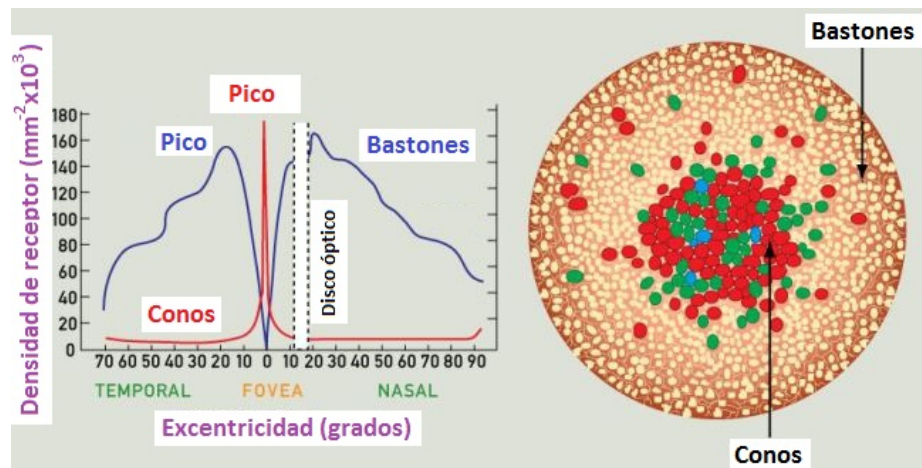


Figura 2.5: Distribución de conos y bastones en la retina. Se puede ver que en la zona de la fovea esta poblado solamente por conos

conos reaccionen hace falta una luminancia mayor que la necesaria para activar a los bastones. Dentro de estas células se pueden diferenciar tres clases, cada una con una respuesta a luz de diferente longitud de onda diferente. Estas son las células que nos permiten discernir detalles en una imagen y los colores. La distribución de los los conos y bastones no es la misma en toda la retina. Existe una mayor densidad de conos y ausencia de bastones en la zona de la fovea. A medida que nos alejamos a la periferia de la misma, la cantidad de conos disminuye a casi cero mientras que la cantidad de bastones aumenta (Ver figura 2.5).

El ojo, con toda su complejidad, es capaz de obtener detalles del entorno en una región del campo visual relativamente chica. Esta región visual es la que podemos explorar utilizando los fotorreceptores ubicados en la fovea y es la región donde se dice está posada la mirada. Para poder realizar una exploración completa, los ojos cuentan con un conjunto de músculos que le permiten rotar voluntariamente dentro de la órbita craneal. Estos músculos son llamados músculos extrínsecos o extraoculares. Dentro de estos músculos está el encargado de elevar el párpado. Luego están los cuatro músculos rectos ubicados del lado nasal (medial), lateral, superior e inferior. Estos tienen su

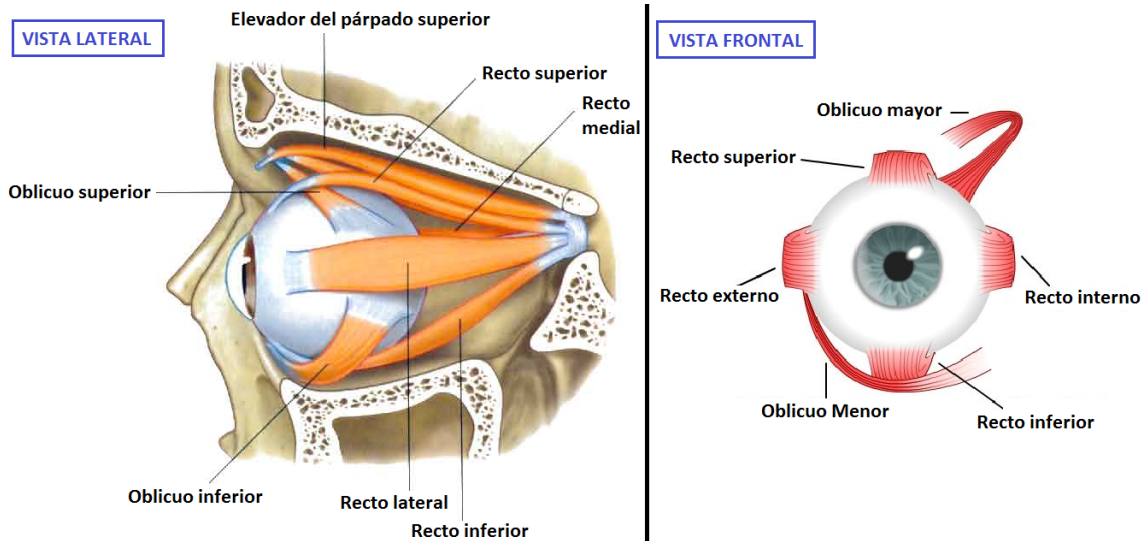


Figura 2.6: Músculos extrínsecos del ojo humano

anclaje en el vértice de la órbita detrás del globo ocular y se insertan en la mitad anterior del globo ocular [49]. Los músculos rectos anterior y superior realizan acciones opuestas. La contracción del recto superior eleva, aduce y rota internamente el globo ocular haciendo que la mirada se concentre en la parte superior del estímulo visual. El recto inferior al contraerse rota al globo ocular llevando la mirada a la parte inferior del estímulo. De la misma manera que los músculos mencionados anteriormente los rectos medial y lateral tienen funciones opuestas. Al contraerse el músculo medial el globo ocular rota hacia el lado nasal y el músculo recto lateral es el encargado de rotar el globo ocular hacia el lado opuesto. Los músculos oblicuos inferiores no se anclan en el mismo punto que los músculos rectos sino que se originan en la parte media inferior de la órbita. La contracción de este músculo dirige la pupila hacia arriba y hacia afuera. Los movimientos oculares requieren una actuación coordinada de los músculos extrínsecos para poder colocar la pupila en la dirección deseada. Los músculos mencionados pueden verse en la figura 2.6

### 2.1.2. Movimientos oculares

En la sección 2.1.1 describimos los músculos extraoculares y hacia donde rotan el globo ocular cuando se contraen. Los movimientos que realizan los ojos fueron ampliamente estudiados desde hace más de cien años [52, 53]. Kowler [54] realizó un review del estudio de los movimientos oculares desde el año 1986. El resumen del trabajo comienza ejemplificando con un diálogo ficticio, o tal vez real, con el editor. Durante esta “conversación” deja claro que el estudio de los movimientos oculares avanzó a gran velocidad en los últimos años sin siquiera haber mucho consenso entre los expertos. Las clasificaciones y los mecanismos subyacentes de los movimientos oculares es, aún hoy, objeto de discusión. Kowler además expone las diferentes posturas hasta el momento sobre

algunos de los puntos donde la controversia es menor. Estos puntos son los conceptos de fijaciones, la persecución suave (smooth pursuit) y los movimientos sacádicos. Es de esperarse, que al ser los temas menos conflictivos, sean los temas que se presentan en la mayor cantidad de trabajos científicos sobre la temática. En esta tesis se estudiaron con detenimiento las fijaciones y las sacadas. Por esta razón, y porque son los movimientos que en principio dan mayor cantidad de información sobre procesos cognitivos, voy a limitar esta sección solo a estas dos dinámicas.

## Fijaciones

Algunas de las definiciones de fijaciones que se encuentran en la bibliografía son:

- El estado cuando el ojo permanece quieto durante un periodo de tiempo [55]
- Estados donde la mirada está relativamente quieta respecto de los fotorreceptores de la retina [24]
- Movimientos que estabilizan la retina sobre un objetivo de interés estacionario [56]

Estas son algunas de las definiciones que recopilaron y colaboradores [31] y son incompatibles entre sí en la mayoría de las veces. En la primera definición, el sistema de referencia utilizado no queda claro. El ojo podría quedar “quieto” respecto de la cabeza o respecto a tierra. La palabra “quieto” también trae muchas dificultades al momento de tratar de utilizar esta definición en diversas tareas. En la segunda definición los ojos podrían estar moviéndose de tal manera que la imagen proyectada en la fovea permanezca siendo la misma. Si seguimos con la mirada algo en movimiento este movimiento sería catalogado como fijación. En este caso el ojo y el estímulo se estarían moviendo y esto entraría en conflicto con el resto de las definiciones. En la última de estas se define a la fijación como algo que solo puede hacerse si el estímulo no se mueve. Una persona en movimiento mirando algo fijo estaría realizando una fijación. Para poder fijar la mirada mientras se está en movimiento la persona debería mover el ojo de manera tal de estabilizar la retina. Esta tarea es la que entra en conflicto con la primera definición. Estos son solo tres ejemplos para dar una idea del poco acuerdo que existe entre investigadores. Las definiciones que da cada investigador se adaptan a los experimentos que realizan y los dispositivos que utilizan. Aún así hay situaciones en las que se pueden llegar a iguales conclusiones a partir de las diferentes definiciones. Si el estímulo y la cabeza de una persona estarían forzosamente quietas, todas las definiciones estarían de acuerdo.

Los primeros experimentos se realizaron utilizando lentes de contacto que eran capaces de detectar movimientos de apenas segundos de arco. Estos estudios revelaron la dinámica típica de las fijaciones, oscilaciones lentas interrumpidas periódicamente por sacadas que no excedían los 12 o 15 segundos de arco, dos o tres veces por segundo. Estas sacadas sucedían simultáneamente en ambos ojos y al ser de pequeña magnitud se les llamó movimientos microsacádicos. Para ver una revisión más detallada de estos

movimientos recomendando leer los trabajos de Collewijn y Kowler [57] y el de Steinman et al. [58]. Los movimientos microsacádicos no demostraron ser reflejos involuntarios para mantener la estabilidad de la fijación ya que su existencia puede desaparecer voluntariamente. De hecho no parecería ser un movimiento ocular especial no hallándose diferencias significativas con su contraparte los movimientos sacádicos [54].

El estudio de los movimientos oculares, que se venían realizando en experimentos donde la cabeza era sujeta, se vio alterado por el avance de la tecnología al poder medirlos en condiciones libres de restricciones. La nueva tecnología permite medir la posición de la mirada aunque el sujeto mueva la cabeza o incluso el cuerpo. Dichos movimientos afectan la manera de estabilizar la mirada en un punto determinado. El sistema responsable de la estabilización de la mirada no hace su trabajo con la misma eficacia que lo hace cuando los movimientos de la cabeza no están permitidos [59]. Una de las controversias todavía no resueltas por la comunidad científica tiene que ver con este punto. Al definir una fijación el investigador debería aclarar si su marco de referencia va a ser un punto fijo sobre el estímulo o sobre el cráneo de la persona ya que un sujeto al mantener fija su mirada en un punto podría mover o no la cabeza. Si lo hiciera o no el comportamiento del globo ocular variaría para poder mantener la mirada fija y su dinámica al intentar estabilizar la mirada sería diferente. Este es un punto importante que menciona Hessel [31] en su trabajo sobre las discrepancias que hay entre los expertos en la temática.

El movimiento más significativo durante lo que podría llamarse fijación es el movimiento microsacádico, pero no es el único. También se encuentran el tremor y el drift [2], pero no voy a ahondar en estos movimientos en esta tesis. Los movimientos microsacádicos, como dije anteriormente, no tienen características significativamente diferentes a las sacadas, movimientos de mayor magnitud, pero sí presentan diferencias en su funcionalidad y origen neuronal. En cuanto a su funcionalidad, Steinman et al. [58] dice que llevan a cabo tareas similares a los movimientos sacádicos al explorar regiones de interés. Ko et al. [60] examinó microsacadas en un experimento que consiste en enhebrar una aguja. En este trabajo detectaron que los movimientos microsacádicos hacían que la mirada pase de estar en la aguja a la punta del hilo y viceversa demostrando una funcionalidad similar a los movimientos sacádicos que luego explicaré. Los movimientos apenas más grande que las microsacadas (mayores a 15-20 minutos de arco) también demostraron una mejoría la percepción visual en tareas como contar [61], búsqueda visual [62] y reconocimiento de letras [63]. Este continuo en la magnitud de los movimientos sacádicos entre las microsacadas y las sacadas es algo que se puede observar en el trabajo realizado por el grupo [2]. Al momento de decidir si un movimiento es parte de una fijación (microsacada) o una sacada se tiene que tener en cuenta la funcionalidad de dicho movimiento y lo que se quiere estudiar en el experimento entre otros factores. Este es otro punto a tener en cuenta en la controversia de la clasificación de los movimientos. Respecto al origen neuronal se demostró que había un grupo de neuronas que se activaban antes de los movimientos microsacádicos y otro grupo de neuronas antes de las sacadas, demostrando un origen neuronal diferente [64]. Los movimientos oculares durante las fijaciones surgen de la actividad de los sistemas compensatorio

vestibular y visual que permiten mantener una imagen estable. Demasiado movimiento durante la fijación puede reducir la resolución visual, mientras que una escasa cantidad de movimiento puede resultar en ceguera temporal debido a la saturación de los fotorreceptores [54].

## Sacadas

Como ya mencioné definir lo que es una sacada, o fijación de manera que no haya dudas sobre lo que es, hoy es imposible. Algunas de las definiciones que Hessel [31] lista en la tabla 1 de su trabajo son:

- Las sacadas son los movimientos oculares rápidos y voluntarios para mover la mirada de un punto de interés a otro [65].
- Las sacadas son rápidos movimientos oculares entre fijaciones [55].
- Las sacadas (rápidos movimientos del ojo), apuntan a la información visual que se encuentran fuera de la zona de la fóvea [24]

Estas son algunas de todas las posibles definiciones de los expertos. La controversia se basa en las diferentes definiciones, que al principio parecen sutilezas, pero al momento de automatizar la clasificación pueden ser un un problema serio. ¿Cuán rápido tiene que ser el movimiento ocular para ser considerado una sacada? ¿La velocidad tiene que ser medida en grados por segundo utilizando como referencia el cráneo del sujeto o en cm por segundo considerando el punto donde está la mirada? ¿La dinámica de los movimientos oculares es la misma para todos los sujetos y para cualquier tarea? Estas son algunas de las preguntas para las cuales, aún hoy, no hay consenso. En esta tesis se desarrolló un algoritmo capaz de clasificar las sacadas utilizando como definición de sacada *un movimiento rápido de la mirada, en línea recta, que ocurre durante un porcentaje del tiempo que se lleva a cabo una tarea*. Este porcentaje del tiempo varía con la actividad que se lleva a cabo. Más adelante en esta tesis explico con más detalle este tema.

Realizar un movimiento sacádico implica predecir la ubicación de información relevante en un estímulo visual y calcular el movimiento ocular necesario para dirigir la mirada hacia dicha ubicación. Todo lo anterior se realiza mientras se mantiene la mirada fija en un punto. Esto se logra a través de un modelo interno que combina información sobre las restricciones del sistema visuomotor y sobre los pasos requeridos para mover la mirada de un punto a otro. Este modelo permite una coordinación eficiente entre la percepción visual y el control motor de los ojos. El review de Kowler [54] sintetiza los trabajos realizados desde el año 1986 sobre el estudio de las sacadas y cómo estos movimientos presentan una fuerte relación con los procesos cognitivos, motores y perceptuales. El estudio de la memoria, la predicción, el aprendizaje y la relación entre

los movimientos de la cabeza, hombros y ojos tienen como eje común los movimientos oculares. Kowler anticipa que este tema es prometedor para entender la mente y la acción.

### **2.1.3. Motivaciones para clasificar los movimientos oculares**

La clasificación de movimientos oculares a partir de series temporales es necesaria ya que dichos movimientos están íntimamente correlacionados con diferentes tareas cognitivas [66]. Por ejemplo, en los movimientos sacádicos la absorción de información visual por parte del cerebro está limitada. La duración, velocidad y distancia recorrida por estos movimientos sacádicos puede estar asociada a algunas patologías [66]. El proceso de fijación no es un proceso pasivo, de hecho es un proceso activo que cumple un rol importante que permite enfocar la atención y evitar movimientos inapropiados de la mirada. Al fijar la mirada en diferentes puntos se está determinando el foco de la atención y la dinámica de la misma. Cuando deseamos desplazar nuestra mirada hacia un nuevo objeto o estímulo visual, es necesario interrumpir la fijación previa en el objeto actual. Es decir, es necesario que la atención que teníamos enfocada previamente sea liberada para poder mover la mirada hacia el nuevo objetivo. La atención debe ser inhibida activamente para permitir un nuevo movimiento sacádico hacia un objetivo distinto [10]. Existen otros movimientos oculares como los pestañeos, la persecución suave, movimientos postsacádicos y microsacadas que no fueron objetos de estudio en esta tesis, sin embargo fue necesario desarrollar algoritmos capaces de detectar pestañeos ya que en las señales con las que trabajamos pueden llegar a confundirse con movimientos sacádicos hacia abajo [67].

Está en cada investigador si quiere clasificar estos movimientos manualmente o utilizar algoritmos comerciales, o gratuitos, disponibles. La clasificación manual es la mejor opción si se quiere que la clasificación se ajuste perfectamente a las definiciones establecidas por el/los investigador/es. La ventaja de desarrollar un algoritmo propio es que permite cierta flexibilidad para poder ajustar la clasificación de manera que el resultado sea acorde a las definiciones del investigador/ra. Además ofrece una alternativa rápida y eficiente para analizar decenas de señales a la vez.

Como es de esperarse hay múltiples algoritmos de clasificación. Están los de código cerrado que son los que vienen con los dispositivos como el Eye Link 1000. Estos programas cerrados permiten la manipulación de ciertos parámetros, aunque al momento de ser utilizados se suelen dejar los valores predefinidos. También hay algoritmos publicados de código abierto. Anderson et al. [68] hace una recopilación de diez algoritmos existentes y a su vez propone uno más. En este trabajo Andersson menciona que aún entre los especialistas en el tema hay puntos de desacuerdo en cuanto a la clasificación de movimientos oculares. También cuestiona el estándar que se puede utilizar para afirmar si dicho segmento de una señal de eye tracking es un movimiento u otro si aún los expertos no se ponen de acuerdo.

Las ventajas de trabajar con un algoritmo personalizado es que se conocen mejor las fortalezas y las limitaciones del mismo. A su vez el desarrollo del mismo se lleva a cabo con las señales que se van a analizar. En esta tesis se diseñó un algoritmo personalizado para estudiar las señales de eye tracking y así tener más control sobre el procesamiento posterior. Esto nos permite, aún hoy, generar mejoras en el algoritmo obteniendo nuevas características de los movimientos oculares que pueden ser de interés en futuros trabajos, tales como la estabilidad de la fijación, velocidades medias y máximas de sacadas, etc.

## **2.2. Evolución del Eye tracking y estudios sobre lectura y cognición**

El eye tracking, es la medición de la posición de la mirada respecto de un estímulo o de la posición del globo ocular respecto de la cabeza. Un eye tracker es el dispositivo que realiza dichas mediciones. Hay diferentes métodos para hacer eye tracking y por consiguiente diferentes tipos de dispositivos que se describirán más adelante. Estos dispositivos junto con software especializados (ad-hoc o que vienen incluidos con el dispositivo) permiten un procesamiento de la señal que hace posible una interpretación científica de la misma. En la base de esta rama de la investigación está la conjetura de que existe una correlación entre los movimientos oculares y determinados procesos mentales [10].

Los primeros experimentos realizados para estudiar los movimientos oculares fueron en el siglo XIX sobre el proceso de lectura. El primer trabajo reportado fue el del oftalmólogo francés Louis Émile Javal en 1879, aunque hay controversia acerca del autor del trabajo debido a que M. Lamare condujo dichos experimentos en el laboratorio de Javal. Esto fue aclarado por el mismo Javal y discutido por Wade y Tatler [69]. Los experimentos que realizaron se basaban en la observación directa. Básicamente se colocaba un espejo en las páginas de un libro y el experimentador observaba los ojos del sujeto mientras realizaba la lectura. Javal, y/o Lamare, llegó a la conclusión que el proceso de lectura no implicaba un movimiento continuo de la mirada sino que los ojos presentaban un comportamiento de rápidos movimientos (Javal fue el primero en llamar a estos movimientos "sacadas") seguidos de pequeñas pausas (ahora llamadas fijaciones). También describieron que los movimientos de lectura eran principalmente horizontales y que se realizaba un movimiento sacádico cada 15 o 18 letras. Para contar las sacadas utilizaron un micrófono adosado al párpado superior. Cuando el lector realizaba una sacada era posible escuchar, y grabar dicho movimiento [70]. Lamare fue el primero en crear un método mecánico para registrar los movimientos oculares.

En 1898, E. Huey, considerado el primer inventor de un eye tracker, usó un lente de contacto con una abertura para el iris y un indicador de aluminio que indicaba los movimientos oculares. Con dicho dispositivo estudió el proceso de lectura. Detectó y contabilizó la cantidad de regresiones, movimientos sacádicos de derecha a izquierda,



cuando una persona leía. También observó que las personas no realizaban fijaciones en todas las palabras [32]. Este método era tan invasivo y generaba tanto dolor que Huey les daba a los participantes cocaína para disminuir el malestar. Casi al mismo tiempo Delabarre desarrolló un método aún más invasivo que consistía en un pequeño dispositivo hecho de yeso que se pegaba al globo ocular. Unido a éste había un cable que conducía a una palanca que dibujaba movimientos horizontales del ojo sobre la superficie carbonizada de un cilindro cinematográfico. El sujeto, que usualmente era Delabarre, podía leer un texto a través de un agujero hecho en el yeso. El ojo era anestesiado también con gotas de cocaína.

Desde entonces la técnica y la tecnología han avanzado lo suficiente como para que los dispositivos de eye tracking sean menos invasivos. Płużyczka hizo una excelente revisión histórica de las técnicas y los dispositivos que fueron desarrollados en estos más de 100 años de historia [71].

En la década de 1950 A. Yarbus realizó diferentes experimentos que luego plasmó en su libro en 1967 [33]. Notó, entre otras cosas, que la forma de examinar una imagen depende de la tarea que se encomiende al sujeto y que las fijaciones están íntimamente relacionadas con la atención. En sus experimentos pudo ver que los sujetos realizaban más fijaciones en zonas de interés que en zonas donde no les despertaba ningún interés. Generalmente estas zonas contenían elementos inusuales para las circunstancias, incomprensibles o no familiares.

Reyner y colaboradores [72] en 1978 publicaron una revisión de los estudios de movimientos oculares en lectura y otras tareas que conlleven procesamiento de información, tales como búsqueda visual, resolución de problemas, mirada libre y reconocimiento de patrones. En este trabajo asegura que los movimientos sacádicos ocupan el 10% del tiempo de lectura. Este dato lo explotamos en la detección de fijaciones y sacadas en nuestros experimentos (Ver capítulo 3). Desde la computarización en la toma y análisis de datos de movimientos oculares (1970's) se fueron desarrollando modelos matemáticos de la posición de la mirada. Reyner comparó su modelo desarrollado en 1974 con el desarrollado en colaboración con McConckie(1976) y con los modelos de O'Regan (1975), Haber (1976), Kolers (1976) y Bouna & de Voogd (1976). También analizó la lectura de 10 buenos lectores y los comparó con malos lectores y disléxicos. Pero aclaró que en ese entonces no había un criterio establecido para definir la dislexia y por eso la comparación válida es entre los buenos lectores y los no tan buenos. Rayner y colaboradores hacen énfasis en que no es posible generalizar los datos obtenidos en el proceso de lectura para otro proceso. Esto queda claro cuando se entiende que los movimientos oculares están fuertemente relacionados con los procesos cognitivos que se desarrollan. En este trabajo concluyen que "*En resumen, los movimientos oculares nos están diciendo algo importante acerca de las actividades de procesamiento involucradas en una tarea particular.*"

M. A. Just en 1980 [73] plantea un modelo de comprensión lectora donde trabaja con señales de movimientos oculares de sujetos leyendo un texto de índole científica. En su modelo se tiene en cuenta la carga cognitiva necesaria para comprender un determi-

nado texto. Esto lo infiere a partir del tiempo que un sujeto permanece con su mirada en determinadas palabras u oraciones. Just propone que para analizar los movimientos oculares en lectura es importante tener en cuenta el objetivo del lector. Un lector que repasa un texto para encontrar la idea principal lee diferente a alguien que intenta memorizar el texto o una persona que lee por entretenimiento.

La relación entre movimientos oculares y procesos cognitivos fue ampliamente estudiada. Luna y colaboradores [10] resumen los trabajos que relacionan los movimientos oculares con procesos como la memoria, planeamiento, expectativa y lectura. También demuestran en este trabajo la relación entre los movimientos oculares con el desarrollo cognitivo o maduración cerebral.

### **2.2.1. Actualidad tecnológica y usos prácticos del eye tracking**

La tecnología de eye tracking se puede separar en cuatro grandes grupos [56]:

- Los basados en lentes de contacto.
- Los Electro-oculógrafos (EOG).
- Los Foto o vídeo-oculógrafos (POG o VOG).
- Los basados en imágenes de vídeo de reflejos de luz.

El primer grupo consiste en dispositivos que de alguna manera se sujetan al globo ocular. Los primeros de estos dispositivos eran muy invasivos y han dejado de utilizarse. Hoy los lentes de contacto no generan tanta incomodidad como los primeros. En dichos lentes se encuentra una espiral de alambre que al moverse a través de un campo electromagnético genera una corriente que se correlaciona con el movimiento. La precisión de esta técnica es de alrededor de 5 a 10 segundos de arco en un rango limitado de alrededor de 5 grados. Sin embargo, es también el método más intrusivo. La inserción de la lente requiere cuidado y práctica. El uso de la lente causa incomodidad y además sirve para medir la posición del ojo en relación a la cabeza, por lo que no es adecuado para la medición de la mirada.

El segundo grupo, los EOG, se basan en la medición de potencial eléctrico en la piel circundante de los ojos por medio de electrodos. Estos dispositivos consideran al ojo como un dipolo donde los polos estarían en la córnea y en la retina. La ventaja de estos dispositivos es que puede medir los movimientos oculares aún con los ojos cerrados lo que permite estudiar los movimientos oculares cuando el sujeto duerme. La desventaja es que no son buenos para medir lentos movimientos oculares o movimientos en direcciones que no son verticales u horizontales. Otra desventaja es que no son precisos para medir la dirección de la mirada.

El tercer grupo es el de los dispositivos ópticos. En éste están los dispositivos que se basan en la grabación de video de los ojos. Dentro de este grupo hay dos subgrupos. Los dispositivos que utilizan luz infrarroja y los que utilizan luz visible. Los oculógrafos infrarrojos iluminan los ojos con luz infrarroja y graban la imagen con esta longitud de onda. Dentro de este sub-grupo se encuentran los dispositivos utilizados en esta tesis que describiré con más detalle en el capítulo 3. Los video-oculógrafos que funcionan de la misma manera que los anteriores pero con luz del espectro visible tiene como ventaja que cualquier cámara comercial puede utilizarse como sensor. Su desventaja radica en que no se pueden utilizar cuando la iluminación es pobre.

En el último grupo están los dispositivos de Purkinge que se basan en los 4 reflejos que se pueden observar en el globo ocular llamados los reflejos de Purkinge. Estos reflejos son los que se deben a la superficie exterior de la córnea (P1), a la superficie interior de la córnea (P2), la superficie exterior, o anterior del lente (P3) y a la superficie interior, o posterior, del lente (P4).

Cabe aclarar que con los dispositivos de los cuatro grupos arriba descritos se obtienen datos, series temporales, de la posición del ojo, mas no de la mirada. Para poder obtener la posición de la mirada en función del tiempo es necesaria una calibración que relacione la posición del ojo con la posición de la mirada en algún objetivo. Esta relación se puede obtener de manera "sencilla" procurando que la cabeza de los sujetos no se mueva en relación al objetivo.

La utilización de los dispositivos del segundo y tercer grupo, al ser poco o no invasivos, tienen diversos usos, pero a grandes rasgos se pueden separar en dos tipos de aplicaciones. La primera es la interacción humano-computadora (HCI por sus siglas en ingles) [74, 75] y la segunda es investigación.

Dentro de las aplicaciones HCI están las aplicaciones para personas con movilidad reducida que utilizan sus movimientos oculares para activar dispositivos que de otra manera no podrían hacerlo. Incluso con ayuda de eye trackers y software especializados se pueden comunicar con lenguaje verbal y/o escrito [76, 77, 78]. También se utilizan eye trackers en aviónica. Los pilotos tienen que utilizar todas sus extremidades para pilotar aviones o helicópteros de combate y a la vez estar atentos a múltiples indicadores. El uso de eye trackers les permite seleccionar la información que deseen ver sin la necesidad de utilizar algún miembro superior o incluso accionar interruptores [79]. Usos similares de eye tracking se han desarrollado para el uso automotriz [80].

Dentro de las aplicaciones científicas están el estudio de la atención y de procesos más complejos como la lectura. Duchowski detalla numerosas aplicaciones del eye tracking para investigación en [81]. Desde marketing hasta aplicaciones puramente científicas pasando por la industria del entretenimiento. Existen diferentes tipos de patologías que afectan a estos procesos y tienen efectos adversos en las personas que los padecen, su entorno y la sociedad misma. Por esta razón el diagnóstico temprano y el consecuente tratamiento de dichas patologías es de interés. La utilización de un dispositivo no invasivo es clave en estos casos ya que el diagnóstico de dichas patologías se da en eda-

des pre-escolares y escolares, cuando utilizar métodos más invasivos resultan difíciles de realizar.

El eye tracking se convirtió en un método ampliamente utilizado para analizar cuestiones de marketing, neurociencias, interacción humano-máquina e investigación en visualización científica [81, 82]. Además de medir los tiempos de finalización y la precisión de respuestas correctas durante la realización de tareas visuales en experimentos controlados, las evaluaciones hechas con eye trackers dan información adicional sobre cómo la atención visual es distribuida y cómo cambia durante un estímulo. Algunos de los dispositivos de eye tracking registran la posición de la mirada de un participante como una serie espacio-temporal de puntos en el plano. Posteriormente, estos puntos son clasificados como fijaciones o como movimientos sacádicos para medir en qué áreas del estímulo se han enfocado. Si es necesario se pueden definir áreas (o regiones) de interés (ROI por sus siglas en inglés) para concentrar el análisis en regiones específicas del estímulo.

Debido al amplio campo de aplicaciones del eye tracking y varios tipos de interrogantes de investigación, se han desarrollado diferentes enfoques para analizar los datos de las señales, como algoritmos estadísticos (descriptivos o inferenciales) [55], algoritmos de edición de cadenas [83, 84], técnicas relacionadas con la visualización y técnicas de análisis visual [85]. Independientemente de si se utilizan métodos estadísticos o visuales para el análisis de datos de seguimiento ocular, se debe procesar una gran cantidad de datos generados durante los experimentos de seguimiento ocular. Un experimento típico suele contener más de 10,000 fijaciones y más de 100,000 puntos que tienen que ser almacenados, formateados y analizados para finalmente confirmar o rechazar una o más hipótesis [29, 3, 2]. Además de analizar los datos de seguimiento ocular con respecto a métricas cuantitativas como el recuento, la distribución y la posición de la fijación y la amplitud sacádica, la información semántica sobre las áreas en las que se enfocaron los estímulos brinda información adicional para comprender las estrategias de visualización de los participantes.

Cuando el análisis estadístico proporciona principalmente resultados cuantitativos, las técnicas de visualización nos permiten analizar diferentes niveles y aspectos de los datos del seguimiento ocular registrados de forma exploratoria y cualitativa. Las técnicas de visualización ayudan a analizar el aspecto espacio-temporal y las complejas relaciones de los datos de eye tracking. Esta exploración más cualitativa tiene como objetivo encontrar hipótesis que puedan investigarse posteriormente con métodos estadísticos.

### **2.3. Análisis estadístico de señales de eye tracking**

Las señales obtenidas con los dispositivos antes mencionados son series temporales. Estas pueden ser de diferencias de potencial, grados o coordenadas o en función del tiempo. En esta tesis las series temporales fueron coordenadas de la mirada sobre un estímulo que se encontraba en un monitor. Con estas series temporales se pueden carac-

terizar las señales para identificar comportamientos que podrían estar relacionados con determinados procesos cognitivos. Un primer procesamiento de las señales de eye tracking es la clasificación de los movimientos oculares en fijaciones y sacadas. Esta clasificación se pudo llevar a cabo gracias al desarrollo de un software basado en un algoritmo explicado en el capítulo 3. Una vez que se clasifican los movimientos se puede describir la señal en función de las propiedades estadísticas de estos movimientos [86, 10, 29, 2]. Muchos de los cálculos de los parámetros utilizados han sido incorporados en el paquete de python *neufipy* desarrollado durante el transcurso de esta tesis. Como cada experimento, o tarea, conlleva un número alto de fijaciones y sacadas se analizan distribuciones de probabilidades de diferentes propiedades de estos movimientos entre otras cosas. Con dichas distribuciones se han creado modelos estocásticos para explicar los movimientos oculares al realizar determinadas tareas [35, 34, 43]. En esta tesis incursionamos en estos temas y se creó un modelo estocástico para los movimientos oculares de niños con dislexia al leer (ver capítulo 5)

También se pueden estudiar las señales desde un punto de vista estadístico sin considerar la clasificación de los movimientos oculares. La entropía es un concepto que a través de un valor nos da información sobre la predictibilidad de un sistema. Por ejemplo, si una persona sufre una lesión imaginaria tal que solo le permite mover los ojos de derecha a izquierda y luego de izquierda a derecha, podría hacer una predicción muy acertada sobre hacia dónde se van a mover los ojos. Si esta persona presenta una mejoría y ahora el 30% de sus movimientos son hacia arriba y hacia abajo la predicción sobre la dirección de su próximo movimiento va a ser menos exacta. En el primer caso donde la predictibilidad es máxima tenemos un sistema de entropía cero. En el segundo caso la entropía es un valor mayor que cero. En el caso de una persona sana que puede hacer todo tipo de movimientos con sus ojos presenta una entropía cerca del máximo porque, en principio, una persona puede mover los ojos hacia cualquier lado. Esta impredecibilidad disminuye al momento de colocar algún estímulo frente a la persona. En el caso de la lectura la mayoría de los movimientos van a ser horizontales. Esto disminuye notablemente la entropía ya que prácticamente se elimina la posibilidad de generar movimientos verticales u oblicuos.

El cálculo de la entropía se realiza con los valores discretos de probabilidad de los diferentes estados de un sistema. En el ejemplo de los movimientos oculares de un sujeto estos estados son los posibles movimientos que pueden hacer. En el caso del sujeto que solo puede mover los ojos de manera horizontal la probabilidad de este tipo de movimientos es igual a uno y los movimientos verticales y oblicuos es cero. Cuando presenta mejoría, la probabilidad de los movimientos horizontales es 0,7 y los verticales 0,3. En una persona sana los movimientos van a ser equiprobables. Esta última distribución de probabilidad se llama distribución uniforme. Este ejemplo es con fines didácticos y no deben tomarse estos valores como reales.

Como la entropía depende de la cantidad de estados posibles del sistema se suele utilizar la entropía normalizada que se calcula como el cociente entre la entropía y la entropía máxima posible. Con este nuevo valor se puede definir otra cantidad para analizar distribuciones de probabilidades que es la complejidad estadística. Ésta se cal-

cula como el producto de la entropía normalizada por el desequilibrio. El desequilibrio es una distancia de una distribución cualquiera a la distribución uniforme. La complejidad estadística está íntimamente ligada a la información necesaria para describir a un sistema. Leyva y colaboradores [87] explican la relación entre complejidad y entropía usando el caso de un elemento en diferentes fases. La descripción de un elemento cristalizado requiere poca información para describirlo ya que con pocas dimensiones ya podemos saber las posiciones de todos los átomos o moléculas. Este estado tiene un mínimo de entropía ya que no hay prácticamente incertezas sobre las posiciones. Cuando el elemento estudiado está en estado gaseoso también es sencillo describirlo ya que con algunos guarismos como la temperatura, volumen y/o presión ya puede describirse su estado. Ambos casos conllevan una complejidad cercana a cero ya que muy poca información es necesaria para explicar su estado. Pero a diferencia de cuando el elemento está cristalizado, el estado gaseoso tiene una entropía máxima ya que las partículas pueden estar en todo el volumen.

En la sección 4.3 se explicará cómo se calculan estas cantidades a partir de series temporales. Estas series pueden ser la trayectoria de la posición de la mirada que arrojan los eye trackers. En el capítulo 4, aparte de mostrar las ecuaciones necesarias para cuantificar estos conceptos, también calculamos valores de entropía y complejidad para describir las señales de un experimento.

## 2.4. Dislexia y lectura

Al igual que en los movimientos oculares, no existe un consenso claro en cuanto a la definición de dislexia. Esto no impide que la cantidad de artículos sobre dislexia crezca sostenidamente con los años. Helland [88] analiza este fenómeno y hace un review histórico sobre este trastorno y menciona que la mayoría de los trabajos científicos publicados evitan hacer una definición sobre la dislexia.

Las primeras veces que se publicó sobre la dislexia fue en las revistas médicas y se la llamó *ceguera de palabras* [88]. Hoy *dislexia* es un término comúnmente utilizado para denotar una disposición innata que conduce a dificultades de lectura o escritura. A partir de la década de 1950 la dislexia dejó de ser estudiada sólo por médicos y se empezó a estudiar por psicólogos/as, psicopedagogos/as y sociólogos/as. Los nuevos enfoques que presentaban estos profesionales derivó en nuevas teorías sobre causas y síntomas. Estas teorías fueron las resultantes de la llamada *revolución cognitiva* que resultó en una definición polémica porque no daba a lugar que personas con un bajo coeficiente intelectual pudieran ser disléxicos.

A medida que las investigaciones iban arrojando nuevos resultados y conclusiones la definición de dislexia fue mutando. Paulesu y colaboradores [89] investigaron si la dislexia difiere en sujetos de diferentes culturas y lenguajes. Utilizando métodos de escaneo cerebral llegaron a la conclusión de que los procesos cognitivos subyacentes y los factores biológicos de la dislexia son universales. Miles y colaboradores [90] también hablan

del rol dominante de las investigaciones sobre dislexia en angloparlantes y la importancia de fomentar las investigaciones en otras culturas e idiomas.

Helland en su review concluye que la definición más apropiada de la dislexia es la que realizó la British Dyslexia Association (BDA) en el año 2007 que dice así: *La dislexia es una dificultad de aprendizaje específica que afecta principalmente el desarrollo de la alfabetización y las habilidades relacionadas con el lenguaje. Es probable que esté presente al nacer y sus efectos duren toda la vida. Se caracteriza por dificultades con el procesamiento fonológico, la denominación rápida, la memoria de trabajo, la velocidad de procesamiento y el desarrollo automático de habilidades que pueden no coincidir con otras habilidades cognitivas de un individuo. Tiende a ser resistente a los métodos de enseñanza convencionales, pero sus efectos pueden mitigarse mediante una intervención específica adecuada, incluida la aplicación de tecnología de la información y asesoramiento de apoyo.*

Peterson y Pennington [91] afirman que se ha hecho un avance significativo en el entendimiento de la dislexia. Este es un desorden del neurodesarrollo, multifactorial, universal y con una lista de frecuentes comorbilidades. A pesar de esto hay varios estudios [92, 93, 94, 95, 96] donde se cuestiona que dicho avance se basa en estudios de sujetos cuyo lenguaje materno es de una *ortografía profunda u opaca*. Las ortografías se pueden ubicar en una escala continua de profundidad dependiendo de la relación entre los grafemas y los fonemas. En dicha escala tenemos en un extremo al español y al finlandés donde dicha relación es cercana a 1:1 y se les llama ortografías superficiales o transparentes. En el otro extremo se encuentran el francés y el inglés donde la correspondencia no es tal y se les dicen ortografías profundas u opacas [92].

Por otro lado existen investigaciones como las de Boder en 1973 [97] que postulan la existencia de, al menos, dos tipos de dislexia. La dislexia disfonética y la diseidética. La primera, también llamada dislexia auditiva, se caracteriza por la dificultad para decir en voz alta las palabras leídas. La dislexia diseidética es aquella que presenta dificultades con la interpretación simbólica de letras y/o números. Castles [98] en 1993 también describe estos dos tipos de dislexia pero les llama 'dislexia fonológica' y 'dislexia superficial'. La dislexia fonológica es muy característica en lenguajes opacos.

Existieron algunos trabajos que relacionaban la dislexia con problemas en el sistema oculomotor, en su mayoría fueron realizados por Pavlidis [99, 100]. Sin embargo, los resultados obtenidos no fueron replicados por la comunidad científica. Brown et al [101] y Olson, Kliegl y Davidson [102], entre otros, realizaron experimentos similares con la misma metodología utilizada por Pavlidis con más sujetos y no encontraron relación alguna entre los movimientos oculares del grupo de sujetos disléxicos y no disléxicos. En estos experimentos se realizaban con tareas que no eran de lectura.

Las dificultades de lectura de niños disléxicos son diferentes según su lengua materna. En lenguajes regulares como el español, italiano o el alemán la proporción de disléxicos superficiales es aún mayor que en niños cuyo lenguaje nativo es menos regular. De Luca et al. [19] y Hutzler y Wimmer [21] son algunos que llevaron a cabo estudios con

eye trackers durante la lectura para establecer las diferencias entre la lectura de disléxicos de habla inglesa y disléxicos de habla italiana y alemán respectivamente. En estos estudios encontraron diferencias con los niños de habla inglesa y similitudes entre los niños italianos y alemanes. En esta tesis justamente estudiamos niños disléxicos de habla castellana de la zona metropolitana de la ciudad de Buenos Aires.

El proceso de aprendizaje de lenguajes regulares como el español se empieza por reconocer la fonética de las letras, luego la de las sílabas y por último las palabras. Ese proceso puede verse reflejado en los movimientos oculares. Los niños/as que están aprendiendo a leer se detienen a examinar y reconocer las letras y sílabas de las palabras. Los lectores que cuentan con cierto avance en el proceso de lectura no necesitan detenerse en las sílabas de las palabras, sino que reconocen a la palabra como un todo, incluso hasta pueden llegar a no detenerse en palabras cortas como lo son los conectores. Esta diferencia de estrategias entre lectores expertos e inexpertos también se vio reflejada entre un grupo de niños con y sin dislexia. La similitud entre los movimientos oculares entre lectores inexpertos y disléxicos fue descrita por Martos y Vila [18]

Al analizar señales de eye tracking en niños disléxicos y no disléxicos encontramos este tipo de comportamientos característicos. Describimos estos comportamientos en base a la distancia entre los puntos en los que se concentraban al leer. Los niños disléxicos se concentraron en las sílabas cuya distancia entre las mismas es menor a la que hay entre palabras. A diferencia de los niños diagnosticados con dislexia, los no disléxicos realizan saltos en la mirada entre palabras.

Para verificar si este comportamiento era la característica más importante al momento de comparar señales creamos un modelo estocástico simple de lectores disléxicos y no disléxicos. Dicho modelo puede reproducir satisfactoriamente las señales reales y hasta incluso los tiempos de lectura fueron similares a los tiempos reales que les llevó a los niños leer un texto corto. Las señales sintéticas obtenidas a partir del modelo podrían ser utilizadas para el entrenamiento de algoritmos de machine learning ya que el proceso de obtención de señales de este tipo es dificultoso y los datos son escasos.

También utilizamos los métodos desarrollados en el capítulo 4 para analizar señales de sujetos al resolver los TMT, en las señales obtenidas en el proceso de lectura. Comparamos las señales reales de ambos grupos de niños encontrando diferencias significativas en el plano de complejidad estadística vs. entropía normalizada de Jensen-Shannon. Al comparar las señales sintéticas con las reales encontramos que las señales sintéticas se ubican en las mismas zonas del plano complejidad-entropía que las señales reales.



## Capítulo 3

# Eye tracking, procesamiento y análisis de señales

Los movimientos oculares han sido objeto de estudio en diversas investigaciones con el objetivo de entender los mecanismos internos de los procesos cognitivos [103, 10]. Estudios han demostrado que diversas patologías neurológicas pueden estar relacionadas con movimientos oculares anormales [14, 15, 16, 17, 104]. Además, se ha encontrado que personas con trastornos del neurodesarrollo como la dislexia presentan diferencias en sus movimientos oculares en comparación con individuos típicamente desarrollados [105, 20, 43]. Estos hallazgos sugieren que el análisis de los movimientos oculares puede ser una herramienta útil en el diagnóstico de diversas condiciones neurológicas y del neurodesarrollo.

Los movimientos oculares se registran utilizando dispositivos llamados eye trackers. Estos pueden registrar el movimiento del ojo respecto de la cabeza o la posición de la mirada respecto de un estímulo (ver sección 2.2.1). La información recolectada puede ser analizada con metodologías matemáticas-estadísticas y/o modeladas a partir de un punto de vista físico [29]. La información recolectada mediante estos dispositivos puede ser analizada a través de metodologías matemáticas-estadísticas o modelada desde un punto de vista físico [29].

Existen varios movimientos oculares, pero en particular las fijaciones y sacadas son dos de los movimientos más relevantes en el estudio de la percepción visual (ver sección 2.1.2). A pesar de su importancia, existe controversia en cuanto a su definición y medición. Esta falta de consenso ha dificultado la creación de algoritmos capaces de clasificar los movimientos oculares de manera clara y precisa, lo que ha llevado a una variedad de metodologías de análisis en la literatura [31].

En este capítulo se presentará una lista de los diferentes tipos de dispositivos de seguimiento ocular disponibles en la actualidad y se detallarán los dispositivos utilizados en esta tesis. Además, se mostrará en detalle el algoritmo que fue desarrollado durante este trabajo para la clasificación de fijaciones y sacadas, que es esencial para el análisis

de los movimientos oculares registrados. Este algoritmo se probó en señales obtenidas con dos dispositivos diferentes de sujetos realizando distintas tareas, lo que permitió evaluar su eficacia y generalidad en diferentes situaciones experimentales.

### 3.1. Dispositivos de eye tracking

El grupo de investigación cuenta con tres dispositivos de seguimiento ocular. El SR-Research Eye-Link 1000 con una frecuencia de muestreo de 1000hz, el Eye-Link II con un muestreo de 500Hz y el Tobii Eye Tracker PRO con una frecuencia de muestreo de 90Hz.

En la figura 3.1a se puede ver un setup experimental con el EyeLink 1000. Este dispositivo consiste en un soporte que contiene un arreglo de leds infrarrojos y una cámara de alta velocidad que sólo es sensible a dicha longitud de onda. Este modelo requiere que la cabeza del sujeto esté lo más estática posible. Para ello se utiliza otro soporte donde la persona voluntaria apoya el mentón y la frente (ver figura 3.1a).

El software que se utiliza para conectar y calibrar la medición es propio de SR-Research, pero los experimentos se pueden llevar a cabo con software de acceso abierto como lo es Opensesame (<https://osdoc.cogsci.nl/3.2/download/>) basado en la librería de python PyGaze (<http://www.pygaze.org/>).

El Tobii Pro (Tobii AB, Sweden), a diferencia del EyeLink1000, es un dispositivo portable. Su cuerpo es largo y fino, y se conecta a cualquier computadora por medio del puerto usb. Pero el principio de funcionamiento es el mismo utilizando una cámara y leds infrarrojos. En la figura 3.1c se puede ver el dispositivo conectado a una notebook.

La toma de datos de estos dispositivos se hizo con un software desarrollado por CI-NA (Centro Integral de Neurociencias Aplicadas) llamado Psimesh. Desde el programa se selecciona un test psicológico el cual se va a llevar a cabo registrando la trayectoria de la mirada en la pantalla. Al finalizar el test se puede obtener un archivo con extensión ".psimesh". Este archivo tiene una estructura igual a un archivo ".json", que a su vez es similar a un diccionario del lenguaje python. Este archivo contiene la información de la serie temporal de la trayectoria de la mirada de los sujetos. Además se encuentra la información del sujeto medido (edad, nombre, sexo) y especificaciones de la computadora donde se corrió el test (sistema operativo, tamaño del monitor, navegador web). Para poder normalizar las trayectorias de los movimientos oculares realizados en distintos monitores, las señales fueron mapeadas a un recuadro de 1:1. Al momento de analizar las señales es muy importante respetar las relaciones de los monitores que fueron utilizados. En nuestro caso todos los monitores tuvieron una relación de 16:9. Por esta razón los datos fueron normalizados a 16 unidades de ancho por 9 unidades de alto.



(a)



(b)



(c)

Figura 3.1: Los dispositivos de seguimiento ocular utilizados en esta tesis. (a) Imagen del EyeLink 1000 de SR research ([www.sr-research.com](http://www.sr-research.com)). (b) Imagen del EyeLink II de SR research ([www.sr-research.com](http://www.sr-research.com)). (c) Imagen del Tobii Pro (Tobii AB, Sweden). Imagen tomada por Mark Hachman para el artículo <https://www.pcworld.com/article/411185/tobii-eye-tracker-4c-hands-on-mousing-with-your-eyes-has-surprising-potential-for-gaming.html>

### 3.1.1. Experimentos y participantes

En esta tesis se trabajó en señales de eye trackers en experimentos que el grupo había realizado con posterioridad a mi ingreso. Durante la realización de esta tesis colaboré en la adquisición de nuevas señales con las que luego trabajé analizándolas. Las primeras señales fueron las que obtuvieron Specht y colaboradores [2]. En ese entonces el grupo desarrolló una primera versión de un algoritmo de clasificación de movimientos oculares que tenía algunas limitaciones. Aún con estas limitaciones del algoritmo Frapiccini y colaboradores [29] pudieron modelar las sacadas que pudieron ser clasificadas. En general los algoritmos de clasificación no suelen tener la misma performance en experimentos con los que no se han diseñado [68]. Un tema a considerar es que un algoritmo desarrollado para una clase de eye tracker no se desempeñará de la misma manera con señales obtenidas con otro dispositivo [68]. El otro factor a tener en cuenta es la calidad de la señal, es decir su relación señal/ruido, y la velocidad de muestreo [68, 106].

La motivación de crear otro algoritmo fue porque se tenía la intención de medir los movimientos oculares en circunstancias más familiares para los sujetos con los que buscábamos realizar experimentos. Como estos eran niños, se buscaba tomar las mediciones en entornos áulicos y en consultorios. Lugares donde es inviable trasladar un EyeLink, pero sí un Tobii Pro. Éste, a pesar de presentar muchas ventajas como su portabilidad y fácil utilización, trajo la dificultad de tener una correcta clasificación de los movimientos oculares. El algoritmo con el que se contaba no realizaba una correcta clasificación de los movimientos oculares. Por esta razón fue necesario la creación de un algoritmo nuevo capaz de clasificar satisfactoriamente con señales obtenidas utilizando diferentes dispositivos, en sujetos diferentes y realizando tareas distintas. A continuación voy a describir los experimentos, los sujetos y los dispositivos utilizados que se utilizó para analizar el software desarrollado para la clasificación.

#### Búsqueda de diferencias

Basados en la propuesta de Otero Millan [26], Specht y colaboradores [2] realizaron un experimento con el objetivo de obtener un gran número de movimientos sacádicos. Este experimento consistió en registrar los movimientos oculares de sujetos al mostrar como estímulo visual un par de imágenes casi idénticas, una al lado de la otra. Las diferencias de estas imágenes eran muy sutiles y la consigna era encontrarlas. En total a los voluntarios se les mostraron 8 pares de imágenes. El tiempo de realización del experimento variaba entre 8 y 16 minutos. Se midieron los movimientos oculares de 13 hombres y 7 mujeres con edades de entre 20 y 40 años. Estas personas fueron estudiantes o investigadores de la Universidad Nacional del Sur seleccionados aleatoriamente.

Este experimento se realizó con el eye tracker SR-Research Eye-Link 1000 con una velocidad de muestreo de 1000 muestras por segundo. Una de las trayectorias de la mirada obtenidas en este trabajo puede observarse en la figura 3.2.



Figura 3.2: Una de las imágenes utilizadas como estímulo para buscar diferencias. Sobre la figura puede verse en rojo la trayectoria de la mirada de un sujeto. Con zoom se puede ver una fijación. Esta figura corresponde a la referencia [2]

### TMT, Partes A y B

En 2020 tomamos mediciones de movimientos oculares de 49 sujetos, 21 hombres y 28 mujeres al realizar los tests TMTA y TMTB. Estos dos tests consisten en ubicar ordinalmente con la mirada los números y letras que se encuentran ubicados aleatoriamente en la pantalla. Para más detalles de este test ver la sección 4.1. En este trabajo se utilizó para obtener los movimientos oculares un eyetracker EyeLink II (RS Research Ltd., 35 Beaufort Drive, Ottawa ON K2L 2B9 Canada) con un muestreo de 500Hz. La duración de resolución de estos test fueron para el TMTA  $[39 \pm 9] \text{ segs}$  y para el TMTB  $[60 \pm 20] \text{ segs}$ . En el capítulo 4 analizamos las trayectorias de la mirada al resolver estos tests. En la figura 4.4 se observan cuatro de estas trayectorias. El análisis que realizamos de estas señales mostrado en el capítulo 4 se plasmó en [3].

Los delfines habitan en los mares y los océanos; también en algunos ríos. Prefieren nadar cerca de la superficie del agua y se desplazan velozmente, dando enormes saltos. Son animales mamíferos, pueden medir hasta dos metros, poseen una gran inteligencia y tienen un oído muy desarrollado. Viven en grupos. Cuando alguno de ellos se encuentra en peligro, los demás se acercan para ayudarlo. Algunos marineros cuentan que vieron cómo los delfines ayudaron a personas que estaban en situaciones peligrosas en el agua. Son muy solidarios.

Figura 3.3: Texto utilizado como estímulo visual en el experimento de lectura con niños DD y TD

## **Lectura**

Gracias al Grupo Lean dirigido por la Lic. Liliana Fonseca se pudo medir los movimientos oculares de 12 niños diagnosticados con dislexia (DD) y de 29 típicamente desarrollados (TD) mientras realizaban la lectura de un texto en castellano. El texto que leyeron, que tiene una dificultad acorde a la edad de los niños, se puede ver en la figura 3.3. Todos los participantes hablan español como lengua materna y asistían a escuelas de nivel socioeconómico medio en el Área Metropolitana de Buenos Aires (Argentina) al momento de participar en este estudio. Se pidió a los niños que leyeran en voz alta un texto corto de nueve líneas en español que se mostraba en un monitor. Simultáneamente se registraban sus movimientos oculares utilizando un eye tracker Tobii Pro (Tobii AB, Suecia) a una frecuencia de muestreo de 90 Hz. El diagnóstico de dislexia fue realizado por psicólogos y psicopedagogos especialistas en trastornos de la lectura. Antes de la realización del experimento se obtuvo el consentimiento informado del tutor legal de cada participante. Los niños también dieron su consentimiento para participar y la escuela autorizó la recolección de datos dentro de la institución. Todos los participantes fueron tratados de acuerdo con la Declaración de Helsinki.

## **3.2. Algoritmo de clasificación de movimientos oculares**

### **3.2.1. Flujo de trabajo para análisis de señales de eye tracking**

Los dos eye tracker utilizados graban los datos de manera diferente por lo que es necesario hacer un preprocesado para llevar los datos a un formato común que permita trabajar con ellos. El formato elegido fue el CSV ya que es el formato que puede leerse y procesar con diversos softwares libres y comerciales. En el caso del EyeLink 1000 se utilizó el programa provisto por SR.Research que se llama Data Viewer. El mismo pue-

de descargarse de la página <https://www.sr-research.com/data-viewer/>. Con los datos obtenidos del Tobii Pro y la plataforma Psimesh fue necesario crear una función que incorpore al paquete *neufipy* que se llama *open\_psimesh*. Esta función tiene como argumento la dirección del archivo a transformar y lo convierte en un DataFrame de la librería *Pandas* de Python. Un DataFrame de *Pandas* es una estructura de datos bidimensional que se utiliza para almacenar y manipular datos en forma tabular. Es similar a una hoja de cálculo o a una tabla en una base de datos relacional y permite realizar operaciones de filtrado, agregación, modificación de datos, entre otras tantas operaciones. Los DataFrames en *pandas* tienen etiquetas de fila y columna y pueden almacenar datos de diferentes tipos, como números, cadenas, fechas, entre otros. En el DataFrame que arroja la función *open\_psimesh* hay tres columnas. Una de ellas tiene los valores de tiempo en milisegundos, otra para la coordenada *x* y otra para la coordenada *y* de la trayectoria de la mirada. Dicho DataFrame luego puede guardarse como un archivo CSV.

Una vez obtenido un DataFrame con la serie temporal de la posición de la mirada en un CSV se puede leer con el método *read\_csv* de la librería *Pandas*. Luego para clasificar los movimientos oculares desarrollamos una función que incorporamos al paquete *neufipy* llamada *fix\_sac\_detect*. Esta función tiene como argumento el dataframe de la serie temporal y un parámetro que se llama *umbral* que lo explicaré con detalle más adelante en esta sección. La función arroja tres DataFrames, uno que contiene información sobre las fijaciones, otro que contiene información sobre las sacadas y el último que contiene la serie temporal con información sobre características del punto y su entorno. El diagrama del flujo de trabajo desde la toma de datos experimentales hasta la obtención de los DataFrames puede verse en la figura 3.4

### 3.2.2. Función *neufipy.fix\_sac\_detect*

El algoritmo desarrollado se basa en el publicado por Niström y Holmqvist [107]. En ese trabajo definen tres grandes grupos de movimientos, fijaciones, sacadas y "glissades" que en trabajos posteriores se llaman "movimientos postsacádicos". Su método es capaz de definir un umbral de velocidad adaptativo el cual determina si un movimiento es fijación, sacada o "glisade". Esto significa que es un algoritmo basado en velocidad de rotación del ojo respecto a la cabeza del sujeto. Los datos con los que trabajan son series temporales de la trayectoria de la mirada, pero al contar con un soporte para la cabeza y con la distancia de la cabeza al monitor preestablecida se puede convertir esta trayectoria en el plano en coordenadas angulares solidario a la cabeza del sujeto. También definen un tiempo mínimo de duración de fijaciones y un tiempo mínimo de duración de sacada para un postprocesamiento.

A diferencia del algoritmo de Niström y Holmqvist, el desarrollado para esta tesis utiliza la serie temporal de la trayectoria de la mirada sobre el estímulo, en este caso sobre un monitor. Para una correcta utilización es necesario que las coordenadas espaciales deben estar renormalizadas para tener la misma relación de aspecto que el monitor

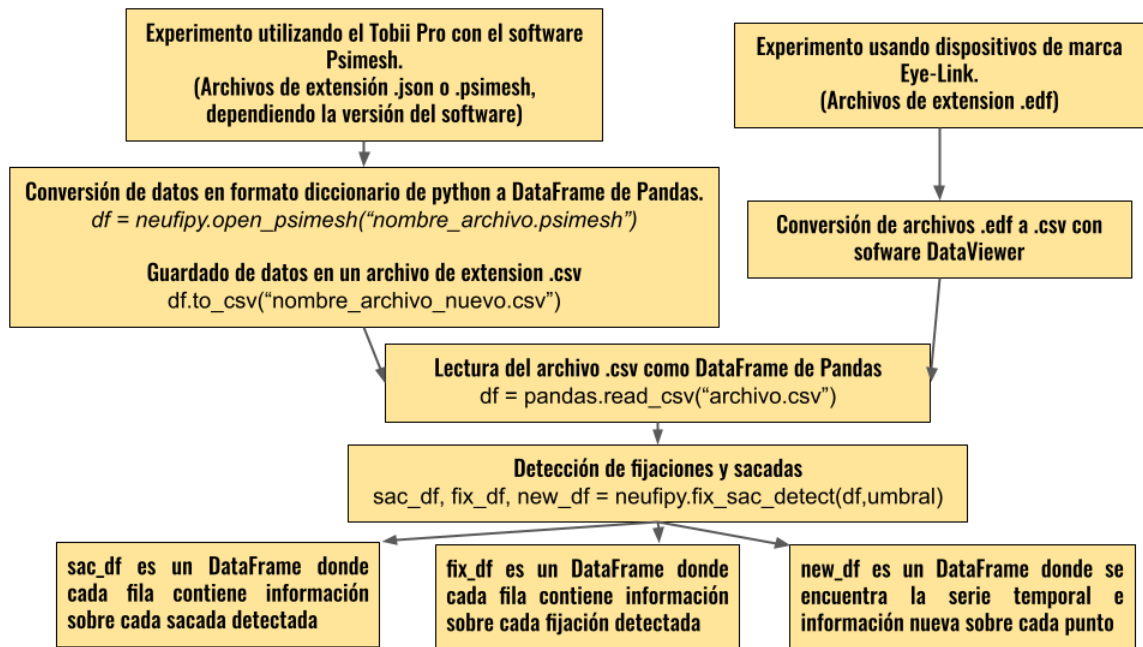


Figura 3.4: Flujo de trabajo desde la toma de datos experimentales hasta la obtención de los DataFrames de fijaciones, sacadas y la serie temporal enriquecida en información.

utilizado. Una correcta relación de aspecto permite que las mediciones realizadas con diferentes monitores puedan ser comparadas y analizadas en conjunto.

Luego se calcula la velocidad punto a punto para toda la serie temporal que conforma a la señal. La velocidad se calcula con el desplazamiento que hay entre un punto y el siguiente, utilizando la norma cartesiana, y dividiendo por la diferencia de tiempo entre ambos puntos. Esta velocidad se suaviza haciendo un promedio entre la velocidad de un punto y la velocidad de los puntos anterior y posterior. Reyner y colaboradores [72] afirman que durante la lectura el 10% del tiempo las personas están realizando movimientos sacádicos. Tomando esta hipótesis el algoritmo encuentra el valor de velocidad que determina el porcentual 90 de los valores de velocidad de cada sujeto a analizar. Utilizar valores porcentuales nos independiza de la variabilidad que existe en la velocidad de los movimientos oculares. De esta manera el valor 0.9, que representa el porcentual 90, es el mismo para todos los sujetos. No es necesario cambiar el umbral de la velocidad para cada persona. Los puntos que tengan una velocidad menor al valor de velocidad del percentil 90 se clasificarán como fijación y los que tengan una velocidad mayor van a clasificarse como sacadas. El valor 0.9 es un valor porcentual que puede variar según la tarea que se está realizando, ya que no hay certezas sobre si este valor depende del proceso cognitivo llevado a cabo. Este valor porcentual es el parámetro *umbral* que mencione con anterioridad al explicar los argumentos de la función *fix\_sac\_detect*.

Una vez que se tiene la clasificación de los puntos como pertenecientes a fijaciones o sacadas se lleva a cabo dos pasos de postprocesamiento. Se sabe que una fijación tiene una duración mínima por lo que un punto clasificado como fijación que tiene los



puntos adyacentes clasificados como sacada no tendría sentido. Es por esto que cuando el algoritmo encuentra puntos con estas características lo reclasifica como sacada. Lo mismo se hace cuando existe un punto clasificado como sacada rodeado de puntos de fijación.

Existen situaciones donde, con un eye tracker que toma pocas muestras por segundo, una sacada podría componerse de un solo punto. En estos casos el post procesamiento re-etiquetaría ese punto como una fijación. Para evitarlo determinamos que se re-etiquete un punto solo si la velocidad del mismo es inferior a 1.5 veces el valor de velocidad determinado por el umbral porcentual. De esta manera se cambia la etiqueta que determina el movimiento al que pertenece un punto solo si la velocidad es *pequeña* respecto de las velocidades típicas de sacadas.

El segundo postprocesamiento se basa en que las sacadas son movimientos de la trayectoria de la mirada en línea recta y las fijaciones no. En algunos casos hemos observado que al realizar una sacada de un punto A a un punto B los sujetos disminuían la velocidad de traslación de su mirada drásticamente antes de llegar al objetivo, pero lo hacían en línea recta. Inmediatamente después de bajar la velocidad la aumentaban con el propósito de terminar el movimiento sacádico en el punto B. Si el algoritmo de clasificación se basara solo en la velocidad podría detectar esta disminución de la velocidad como parte de una fijación, cuando claramente no lo es. Para este tipo de situaciones se implementó el cálculo del ángulo de desplazamiento punto a punto respecto de la horizontal. También se implementó el cálculo de la desviación estándar de dicho ángulo con una ventana móvil de 7 puntos centrada en el medio. De esta manera, si un punto clasificado como fijación tiene la desviación estándar del ángulo del desplazamiento menor que 0.1 radianes y su velocidad es superior al 75% de la velocidad determinada por el umbral porcentual, entonces el punto es reclasificado como parte de una sacada.

Todo este procesamiento de la señal devuelve un DataFrame con la información de las coordenadas de cada punto, el valor del tiempo correspondiente a la toma de este dato, la clasificación de cada punto como sacada o fijación, la velocidad de cada punto, el ángulo del desplazamiento y la desviación estándar de dicho ángulo. Esta información es necesaria para utilizar otra función llamada *sac\_dif\_df* que se encuentra en el paquete *neufipy*. Dicha función tiene como argumento el DataFrame de la serie temporal con la información nueva calculada y devuelve otros dos DataFrames, uno con información sobre las sacadas y otro sobre las fijaciones. En los DataFrames que genera esta función tenemos por cada fila un movimiento, donde con un movimiento me refiero a una sacada o una fijación según corresponda. En el DataFrame de las fijaciones se obtiene el momento de inicio de la fijación, el momento donde termina, las coordenadas en  $x$  y  $y$  del inicio y finalización de la misma, el desplazamiento calculado como posición final menos la inicial, las posiciones máximas y mínimas de las coordenadas espaciales, valores medios y medianos de  $x$  e  $y$ , la cantidad de puntos que contiene, el camino recorrido calculado como la suma de los desplazamientos punto a punto, el promedio del ángulo de los desplazamientos punto a punto de los puntos que conforman la fijación y la desviación estándar de dicho ángulo. El dataframe de las sacadas contiene el momento de inicio y finalización de la sacada, las coordenadas del inicio y finalización, el despla-

zamiento total, la velocidad media, el ángulo respecto de la horizontal, la cantidad de puntos que la conforman y si dicha sacada pertenece a un pestañeo o no. Esto último sirve solo para señales obtenidas con el Tobii Pro ya que cuando una persona pestañea, o saca la mirada de la pantalla, el dispositivo deja de registrar la posición de la mirada. El faltante de puntos en la serie temporal es la que el algoritmo detecta para clasificar la sacada como de pestañeo.

Estos tres DataFrames, la serie temporal y los DataFrames de sacadas y fijaciones son los que devuelve la función *fix\_sac\_detect*. Las acciones del algoritmo pueden resumirse de la siguiente manera:

1. Calcula la velocidad por cada punto de la serie temporal.
2. Suaviza usando el promedio de la velocidad de los puntos contiguos.
3. Calcula el valor de velocidad correspondiente al umbral porcentual que tiene como argumento.
4. Etiqueta a los puntos que tienen una velocidad menor al valor calculado en el punto anterior como fijación y al resto como sacada.
5. Si un punto etiquetado como sacada tiene los puntos contiguos son fijación y su velocidad es menor a 1,5 veces el umbral de velocidad calculado en el punto 2, entonces ese punto se re-etiqueta como fijación.
6. Calcula el ángulo de desplazamiento de todos los puntos con el punto anterior.
7. Se calcula la desviación estándar del ángulo calculado en el punto anterior con una ventana de 7 puntos centrada en el medio.
8. Si un punto etiquetado como fijación tiene una velocidad superior a 0,75 veces el umbral de velocidad calculado en el punto 2 y la desviación estándar del ángulo de desplazamiento es menor a 0,1 radianes entonces se re-etiqueta como sacada.
9. Se llama a la función *sac\_dif\_df* que tiene como argumento los datos enriquecidos de la serie temporal que resulta de los pasos anteriores.
  - Detecta un grupos de puntos con la misma etiqueta que son contiguos.
  - Dependiendo si la etiqueta es fijación o sacadas calcula una serie de cantidades propias de cada movimiento
  - Apendiza en el DataFrame correspondiente a fijaciones o sacadas la información calculada en el ítem anterior.
  - Devuelve los DataFrames de fijaciones y sacadas donde cada fila es una fijación o sacada
10. Devuelve el DataFrame de sacadas, de fijaciones y la serie temporal con la información calculada en los puntos anteriores.

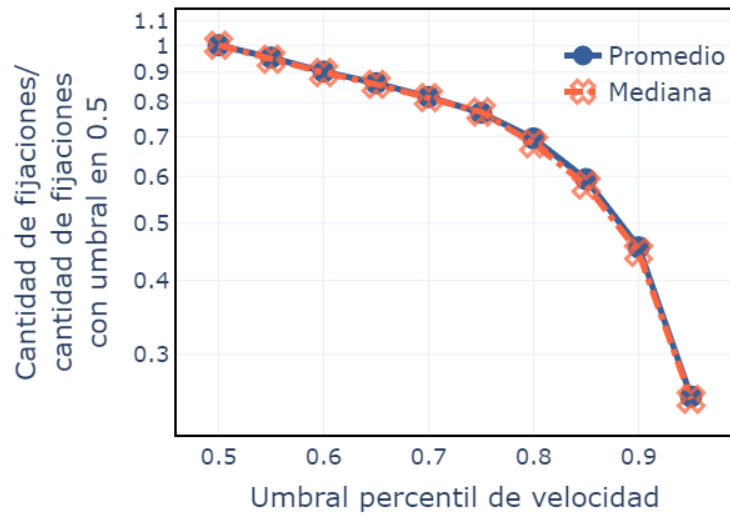


Figura 3.5: Número de fijaciones encontradas sobre la cantidad encontrada con un umbral del 50%. Se puede ver que desde el umbral 0.5 hasta 0.75 se ve un comportamiento lineal que luego es interrumpido. La exploración visual sobre las bondades de la clasificación pueden realizarse a partir de este punto

### 3.3. Método y resultados

El algoritmo de clasificación tiene como único parámetro el umbral porcentual de velocidad. Como mencione en la sección 3.2, el porcentaje de sacadas es el 10% en lectura [72]. Sin embargo, luego de una búsqueda bibliográfica, no hemos encontrado esta información en otros trabajos diferentes a lectura. Para poder hallar los valores porcentuales de sacadas sobre todos los movimientos en otras tareas existen por lo menos dos maneras diferentes. La primera es variando el umbral y visualizando una gran cantidad de señales donde estén identificados los puntos que pertenecen a fijaciones y a sacadas. Este es un método ineficiente y llevaría mucho tiempo realizarlo sin mencionar que el resultado final estaría supeditado al error humano. El otro método desarrollado en esta tesis fue analizar varias señales de diferentes sujetos realizando una tarea específica como puede ser, por ejemplo, la resolución de los tests TMTA y TMTB o leyendo. Este método consiste en contabilizar la cantidad de fijaciones detectadas con un umbral porcentual del 50% y luego ir subiendo el umbral hasta llegar al 95%. Al graficar la cantidad de fijaciones encontradas con los diferentes umbrales sobre la cantidad encontrada con el umbral del 50% versus el valor del umbral en escala log-lineal, vemos que hay un cambio en la pendiente, como se puede ver en la figura 3.5. El valor del umbral en el que sucede este cambio identifica el punto donde se pueden empezar a diferenciar fijaciones de sacadas. Este cambio de pendiente significa una unificación de lo que se consideran fijaciones diferentes con umbrales menores. Este efecto puede observarse en la figura 3.6 donde se aprecia que a partir de  $u = 0.75$  el algoritmo empieza a agrupar fijaciones realizadas en la misma palabra que están muy contiguas unas de otras.

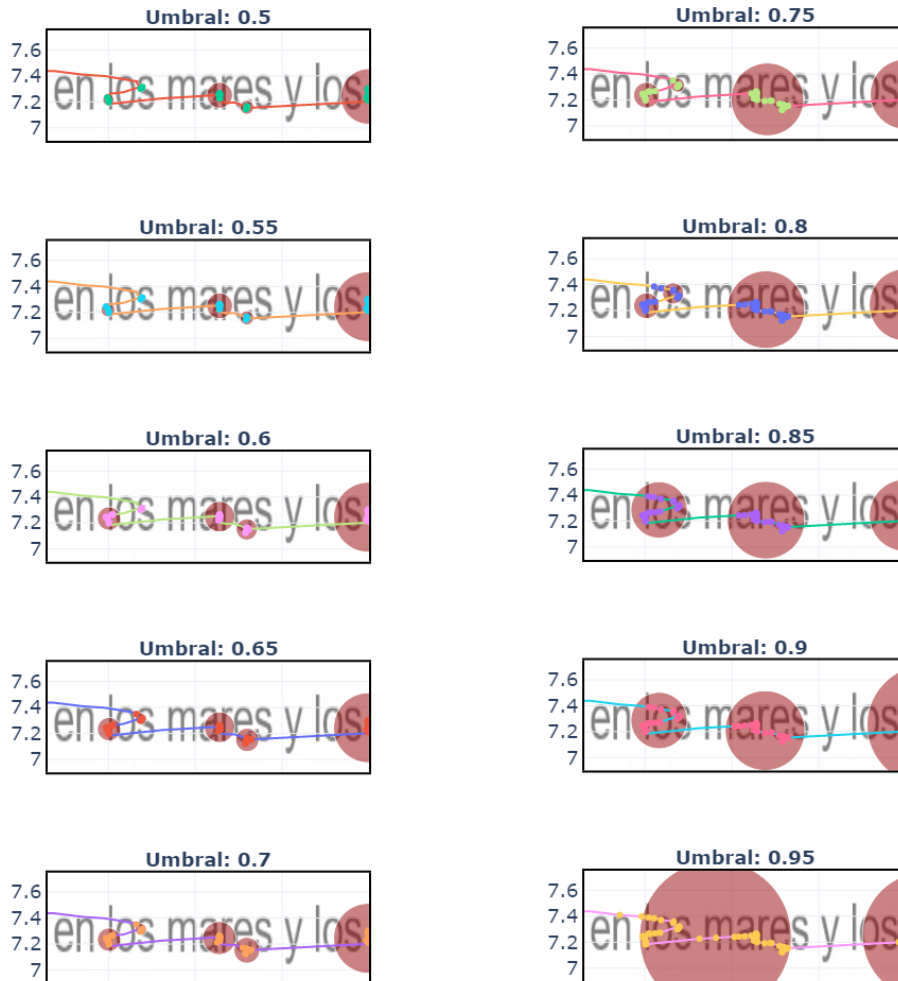
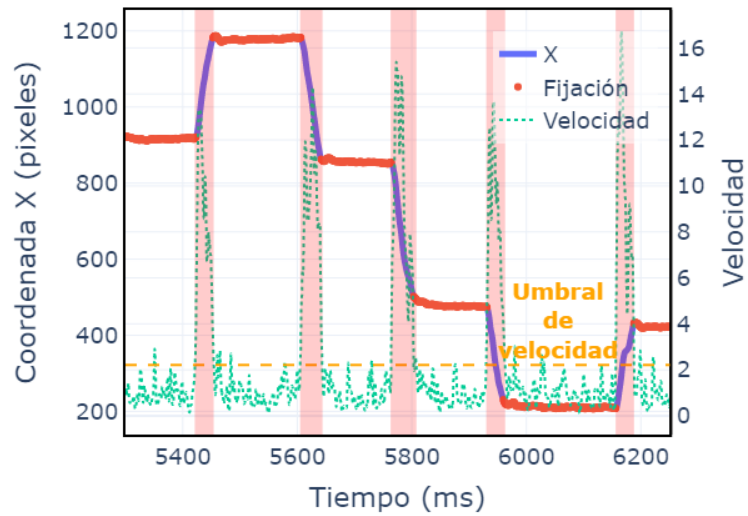
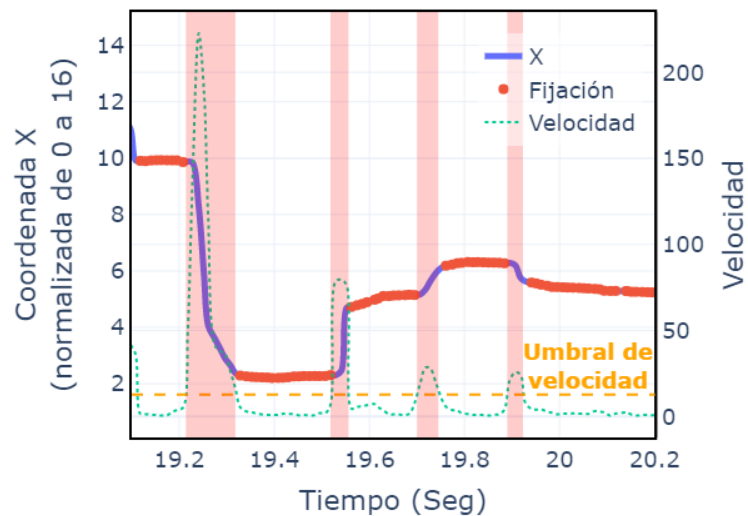


Figura 3.6: Fragmento de señal de lectura de un niño sin dislexia. Se puede apreciar que el algoritmo detecta dos fijaciones en la palabra “mares” cuando el umbral es inferior a 0.75 y dos fijaciones en la palabra “los” con umbrales menores a 0.85. La decisión de qué se considera fijación la tiene el/la investigador/a teniendo en cuenta la dinámica a estudiar.

Para evaluar la robustez del algoritmo se evaluaron señales del experimento de búsqueda de diferencias realizado por Specht et al [2] y las obtenidas con el Tobii Pro al resolver el TMTA. La señal tomada con el EyeLink 1000 tiene más de un orden de magnitud de velocidad de muestreo y aparte no se normalizó la pantalla por lo que las coordenadas  $X$  e  $Y$  están en píxeles (1920x1080). Como se puede ver en la figura 3.7a el algoritmo pudo clasificar correctamente los movimientos oculares aun con diferentes unidades espaciales, cambiando el experimento y cambiando el dispositivo de medición demostrando una robustez considerable ante estos cambios.



(a)



(b)

Figura 3.7: (a) Fragmento de señal en el experimento de búsqueda de diferencias con Eyelink 1000. (b) Fragmento de señal en el experimento de la resolución del TMTA con el Tobii Pro. En ambos casos se puede ver la correcta clasificación de fijaciones y sacadas con el mismo algoritmo.

### 3.4. Conclusiones

Aunque la investigación de los movimientos oculares ya lleva más de 100 años aún hoy no existe una definición clara, precisa y consensuada acerca de la identificación de fijaciones y sacadas [31]. Parte de este problema se debe a que hoy existen distintos dis-

positivos para registrar los movimientos oculares. Las señales que se obtienen de estos dispositivos difieren en precisión temporal y espacial, registran magnitudes diferentes y estas se miden respecto de diferentes sistemas de referencia. Una señal medida con un electro-oculógrafo registra un nivel de potencial, mientras que un video-oculógrafo registra una coordenada espacial, que a su vez puede estar referida a la cabeza del sujeto a medir o respecto del estímulo visual. Un software desarrollado para detectar la cinemática que representa una fijación puede no servir para un dispositivo cuyo nivel de ruido en la señal es mayor que la señal con la que se ha testado dicho software.

El grupo al que pertenezco había realizado experimentos con un dispositivo espacio-temporalmente muy preciso, pero a su vez poco portable. Esto conlleva la necesidad del traslado de los voluntarios de los experimentos a nuestras instalaciones. Eso no representa un problema mayor si los sujetos a medir ya se encuentran en el edificio en cuestión, pero fue diferente cuando decidimos estudiar los movimientos oculares en niños. Es muy difícil pedirle a un niño de 9 o 10 años que permanezca quieto durante algunos minutos mientras su rostro se apoya en un soporte diseñado para adultos. Por estas razones se decidió adquirir un eye tracker que nos permitiera registrar los movimientos oculares de niños en entornos familiares y son restricciones físicas. El eye tracker que utilizamos fue el Tobii Pro que es casi imperceptible al momento de medir. Este dispositivo tiene casi diez veces menos muestras por segundo que el EyeLink 1000 utilizado en experimentos anteriores además su nivel de ruido es mucho mayor.

Para poder analizar las señales del Tobii Pro fue necesario desarrollar un software capaz de clasificar los movimientos oculares con tanta precisión como con las señales obtenidas con el EyeLink 1000. El algoritmo desarrollado se basó en dos hipótesis propuestas en la bibliografía. La primera es que los movimientos oculares se diferencian principalmente por la velocidad y dirección del movimiento [68, 31]. La segunda hipótesis, planteada por Rayner y colaboradores [72, 108] es que un porcentaje de los movimientos oculares son sacadas. Teniendo en cuenta estos dos puntos fundamentales creamos un algoritmo que tiene un umbral porcentual para la clasificación de movimientos. Luego de algunos post-procesamientos el algoritmo fue capaz de clasificar exitosamente señales obtenidas con dispositivos muy diferentes en cuanto a prestaciones, con señales cuya relación señal/ruido también difieren y en tareas que eran tan disímiles como la lectura y la búsqueda de diferencias. Este algoritmo se plasmó en un paquete en python llamado *neufipy* que puede instalarse fácilmente en cualquier computadora que tenga python instalado. Los trabajos que se llevan a cabo actualmente en el grupo están utilizando dicho paquete que además contiene una serie de funciones que agilizan el flujo de trabajo con señales de eye tracking.

## Capítulo 4

# Análisis estadístico de diferentes propiedades de señales de eye trackers

En este capítulo utilizamos las señales obtenidas de los experimentos donde los sujetos resuelven los tests TMTA y TMTB. El experimento y los voluntarios fueron descritos en la sección 3.1.1, bajo el título *TMT, partes A y B*. Estas señales pueden analizarse clasificando los movimientos oculares o bien pueden estudiarse como cualquier serie temporal. Pero una persona que presente características atípicas podría causar una clasificación errónea con el algoritmo explicado en el capítulo 3. Para poder detectar a los sujetos que tengan comportamientos poco comunes en un conjunto grande de mediciones fue necesario poder desarrollar una herramienta que no necesite de la clasificación de los movimientos oculares. Para esto estudiamos los conceptos estadísticos como la entropía de Jensen-Shannon, complejidad estadística, desequilibrio e información de Fisher como descriptores para las señales de eye tracker. Estos conceptos aplicados a determinadas distribuciones de probabilidad describen, agrupan, o separan sujetos según sus características.

Hicks et al. [109] y Kimura et al [110] ya han incluido herramientas de eye tracking en el análisis del TMT en 2013 y 2018 respectivamente, pero no en un contexto de clínica médica. En este capítulo calculamos guarismos estadísticos como entropía de Jensen-Shannon, información de Fisher, desequilibrio estadístico y complejidad estadística a las trayectorias de la mirada de distintos sujetos al realizar las dos partes del TMT. Para calcular las cantidades mencionadas fue necesario definir probabilidades basadas en frecuencias. Encontramos que la resolución de estos test no presentaban diferencias significativas bajo estas distribuciones de probabilidad, pero pudimos observar que los métodos utilizados describen ciertas particularidades de las señales.

Las funciones utilizadas para implementar este análisis fueron compiladas en otro paquete de python llamado *compy*. Esta herramienta permite cuantificar y comparar características de numerosas series temporales en un solo gráfico bidimensional. En este capítulo nos limitamos a utilizar algunas distribuciones de probabilidad aplicadas a señales obtenidas de sujetos neurotipicos resolviendo los tests TMTA y TMTB con el obje-

tivo de probar la herramienta. Si se quisiera captar alguna otra característica de una serie temporal, ya sea señales de eye trackers o cualquier otra, solo se necesitaría programar una función que transforme dicha característica en un histograma de probabilidades. Luego utilizar las funciones del paquete *compy* para calcular la complejidad estadística, entropía de Jensen-Shannon, desequilibrio e información de Fisher. Al tener estas funciones compiladas en un paquete de fácil instalación permite crear fácil, y rápidamente, descriptores para cualquier tipo de señales.

## 4.1. Tests TMT y atención

Las DEA están muy relacionadas con los trastornos atencionales. Desde la clínica se han desarrollado distintas baterías de test para entender las causas de dichos trastornos. Mirsky et al.[9] propone un modelo donde separa la atención en cuatro componentes: atención focalizada, sostenida, selectiva y adaptativa. Para evaluar cada proceso atencional proponen un conjunto de tests específicos. En particular para evaluar la atención focalizada o sostenida, que representa la habilidad de seleccionar información de un conjunto de estímulos para un mejor procesamiento, se utilizan test como el Trail Making Test parte A (TMTA) entre otros. Para la atención adaptativa o alternante, que representa la habilidad de cambiar el foco de atención, se utilizan test como el Trail Making Test parte B (TMTB) entre otros.

Los TMTA y TMTB fueron utilizados en un principio por la armada de los Estados Unidos para medir inteligencia [111], pero luego se comprendió que lo que estaban midiendo era la atención. Para llevar a cabo estas pruebas se requieren varios aspectos atencionales (concentración o atención sostenida, atención selectiva y atención alternante) [112, 9]. Desde entonces se extendió su utilización hasta el día de hoy. El test es una prueba de velocidad de búsqueda visual, de atención, de flexibilidad mental y función motora. En la parte A se le coloca una hoja que contiene los números del 1 al 25 distribuidos de manera que no se perciba algún patrón u orden (ver figura: 4.1a). También se le proporciona un lápiz al sujeto y se le pide que una los números de manera ascendente empezando desde el uno. El tiempo de realización es cronometrado. En el caso que el sujeto cometa errores se le da aviso al instante sin detener el tiempo. Luego de finalizar la parte A se le presenta la parte B. Esta vez la hoja contiene números y letras (ver figura: 4.1b). El sujeto debe comenzar trazando una línea desde el número 1 a la letra A, de la letra A al número 2, del número 2 a la letra B y así continuar hasta alcanzar el final. La puntuación de esta prueba se expresa en términos del tiempo requerido para resolver cada parte.



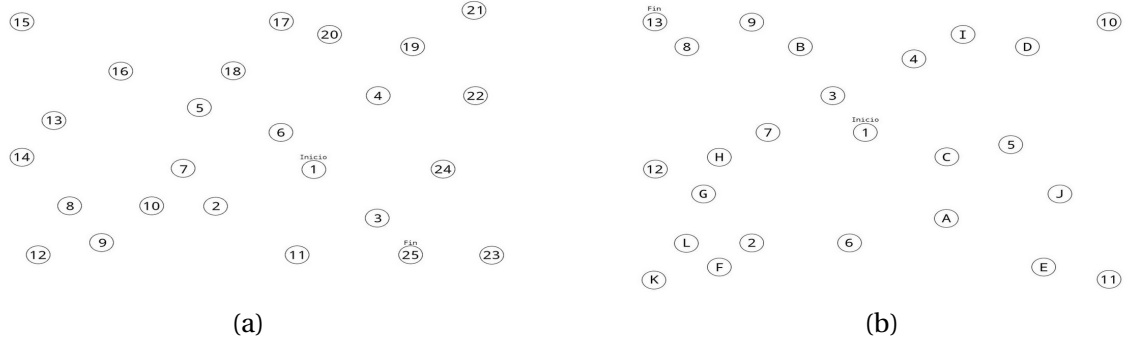


Figura 4.1: Tests TMT. Parte A (a) y parte B (b)

## 4.2. Análisis estadístico de distribuciones de probabilidad de series temporales

Los movimientos oculares son controlados por el cerebro y varían dependiendo de la tarea que se está realizando. Aunque es difícil predecir cómo se moverá la mirada sobre un estímulo, se han desarrollado modelos para analizar los movimientos oculares en tareas específicas como la lectura [108] o la búsqueda libre [113]. Estos modelos pueden ser deterministas o estadísticos. Los modelos estadísticos se basan en distribuciones de probabilidades para tener un grado de certeza sobre la dinámica de la mirada. La predictibilidad de una señal se puede medir con la entropía de una distribución de probabilidad. Retomando los conceptos explicados en la sección 2.3, un proceso totalmente aleatorio tendrá una entropía máxima, mientras que un proceso altamente predecible tendrá una entropía baja. Los sistemas complejos, como los sistemas caóticos, tienen un grado intermedio de predictibilidad debido a la interacción de procesos organizados y estructurados. La complejidad, entendida como un estado intermedio entre el orden (la certeza), y el desorden (la incertidumbre) caracterizado por estructuras libres de escala, se ha utilizado para describir diferentes sistemas biológicos, en particular la dinámica neuronal [114, 115]. En esta sección se explicarán las ecuaciones que definen las cantidades que fueron mencionadas.

Siguiendo las ideas desarrolladas por Rosso et al. [116], y utilizando su misma notación, consideramos la complejidad estadística  $C$  a partir de la propuesta de López-Ruiz et al. [117]

$$C[P] = Q[P] \cdot H[P], \quad (4.1)$$

Donde  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$  es una de las distribuciones de probabilidad definidas anteriormente y  $H$  es la SE normalizada.

$$H[P] = \frac{1}{\ln N} S[P], \quad (4.2)$$

Con

$$S[P] = - \sum_{n=1}^N p_n \ln(p_n). \quad (4.3)$$

$Q$  es el desequilibrio respecto a la distribución uniforme  $P_e$ ,

$$Q[P] = Q_0 \cdot D[P, P_e], \quad (4.4)$$

con  $Q_0$  una constante de normalización:

$$Q_0 = -2 \left\{ \left( \frac{N+1}{N} \right) \ln(N+1) - 2 \ln(2N) + \ln(N) \right\}^{-1}, \quad (4.5)$$

y  $D$  es la JSD, que como se mencionó anteriormente proporciona una medida de la similitud entre dos densidades de probabilidad  $P_1$  y  $P_2$  [116, 118],

$$D[P_1, P_2] = S \left[ \frac{P_1 + P_2}{2} \right] - \left( \frac{S[P_1] + S[P_2]}{2} \right). \quad (4.6)$$

También investigamos una versión discreta de la información de Fisher [119]. FI evalúa la derivada de la distribución de probabilidad, y en distribuciones discretas como en nuestro caso, depende en gran medida del orden en que se agregan los elementos de la población para conformar una distribución discreta. Si este orden es significativo (como es el caso de la distribución de posiciones), entonces FI proporciona una buena medida en relación con el desequilibrio en la población. Por otro lado, si no existe un orden natural para clasificar la población, entonces la información de Fisher no es representativa del equilibrio real en la población, ya que solo reflejará una forma arbitraria de agrupar a los miembros de la población. De todas las posibles discretizaciones [119], elegimos la considerada como la más adecuada:

$$F[P] = F_0 \sum_{n=1}^{N-1} (\sqrt{p_{n+1}} - \sqrt{p_n})^2 \quad (4.7)$$

con

$$F_0 = \begin{cases} 1, & \text{if } p_{i^*} = 1 \text{ for } i^* = 1 \text{ or } i^* = N \\ & \text{and } p_i = 0 \forall i \neq i^* \\ 1/2, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.8)$$

Motivados por estas ideas, utilizamos medidas de complejidad estadística para caracterizar las trayectorias de la mirada de sujetos realizando tests psicológicos. Particularmente estudiamos las capacidades de la entropía de Shannon, el desequilibrio estadístico, complejidad estadística e información de Fisher, calculados con diferentes distribuciones de probabilidades, para obtener información sobre características de los movimientos oculares. Para cada distribución describimos las características reflejadas por las medidas de complejidad estadística y comparamos resultados en cada parte del test. Nuestros resultados enriquecen significativamente el análisis cognitivo de estos tests, que solo toman en cuenta el tiempo en que los sujetos los resuelven.

## 4.3. Distribuciones de probabilidad

Las medidas de complejidad estadística se definen en términos de distribuciones de probabilidad asociadas a series de tiempo y proporcionan información sobre la aleatoriedad de la señal [120, 116, 87]. Las distribuciones de probabilidad utilizadas generalmente son frecuencias normalizadas de ciertos eventos. La complejidad estadística proporciona indicios sobre las particularidades de una distribución, haciendo disponible información sobre algunas características en la estructura del proceso en estudio. Para aplicar estas medidas de complejidad, derivamos tres distribuciones de la serie temporal sin procesar: posiciones en la pantalla, movimientos horizontales y verticales (Patrones ordinales) y direcciones (patrones de dirección de movimiento). Estudiamos sus complejidades siguiendo la entropía normalizada de Shannon (SE), llamada H, divergencia de Jensen-Shannon (JSD) y una versión discreta de la información de Fisher (FI), denotado I. Para una descripción conceptual de estas cantidades recomiendo leer la sección 2.3. A modo de resumen la JSD proporciona una distancia, o desequilibrio, de la distribución de probabilidad uniforme (considerada como un estado de equilibrio), siendo mayor cuando solo hay un estado posible y cero si todos los estados son igualmente posibles; SE da una medida de la cantidad de estados probables no nulos en la distribución, siendo mayor en una distribución uniforme y cero cuando sólo hay un estado posible; FI, finalmente, mide la densidad y variabilidad de la distribución aumentando cuando es más densa en algunas regiones en contraste con SE, que aumenta cuando la distribución es más uniforme.

### 4.3.1. Patrones ordinales

Un desafío importante en el análisis de series temporales es determinar si una serie temporal fue generada por una dinámica de baja dimensionalidad y posiblemente caótica o por una dinámica de alta dimensionalidad y posiblemente estocástica. Las series temporales estocásticas y caóticas muestran algunas características que las hacen casi indistinguibles. Ambos tipos de señales tienen un espectro de potencia de banda ancha, una función de autocorrelación delta de Dirac y también presentan un comportamiento irregular. Los sistemas caóticos muestran "sensibilidad a las condiciones iniciales", lo que se manifiesta en la inestabilidad en el espacio de fase y conduce a un movimiento no periódico. Muestran una impredecibilidad a largo plazo a pesar del carácter determinista de la trayectoria temporal. En un sistema en movimiento caótico, dos trayectorias que comienzan en dos puntos vecinos en el espacio de fase se separan rápidamente.

El caos se puede considerar como una fuente de información y existen herramientas basadas en la Teoría de la Información que permiten entender y caracterizar mejor los sistemas caóticos. Una técnica que combina el uso de cuantificadores de información y el análisis simbólico fue introducida por Bandt y Pompe en 2002 [121] y ha sido utilizada con éxito para analizar una amplia variedad de datos complejos. Esta técnica se basa en asociar una distribución de probabilidad (PDF) que tenga una causalidad temporal, a

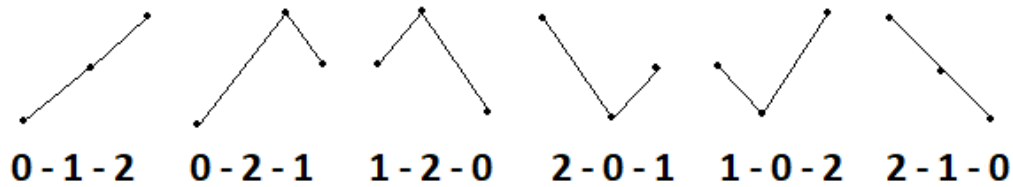


Figura 4.2: Patrones ordinales posibles con una dimensión 3

la serie temporal  $\{x_t\}$ . Para hacerlo, el enfoque de Bandt & Pompe utiliza una técnica llamada "patrones ordinales" (OPs, por sus siglas en inglés).

La idea detrás de los patrones ordinales es que se basan en el orden relativo en que los puntos de datos aparecen en la serie temporal, en lugar de en los valores reales de los puntos de datos. Para calcular los patrones ordinales, se toma la serie temporal y se divide en fragmentos de una cierta longitud. Luego, se ordenan los puntos de estos fragmentos de la señal dentro de cada fragmento de manera ascendente y se asigna un símbolo único a cada orden. Estos símbolos son los patrones ordinales. Se considera que la cantidad recomendada  $p$  de patrones de permutación debe ser menor que  $\frac{1}{5}$  de la longitud de la serie de tiempo para garantizar un muestreo significativo. En la figura 4.2 se pueden observar los seis posibles patrones que se pueden crear con fragmentos que tengan tres puntos de la serie temporal.

Una vez que se han calculado los patrones ordinales, se define la distribución de probabilidad mediante un histograma de frecuencia relativa de los símbolos. Esta distribución de probabilidad se utiliza para analizar la serie temporal y obtener información sobre su estructura y dinámica.

Esta técnica utiliza los patrones ordinales para asociar una distribución de probabilidad temporal a una serie temporal, permitiendo obtener información sobre la estructura y dinámica de la serie temporal. Esta información puede analizarse utilizando el plano complejidad - entropía, información de Fisher o como veremos más adelante las transiciones de dichos patrones

En este trabajo, fijamos un tamaño de ventana de 5 puntos consecutivos ( $ws = 5$ ) lo que lleva a  $5! = 120$  patrones de permutación posibles, muy por debajo del máximo recomendable. Esta distribución captura los movimientos horizontales y verticales de los ojos, y también conserva alguna información temporal del movimiento (por ejemplo, si alguna secuencia se produce con más frecuencia que otras). Estudiamos por separado los componentes horizontal  $\{x_i\}$  y vertical  $\{y_i\}$  de cada movimiento, por lo que tenemos patrones de permutación horizontal y vertical.

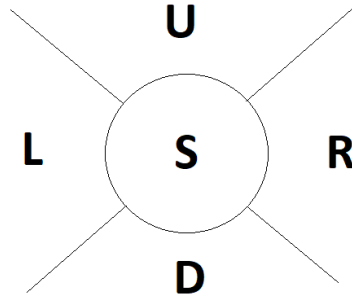


Figura 4.3: Diagrama del que se parte para generar patrones de direcciones de movimiento

### 4.3.2. Distribución de posiciones

Con respecto a la distribución de posiciones, consideramos por separado los componentes horizontal ( $x$ ) y vertical ( $y$ ) de la señal. Para cada uno de ellos, realizamos una partición de la pantalla en  $N_{bins}$  rectángulos no superpuestos, y contamos el número de puntos de datos  $x_i$  ( $y_i$  respectivamente) registrados en cada uno. En este enfoque, la información temporal se pierde y la entropía de Shannon normalizada es sensible al número de bins seleccionados. *A priori*, no existe un criterio adecuado para la elección de  $N_{bins}$  [122, 123].

### 4.3.3. Distribución de patrones de direcciones

La tercera distribución considerada es similar a la distribución de permutación, pero tiene en cuenta la secuencia de direcciones principales  $ie$ , en cuanto a si entre muestras sucesivas el ojo se movió principalmente hacia arriba, abajo, izquierda, derecha o permaneció casi quieto [124]. Así, la serie de tiempo original  $S$  se transforma en una secuencia de símbolos  $\bar{S} = \{s_i\}$ , donde  $s_i \in \{U, D, L, R, S\}$ . Aquí  $U$  (up) representa el hecho de que entre dos muestras sucesivas la dirección dominante fue hacia arriba ( $ie$ , hubo un incremento en la coordenada  $y$ , cuyo valor absoluto fue mayor que el valor absoluto del incremento o decremento en la coordenada  $x$ ). Un razonamiento similar se aplica a las otras tres direcciones dominantes, mientras que  $S$  que representa "quieto" (sin movimiento), surge cuando la velocidad de desplazamiento esta por debajo de un determinado umbral porcentual establecido. en la figura 4.3 se puede ver un diagrama en el que se basa la transformación de los puntos de la serie en direcciones.

Esto pretende ser una extensión de la distribución de permutación propuesta por Bandt & Pompe descrita anteriormente en términos de trayectorias 2D. Por tanto, la distribución de direcciones consiste en patrones de  $N$  etiquetas consecutivas en una ventana deslizante superpuesta a lo largo de la trayectoria etiquetada. En este estudio estudiamos  $N = 3$  y  $N = 4$  y así tenemos un máximo de  $5^4 = 625$  patrones posibles en

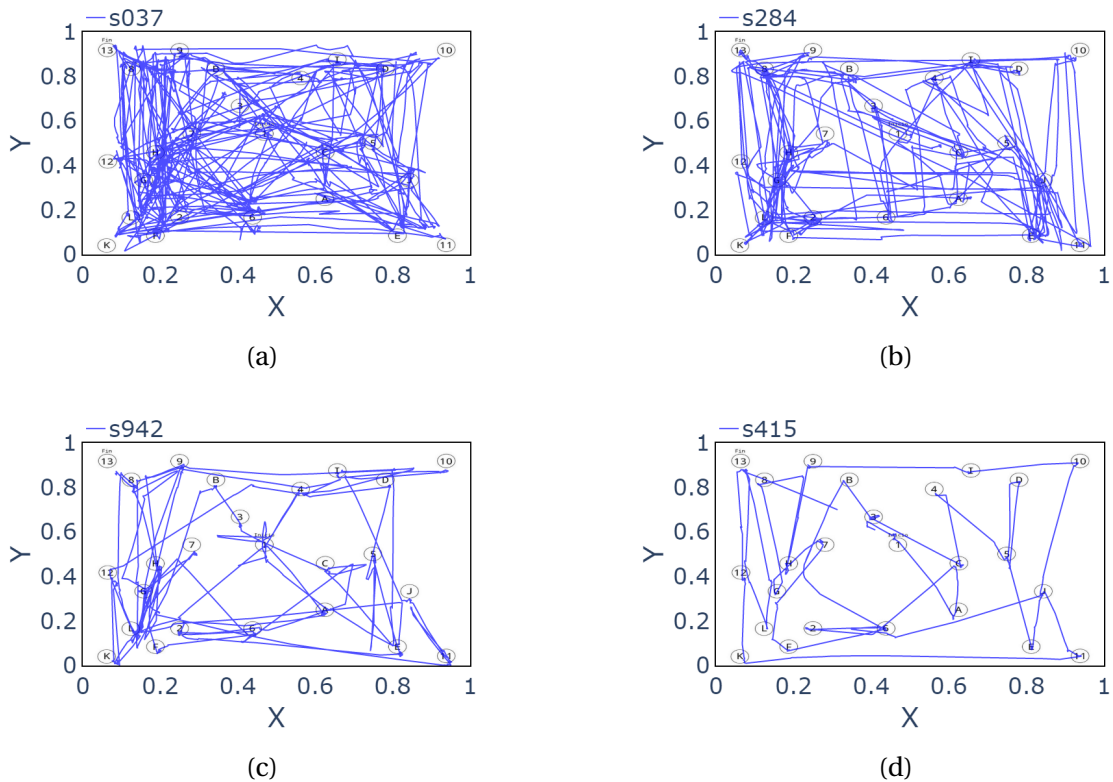


Figura 4.4: Trayectorias de la mirada. (a) Sujeto s037; (b) Sujeto s284; (c) Sujeto s942; y (d) Sujeto s415, Todos ellos realizando el TMT-B. Toda estas gráficas son propias y fueron publicadas en [3]

la distribución, respetando la relación recomendable con la dimensión del conjunto de datos.

Una descripción general de estas trayectorias proporciona una idea de los niveles de dificultad que los diferentes sujetos enfrentaron para resolver la prueba. Por ejemplo, el sujeto etiquetado como s037 pareció experimentar una gran dificultad para encontrar los objetivos en la secuencia correcta, mientras que el sujeto s415 los encontró más rápidamente. Aunque estas diferencias se pueden ver claramente en estos gráficos, en pruebas más largas y complejas, puede ser difícil evaluar visualmente si los participantes experimentaron dificultades para resolver la tarea. Por tanto, para esta evaluación debería ser necesaria una caracterización matemática del comportamiento de los sujetos.

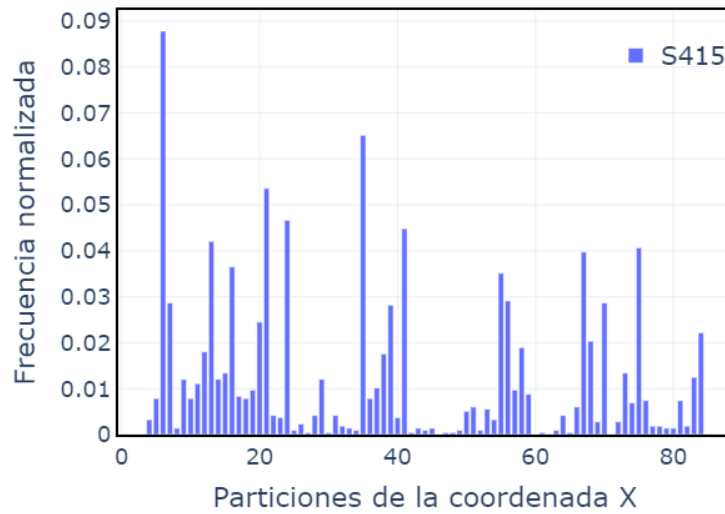
## 4.4. Resultados

### 4.4.1. La distribución de posición

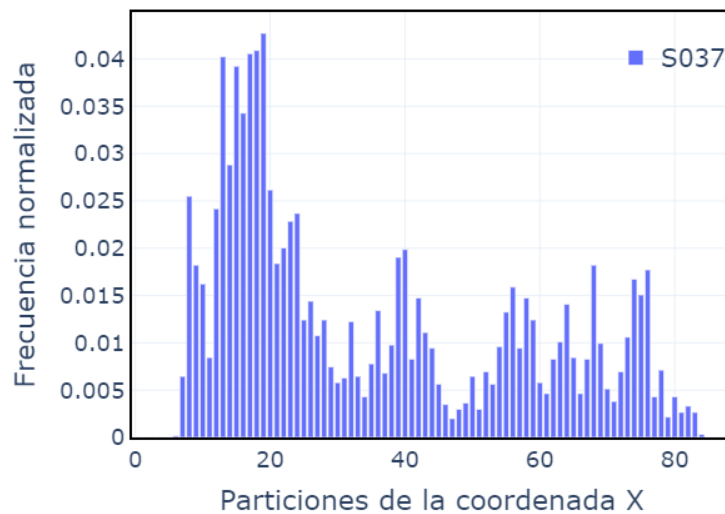
La figura 4.5 muestra la distribución de posiciones  $x$  de los sujetos s415 y s037, que corresponden a los valores superiores e inferiores de FI respectivamente, calculados a partir de esta distribución y de los participantes seleccionados. La distribución refleja principalmente las posiciones de las fijaciones durante la prueba, ya que los tiempos de fijación más largos producen un incremento considerable en la región correspondiente en comparación con las posiciones que solo fueron atravesadas por movimientos sacádicos. Una distribución de posiciones más extendida (y uniformemente dispersa) es indicativa de una mayor desviación durante la prueba, típicamente relacionada con mayores dificultades para resolverla, mientras que una distribución más densamente agrupada en pocas posiciones refleja una resolución más directa. Por esta razón,  $H$  es menor para el sujeto s415 ya que su comportamiento hacia la finalización exitosa del test fue bastante sencillo, a diferencia de lo que fue el caso con  $H$  en las otras dos distribuciones estudiadas (ver Tabla 4.1). El desequilibrio  $Q$ , sin embargo, se comporta de la misma manera que en las otras distribuciones, es decir, se espera que sea menor en las pruebas donde los sujetos experimentaron mayores dificultades y al revés. En estos casos, y como se sugiere en la bibliografía, es recomendable considerar FI para estudiar el comportamiento de distribución. El orden entre las soluciones de los tests inducido por FI refleja mejor la idea intuitiva de un sujeto que presenta más, o menos, dificultades para resolver la prueba: valores de FI más altos corresponden a señales que presentan regiones menos revisitadas. En la figura 4.6 (A) trazamos los valores de  $F_x$  vs.  $F_y$  para todos los sujetos que resuelven el TMT-B, donde los cuatro sujetos considerados están espaciados uniformemente con respecto a las dificultades observadas intuitivamente en sus trayectorias (figura 4.4). En cambio, la figura 4.6 (B) muestra que el orden inferido por  $H$  no corresponde a las dificultades que encontraron los sujetos al resolver la prueba. Los valores de  $H$ ,  $Q$  y  $F$  para los mismos cuatro sujetos se presentan en la Tabla 4.1. Así, y como era de esperar, FI cuantifica adecuadamente las propiedades estadísticas de la distribución de posiciones. En la comparación entre TMT-A y TMT-B, encontramos que los valores de FI en ambas dimensiones  $x$  y  $y$  son menores para el TMT-B, como se puede observar en la figura 4.7. Los valores medios de FI en cada parte de la prueba se presentan en la Tabla 4.2.

### 4.4.2. La distribución de permutaciones

Para las cuatro trayectorias trazadas en la figura 4.4 y las tres distribuciones de probabilidad descritas en la sección 4.3, calculamos sus medidas de complejidad estadística y asociamos estos valores a características en las trayectorias de la mirada. Para la distribución de permutación, fijamos un tamaño de ventana  $ws = 5$  y graficamos en la figura 4.8 los histogramas de los sujetos s284 y s942 (para los cuales se obtuvo la en-



(a)



(b)

Figura 4.5: Histograma de posiciones horizontales para s415 (panel A) y s037 (panel B). Estas imágenes son propias y publicadas en [3]

tropía de permutación máxima y mínima). Para ambas partes del TMT, los patrones de aumento (1,2,3,4,5) o disminución (5,4,3,2,1) monótonica fueron dominantes en todos los participantes. Esto significa que el aumento o la disminución monótona en las coordenadas  $x$  y  $y$  es el patrón de permutación dominante, lo cual es consistente con el hecho de que, aparte del tiempo dedicado a las fijaciones, la mayor parte del tiempo durante el experimento, la mirada del sujeto entra o sale de una fijación, realizando un movimiento sacádico el cual se caracteriza por ser un movimiento con una trayectoria rectilínea. Además, encontramos que los patrones opuestos (excepto, en algunos casos, los monótonos) presentan una frecuencia similar, dando al histograma un aspec-



Tabla 4.1: Valores de entropía de Shannon, desequilibrio e información de Fisher para la distribución de posiciones asociadas a cada señal de referencia

	s037	s284	s942	s415
$H_x$	0.9107	0.9301	0.8558	0.8234
$H_y$	0.9462	0.9384	0.8936	0.8837
$Q_x$	0.1613	0.1213	0.2442	0.2992
$Q_y$	0.1053	0.1183	0.1854	0.2040
$F_x$	0.0304	0.0517	0.1810	0.2843
$F_y$	0.0167	0.0232	0.0853	0.1397

Tabla 4.2: Descripción estadística para TMT-A y TMT-B basada en distribuciones de posición e información de Fisher

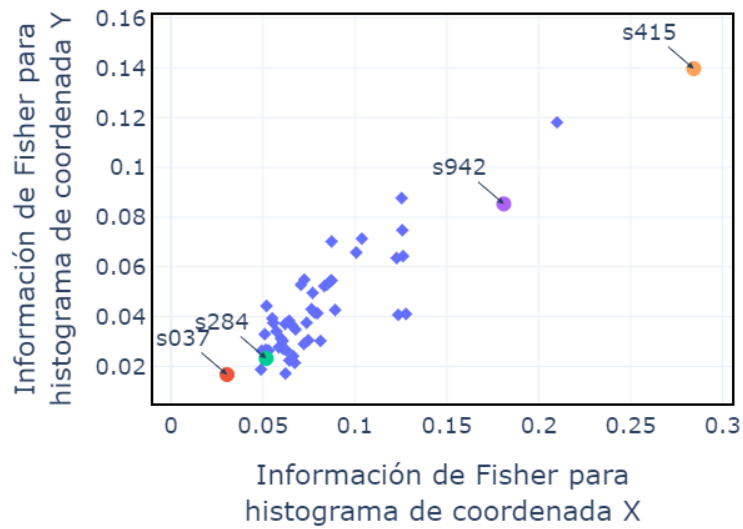
	TMT-A		TMT-B	
	$F_x$	$F_y$	$F_x$	$F_y$
Mean (sd)	0.13 (0.04)	0.07 (0.02)	0.08 (0.04)	0.04 (0.02)
$\rho$	0.69		0.79	

to simétrico. Esto puede esperarse razonablemente, dado que los patrones se definen a partir de ventanas deslizantes y, por lo tanto, si los patrones monótonos son dominantes, los siguientes patrones dominantes son aquellos con todos los elementos crecientes (decrecientes) excepto el último o el primero, y así sucesivamente. El mismo comportamiento se observó en TMT-A. Los valores de  $H$  y  $Q$  obtenidos para las coordenadas  $x$  y  $y$  de los participantes seleccionados que realizan el TMT-B se presentan en la Tabla 4.3.

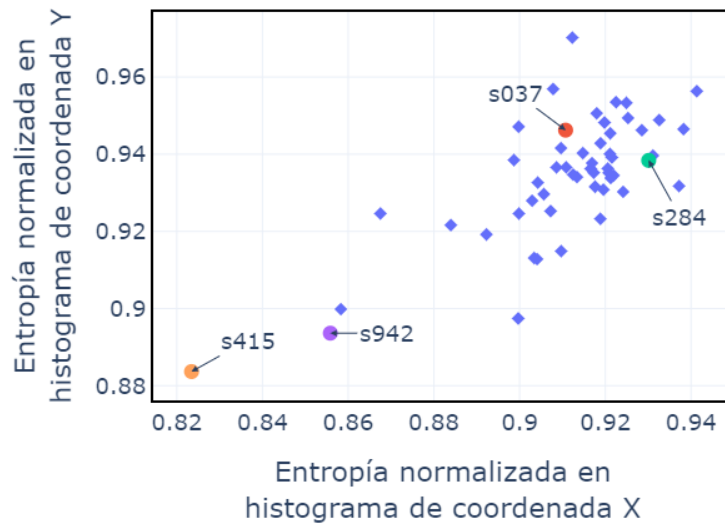
Se puede observar que tanto  $H_x$  como  $H_y$  dieron valores similares en los cuatro sujetos (*ie*,  $H_x(\text{s284}) < H_x(\text{s415}) < H_x(\text{s037}) < H_x(\text{s942})$ ), mientras que el desequilibrio obtenido fue exactamente en el orden opuesto. Esto coincide con una alta proporción de movimientos monótonos (ya sea en aumento o en disminución). Un  $H$  más alto y un  $Q$  más bajo están fuertemente correlacionados con una mayor proporción de movimientos monótonos, que a su vez, son notorios cuando los sujetos resuelven fácilmente la prueba. En particular, la correlación de Spearman entre  $H_x$  y una alta proporción de patrones horizontales monótonos es  $\rho_x = -0,976$ , y para la dimensión vertical fue  $\rho_y = -0,983$ . Se obtuvieron resultados similares para el TMTA. Esta correlación es válida para diferentes tamaños de ventana. Una exploración de las señales reveló que los

Tabla 4.3: Entropía de Shannon ( $H_x, H_y$ ) y desequilibrio ( $Q_x, Q_y$ ) para la distribución de patrones asociados a cada señal de referenciada en figura 4.4

	s037	s284	s942	s415
$H_x$	0.7035	0.6350	0.7285	0.6924
$H_y$	0.6836	0.6302	0.7091	0.6759
$Q_x$	0.3747	0.4438	0.3592	0.3996
$Q_y$	0.3967	0.4497	0.3746	0.4196



(a)



(b)

Figura 4.6: A) Valores de información de Fisher en ambas dimensiones ( $F_x, F_y$  de todos los participantes. B) Entropía de Shannon normalizada en ambas dimensiones ( $H_x, H_y$ ) de todos los participantes. Los cuatro participantes seleccionados descritos en la figura 4.4 están resaltados para ilustrar el orden inferido por estos cuantificadores. Estas imágenes son propias y publicadas en [3]

patrones monótonos aparecen no solo en movimientos sacádicos largos sino también al comienzo de algunas fijaciones. Por lo tanto,  $H$  en la distribución de permutación no está directamente relacionado con una característica específica de la señal. En cambio, está relacionado con una combinación no trivial de la amplitud de los sacádicos y el tipo de fijaciones. Una comparación entre el desempeño en cada parte de la prueba

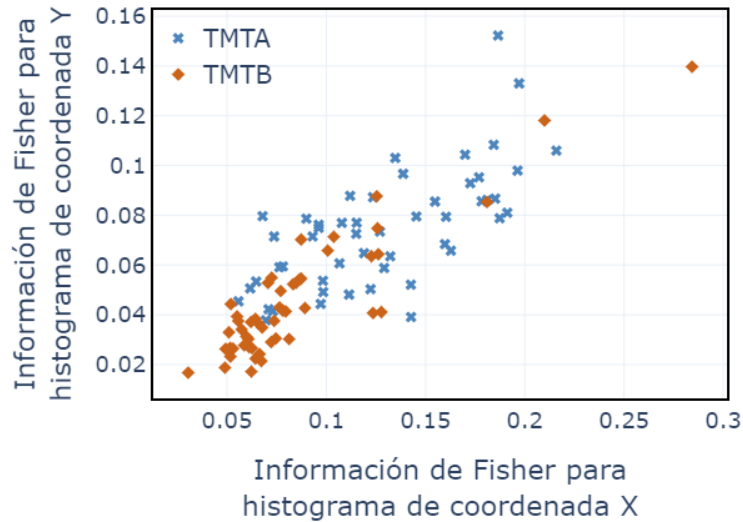
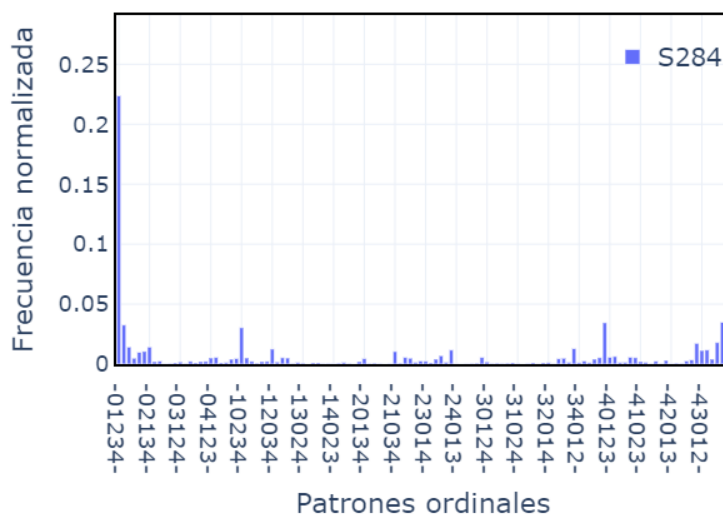
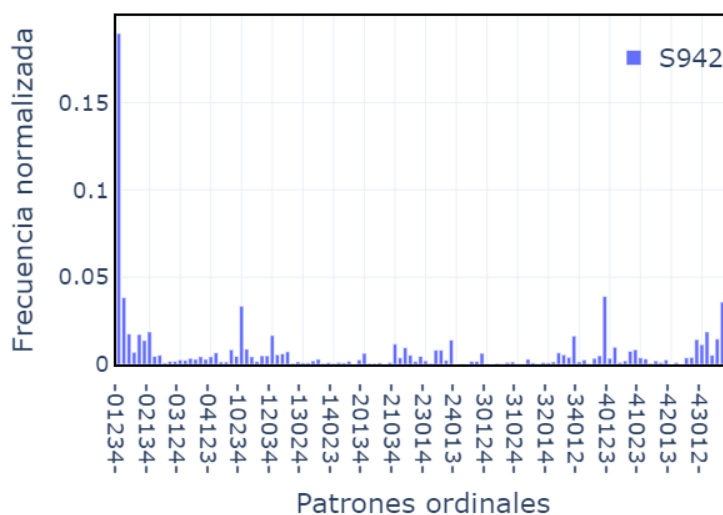


Figura 4.7: Información de Fisher en ambas dimensiones ( $x$  y  $y$ ) para la distribución de posiciones. Se representan los valores obtenidos para todos los participantes que realizan TMT-A y TMT-B. Esta gráfica es propia y fue publicada en [3]

indicó que, en términos de los patrones presentes en las trayectorias de la mirada, TMTA y TMTB son apenas distinguibles. Además, los movimientos son considerablemente simétricos en las direcciones vertical y horizontal. Para TMTB, el coeficiente de correlación de Spearman entre  $H_x$  y  $H_y$  es  $\rho = 0.595$  y la línea de regresión tiene la forma  $H_y = 0.70H_x + 0.19$  indicando un comportamiento casi proporcional entre las dos características. Se obtuvieron resultados similares para TMTA. Un aumento del tamaño de la ventana condujo a un aumento menor en los coeficientes de correlación en TMTA y TMTB. En la figura 4.9 (A) y en la Tabla 4.4 mostramos estos resultados. Además, ambas pruebas presentaron las mismas complejidades estadísticas. En la figura 4.9 (B) representamos los patrones de permutación horizontal en el plano de entropía-complejidad. Es de destacar cómo estos patrones se agrupan alrededor de la ubicación correspondiente a los movimientos brownianos fraccionales (FBM por sus siglas en inglés) con un coeficiente de Hurst entre 0.8 y 0.9 que indica una dinámica de superdifusión con respecto a los patrones de permutación que caracterizan los movimientos oculares en esta tarea, un comportamiento previamente encontrado para el desplazamiento del movimiento ocular de un sujeto que realiza una búsqueda. [125]. El comportamiento de la dimensión vertical es estrictamente similar y por eso no lo estamos representando. Estos resultados indican que las diferencias en los requisitos cognitivos de cada parte de la prueba no se reflejan en los patrones de permutación generados por las trayectorias de la mirada.



(a)

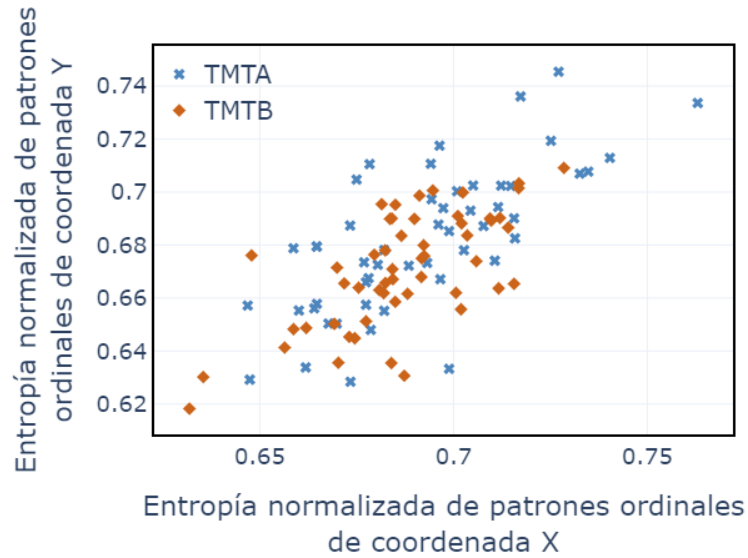


(b)

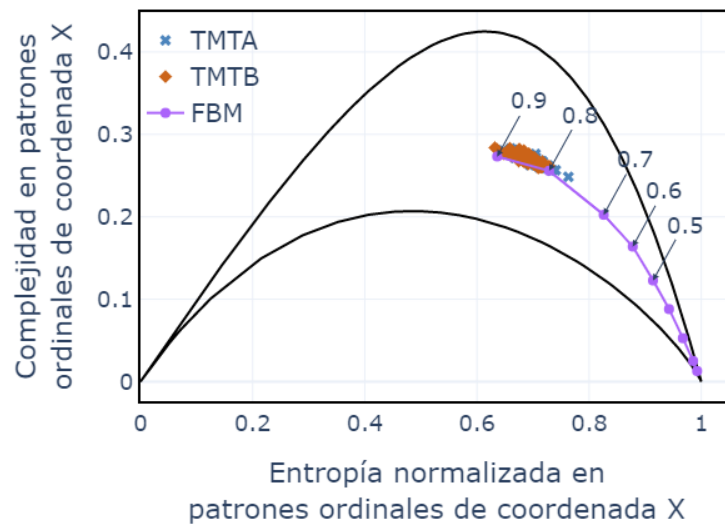
Figura 4.8: Histograma de patrones de permutación para los componentes horizontales tomando  $ws = 5$ . El panel A corresponde a s284 y el panel B a s942 en figura 4.4. Estas gráficas son propias y fueron publicadas en [3]

Tabla 4.4: Descripción estadística para TMTA y TMTB basada en distribuciones de permutación

	TMTA		TMTB	
	$H_x$	$H_y$	$H_x$	$H_y$
Mean (sd)	0.69 (0.03)	0.68 (0.03)	0.69 (0.02)	0.67 (0.02)
$\rho$	0.67		0.59	



(a)



(b)

Figura 4.9: A) Entropía de permutación en las dimensiones horizontal ( $H_x$ ) y vertical ( $H_y$ ) de todos los sujetos que toman las pruebas. B) Representación en el plano de entropía-complejidad de la dimensión  $x$  para el TMTA y TMTB de todos los sujetos que toman las pruebas. Las señales de (FBM) con diferentes coeficientes de Hurst (de 0,1 a 0,9) se incluyen para comparar. Estas gráficas son propias y fueron publicadas en [3]

#### 4.4.3. La distribución de direcciones

Para un tamaño de ventana  $ws = 3$  graficamos en la figura. 4.10 (A) y (B) la frecuencia de patrones asociados respectivamente a los sujetos s284 y s415 mientras realizan el TMTB. La alta frecuencia observada para el patrón (S, S, S) en estos dos casos es una

Tabla 4.5: Valores de entropía y desequilibrio de Shannon para la distribución de patrones direccionales asociados a cada señal referenciada

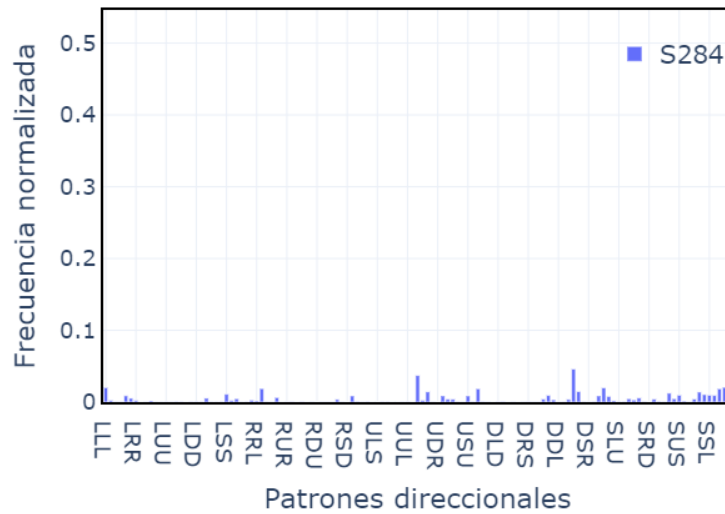
	s037	s284	s942	s415
$H$	0.5256	0.5188	0.5381	0.6576
$Q$	0.5415	0.5488	0.5101	0.4252

característica común en todos los sujetos y en las dos tareas evaluadas. El patrón (S, S, S) está directamente relacionado con las fijaciones, siendo más notorio en el sujeto s284. La tabla 4.5 muestra los valores de  $H$  y  $Q$  para el TMTB realizado por los mismos cuatro sujetos, siendo los resultados para TMTA muy similares. El coeficiente de correlación de Spearman entre la frecuencia relativa del patrón (S, S, S) y  $H$  es  $\rho = -0,96$  para TMTA y  $\rho = -0,97$  para TMTB, lo que implica una inversa relación como se esperaba, mientras que  $Q$  está directamente correlacionado con la frecuencia relativa del patrón (S, S, S) ( $\rho = 0.88$  para TMTA y  $\rho = 0.86$  para TMTB), como era esperado y como fue el caso con la distribución de permutaciones. La figura 4.11 representa todas las pruebas en el plano de complejidad-entropía. El estudio de una ventana más grande ( $ws = 4$ ) condujo a una pequeña disminución en  $H$  debido a una menor frecuencia relativa del patrón relacionado con la fijación (S, S, S, S).

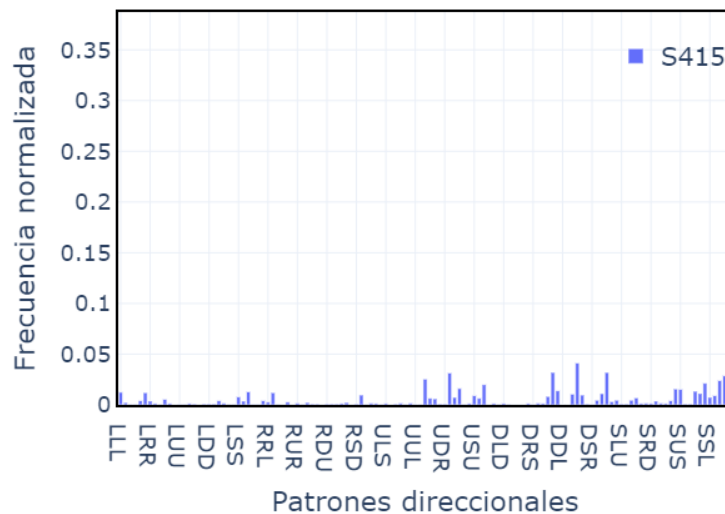
## 4.5. Discusión y conclusión

Estudiamos algunos aspectos de la dinámica no lineal de los movimientos oculares de sujetos que realizan las dos partes del TMT. Proporcionamos una descripción completa de las características capturadas por diferentes medidas de complejidad estadística, como la entropía de Shannon, la divergencia de Jensen-Shannon, la complejidad estadística y una versión discreta de la información de Fisher. Estas medidas se calcularon a partir de tres distribuciones de probabilidad diferentes que implican características particulares de las trayectorias de la mirada. Se realizaron dos análisis complementarios. Uno para comparar las trayectorias de la mirada dentro de la parte de la prueba que se está considerando y el otro para comparar las trayectorias relacionadas con cada parte de la prueba (TMTA y TMTB). Esto fue con el fin de encontrar cuantificadores que caracterizaran diferentes actuaciones o procesos cognitivos. Particularmente, nos interesó encontrar parámetros robustos que revelen las dificultades encontradas por los sujetos durante su desempeño, revelado, por ejemplo, cuando los sujetos vuelven a visitar las mismas regiones varias veces. Esto puede proporcionar información valiosa de evaluación que va más allá de la evaluación habitual, que es el tiempo necesario para resolver la tarea, y que tiene caracterizaciones más descriptivas de la trayectoria resultante.

Las medidas de entropía derivadas de los patrones de permutación propuestos por Bandt y Pompe [121] incluyen información combinada sobre movimientos sacádicos y la forma de las fijaciones en cada señal. El desequilibrio y la complejidad estadística no proporcionaron información complementaria, ya que están altamente correlaciona-



(a)



(b)

Figura 4.10: Distribución de patrones direccionales de dos señales del TMTB tomando  $ws = 3$ . El panel A corresponde a s284 y el panel B a s415 en la figura 4.4. Estas gráficas son propias y fueron publicadas en [3]

dos con la entropía. También observamos que los patrones de permutación descritos por los movimientos oculares son considerablemente simétricos tanto en dirección vertical como horizontal. La comparación entre las trayectorias de la mirada de TMT-A y TMT-B mostró que las dos partes de la prueba no son distinguibles con respecto a los patrones de permutación que aparecen en las señales, lo que indica que estos patrones no reflejan ninguna diferencia en los requisitos cognitivos. Los componentes vertical y horizontal de las señales también forman patrones muy similares en ambas tareas. Sin embargo, consideramos especialmente interesante el hecho de que los patrones di-

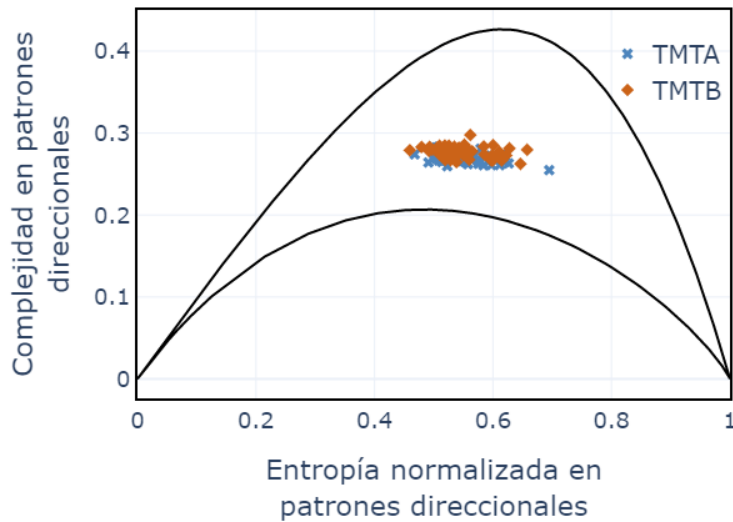


Figura 4.11: Plano de complejidad-entropía para la distribución de direcciones con  $ws = 3$  para TMTA y TMTB. Esta gráfica es propia y fue publicada en [3]

námicos tengan características superdifusivas en ambas pruebas. Las implicaciones de este hallazgo pueden estar íntimamente relacionadas con una administración eficiente de los recursos atencionales. Es decir, que con determinados movimientos oculares en una búsqueda, se maximiza la información recopilada sobre un estímulo.

La entropía resultante al considerar los patrones direccionales proporciona información sobre las fijaciones, como se refleja en el hecho de que está altamente correlacionada con la frecuencia del patrón (S, S, S). Como se indicó anteriormente, los resultados mostraron que las medidas de complejidad estadística no distinguen entre TMTA y TMTB. Una mirada más cercana a las distribuciones resultantes para diferentes participantes revela que la frecuencia de patrones diferentes al dominante (S, S, S) no son similares para todos los sujetos. Sin embargo, todos los sujetos tenían frecuencias similares de este patrón (S, S, S) en TMTA y TMTB, lo que sugiere que este valor puede estar relacionado de alguna manera con las estrategias cognitivas internas en los sujetos. Esta hipótesis se probará en trabajos futuros, tratando de encontrar correlaciones entre patrones en diferentes tareas cognitivas. Además, un análisis alternativo podría ser considerar variaciones en la definición de vectores de movimiento. Como se sugiere en [126], es posible seleccionar los segmentos de la señal con un retardo de tiempo  $\tau$ ,  $(x_t, x_{t+\tau}, x_{t+2\tau}, \dots, x_{t+n\tau})$ , por lo que los puntos tomados no son consecutivos y entonces los patrones resultantes pueden reflejar mejor la trayectoria seguida por la mirada. Este procedimiento puede resultar adecuado dada la influencia de las propiedades mecánicas de los movimientos oculares.

Finalmente, en cuanto a la distribución de posiciones, la información de Fisher proporciona una caracterización de las dificultades encontradas por los sujetos al realizar las pruebas. Además, los valores medios de este cuantificador indican diferencias entre las dos partes de la prueba. Por lo tanto, la variabilidad de las distribuciones refleja de



alguna manera las diferencias en los requisitos cognitivos asociados a cada parte de la prueba.

Estos análisis muestran el potencial de las medidas estadísticas de complejidad como una herramienta para caracterizar las diferencias cognitivas, tanto entre tareas cognitivas como entre individuos. En el caso de TMT, el análisis comparativo de las dos partes de la prueba puede servir para comprender las capacidades cognitivas y de planificación de los sujetos.

Para profundizar en la comprensión de los vínculos entre los aspectos cuantificados por las medidas de complejidad estadística y los mecanismos de atención puestos en juego por los sujetos, surgen distintas alternativas. Por un lado, es necesario incluir en el estudio registros de movimientos oculares de sujetos con alguna alteración en su capacidad de atención.

# Capítulo 5

## Lectura en dislexia

En los capítulos 3 y 4 se explicaron, y aplicaron, dos herramientas fundamentales para el análisis de señales obtenidas de eye trackers. El siguiente paso en esta tesis es poner a pruebas estas herramientas en casos donde los sujetos no hayan tenido un desarrollo típico. Las DEA descritas en el capítulo 1 se hacen evidentes en el colegio. Una de las consignas de mayor importancia que se llevan a cabo desde el primer año de escolaridad es la lectura. Los niños que presentan dificultades con esta tarea podrían ser diagnosticados con dislexia. Como se explicó en la sección 2.4, la dislexia puede no solo presentar dificultades en la lectura sino que usualmente se presenta con otras comorbilidades.

En este capítulo estudiamos los movimientos oculares de niños diagnosticados con dislexia (DD) cuando éstos leen. Describimos estadísticamente los mismos y los comparamos con los movimientos oculares de niños típicamente desarrollados (TD). Tanto los participantes como el experimento fueron explicados en la sección 3.1.1, bajo el título *Lectura*. Para la descripción de los movimientos oculares fue necesario clasificarlos con el algoritmo detallado en el capítulo 3.

Luego de analizar las señales notamos que las señales de los niños DD presentaban ciertas similitudes con el movimiento de una partícula de polen en el agua. Este fenómeno fue ampliamente estudiado y se ha modelado matemáticamente como una *caminata aleatoria*, o más conocido por su nombre en inglés *random walk*. Existe una derivación de esa teoría, que luego se explica con detalle en la sección 5.2, que describe aún mejor la dinámica de un proceso con características semejantes a las encontradas en las señales de los niños DD. Con esta teoría creamos un modelo estocástico con el que pudimos recrear la trayectoria de la mirada de niños DD al leer. Para evaluar la similitud entre las señales sintéticas generadas con el modelo propuesto y las señales reales utilizamos herramientas explicadas en el capítulo 4.

También encontramos que utilizando una determinada distribución, se pueden ver agrupados los sujetos DD y TD en zonas diferentes del plano complejidad-entropía. Este resultado podría ser útil como una herramienta más en el consultorio al momento de

llevar a cabo el diagnóstico de un niño. Todas las imágenes de este capítulo son propias y pertenecen a un trabajo en revisión para su publicación.

## 5.1. Análisis de movimientos oculares durante la lectura

Para modelar los movimientos oculares, se requiere información sobre la duración de las fijaciones y la duración y amplitud de los movimientos sacádicos. En esta sección analizamos estas características a partir de los datos experimentales recopilados para establecer los elementos básicos a incluir en el modelo. Las fijaciones y movimientos sacádicos se detectaron con el algoritmo explicado en el capítulo 3. Los pestañeos y los movimientos sacádicos asociados con los barridos de retorno (movimientos sacádicos que llevan la mirada desde el final de una línea hasta el comienzo de la siguiente) se eliminaron del análisis. Para un correcto análisis estadístico se necesitan grandes cantidades de movimientos oculares. En el presente estudio, a pesar de que el número de participantes es relativamente bajo, se puede realizar un análisis estadístico confiable ya que cada participante realiza alrededor de 200 movimientos para leer el texto utilizado en nuestro experimento. El análisis se realizó con un total de 2130 movimientos sacádicos y fijaciones.

### 5.1.1. Fijaciones

La duración de cada fijación generalmente está modulada por el proceso cognitivo subyacente y varía considerablemente a lo largo del mismo. Se han utilizado diferentes tipos de funciones de densidad de probabilidad para representar la ocurrencia de la duración de la fijación. Una que se ha utilizado ampliamente es la función lognormal [45]. La figura 5.1 muestra el histograma de duración de fijaciones obtenido para el conjunto de los niños disléxicos. El histograma de frecuencias normalizado se puede ajustar con una función lognormal:

$$f(\mu, \sigma; x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma x}} e^{-\frac{[\ln(x)-\mu]^2}{2\sigma^2}} \quad (5.1)$$

que se puede utilizar como la función de densidad de probabilidad (PDF) de la duración de las fijaciones. El ajuste se calculó mediante el método *curve\_fit* incluido en el paquete de Python *scipy.optimize*. Los valores obtenidos para los parámetros fueron:  $\mu = -1.44 \pm 0.04$  y  $\sigma = 0.83 \pm 0.03$ . La curva resultante se representa en la figura 5.1.

Para comprobar la adecuación de estos valores se repitió el procedimiento 6 veces pero tomando la mitad de los registros seleccionados al azar encontrando en todos los casos valores similares para  $\mu$  y  $\sigma$ . El procedimiento también se implementó con los datos recolectados de los niños TD. El histograma de duración de las fijaciones para este grupo no presentó diferencias significativas con los disléxicos.

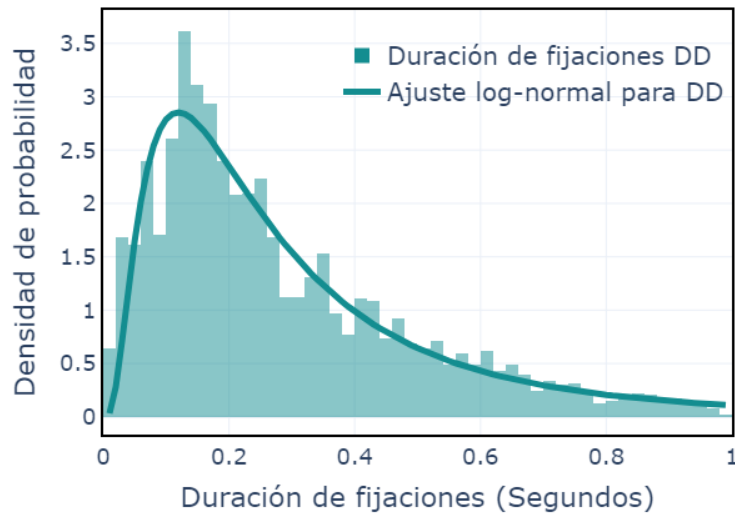


Figura 5.1: Histogramas de duración de la fijación en niños diagnosticados con dislexia. En línea completa el ajuste lognormal.

### 5.1.2. Amplitud y dirección de los movimientos sacádicos en función del estímulo.

Aprender a leer en español requiere, como primer paso, reconocer las letras. Luego se identifican las sílabas o grafemas y se establece un vínculo con los fonemas correspondientes. La asociación entre grafemas y fonemas debe volverse automática para continuar con el siguiente paso: el reconocimiento de la palabra como un todo, formada para una determinada secuencia de grafemas. Mientras consolidan la lectura, los niños van incorporando palabras a este proceso de automatización. Las palabras conocidas se transforman inmediatamente, las palabras desconocidas se descomponen en grafemas y se transforman en fonemas. Así, en función de lo consolidado que esté el proceso, será cómo se realizará la lectura, es decir, cuánta mezcla habrá entre el reconocimiento de palabras y el procesamiento de sílabas. Los niños disléxicos presentan dificultades en el proceso de automatización, que en muchos casos nunca ocurren [127, 21].

El movimiento de los ojos sobre el texto depende claramente de cuán automatizado esté el proceso de lectura. Esto sugiere que un análisis de las distancias entre sílabas y palabras en el texto puede ser una herramienta importante para comprender los movimientos oculares durante la lectura. La configuración espacial del estímulo influirá fuertemente en la amplitud de los movimientos sacádicos. Los lectores menos hábiles, ya sean disléxicos o de aprendizaje lento, realizan movimientos sacádicos con amplitudes cercanas a las distancias entre sílabas consecutivas en el texto. A medida que el lector adquiere más habilidad, se espera que las palabras cortas de hasta dos sílabas sean reconocidas como un todo y que la amplitud de los movimientos sacádicos se asemeje más a la distancia entre dos sílabas [128, 129]. Llamamos a ésta distancia de segundos vecinos, y llamamos distancia de primeros vecinos a la que existe entre sílabas consecu-

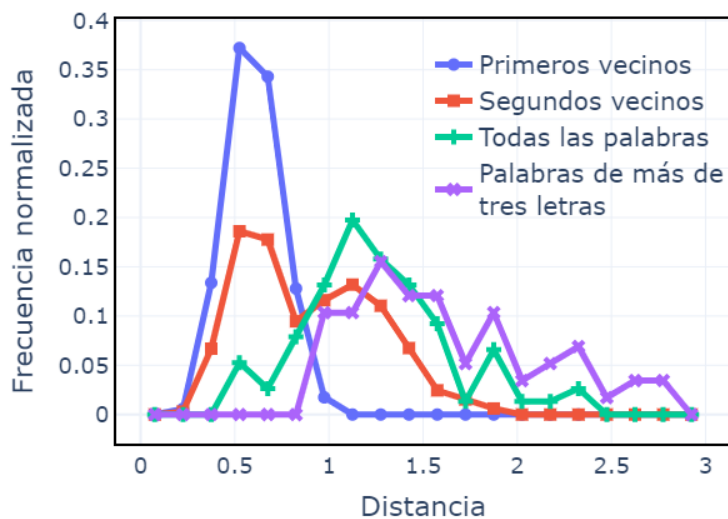


Figura 5.2: Polígonos de frecuencia normalizados para distancias de primeros vecinos, distancias de segundos vecinos, para distancias entre palabras y distancias entre palabras que tienen más de 3 letras

tivas. Los lectores más experimentados no necesitan fijarse en palabras de menos de 3 letras, por lo que la amplitud de los movimientos sacádicos se hace más larga [128, 129].

Para identificar las características del texto utilizado en nuestro modelo, analizamos las distancias entre el primer y segundo vecino, distancias entre palabras y distancias entre palabras que tienen más de 3 letras. Los valores experimentales obtenidos para estas distancias no superaron las 3 unidades, por lo que dividimos el intervalo (0, 3) en 20 partes iguales y consideramos un dominio discreto  $\{d_1, d_2, \dots, d_{20}\}$  para esta variable. Sus polígonos de frecuencia normalizados se trazan en la figura 5.2.

Para modelar la probabilidad de la amplitud sacádica proponemos una combinación lineal de las frecuencias de las distancias descritas. Para permitir regresiones incluimos en la combinación lineal las cuatro distancias pero definidas para el dominio negativo  $\{d_{-20} = -d_{20}, \dots, d_{-2} = -d_2, d_{-1} = -d_1\}$ . Es decir, usamos un signo negativo para indicar la amplitud de un movimiento sacádico hacia atrás.

De esta manera, tenemos 8 funciones  $h_i, i = 1, 2, \dots, 8$ , 4 de ellas utilizadas para modelar la frecuencia de los desplazamientos hacia adelante (positivos) y las otras 4 para modelar la frecuencia de los desplazamientos hacia atrás (negativos). La probabilidad  $p_j$  de un salto de longitud  $d_j$  se puede expresar como

$$p_j = \frac{\sum_{i=1}^8 h_i(d_j) w_i}{\sum_{j=-20}^{20} \sum_{i=1}^8 h_i(d_j) w_i}, \quad (5.2)$$

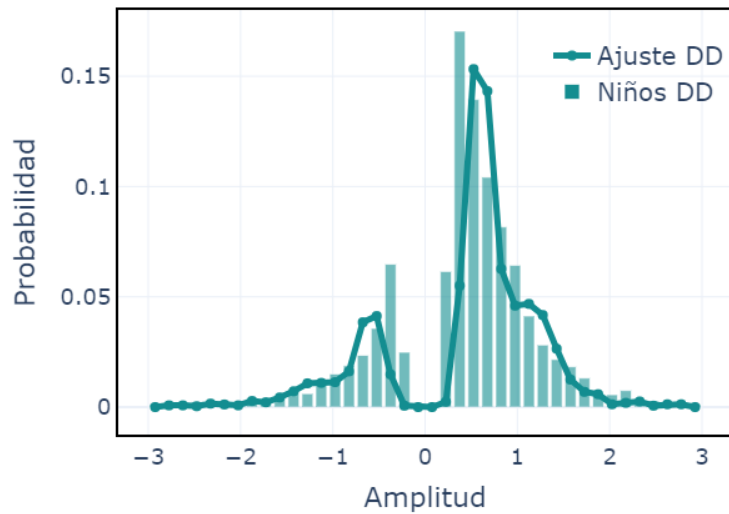


Figura 5.3: Histograma de la amplitud de movimientos sacádicos de niños disléxicos y el ajuste con una combinación lineal de funciones  $h_i$  que describen la frecuencia de ocurrencia de las distancias del texto.

donde  $w_i, i = 1, \dots, 8$  son los coeficientes (pesos) de  $h_i$ , y se estimaron para niños disléxicos y TD a partir de los datos experimentales utilizando el método `curve_fit` del paquete `textitscopy.optimize` de Python. Los pesos  $w_i$  obtenidos en cada caso se listan en Table 5.1. Las frecuencias de las distancias experimentales obtenidas para los niños disléxicos y el ajuste de la curva resultante se representan en la Fig. 5.3.

Los resultados presentados en la Tabla 5.1 muestran que los niños con dislexia realizan principalmente movimientos sacádicos con amplitudes que coinciden con las de los primeros vecinos y, en menor medida, la amplitud de sus movimientos sacádicos corresponde a la distancia del segundo vecinos. Los movimientos sacádicos hacia atrás se dirigen principalmente a los primeros vecinos. En cambio, los niños TD realizan una combinación de saltos con amplitudes que igualan las distancias de los primeros vecinos y las distancias entre palabras con un mínimo de 3 letras. Sus movimientos sacádicos hacia atrás también corresponden mayoritariamente a saltos entre sílabas.

### **Análisis de distribuciones por sujeto en el plano complejidad-entropía**

No existen dos sujetos que lean realizando exactamente los mismos movimientos oculares. Ya sean sujetos DD o TD existen diferencias fisiológicas, ambientales y cognitivas (entre otras) que hacen que los movimientos oculares sean únicos para cada individuo. Sin embargo, como se ve en la tabla 5.1 al momento de estudiar a los individuos como un grupo se pueden ver algunas diferencias. A continuación se va a explicar una manera de estudiar los desplazamientos de la mirada de cada sujeto por separado.

Realizamos un histograma de frecuencias para el desplazamiento de los movimien-

Tabla 5.1: Valores de los pesos para cada término en la combinación lineal que describe la amplitud de los movimientos sacádicos (Ec. (5.2))

Distancias ( $h_i$ )	Pesos ( $w_i$ )	
	TD	DD
Primeros vecinos de retroceso	[0.13 ± 0.03]	[0.11 ± 0.07]
Segundos vecinos de retroceso	[0.05 ± 0.09]	[0.0 ± 0.2]
Todas las palabras de retroceso	[0.0 ± 0.2]	[0.0 ± 0.4]
Palabras con más de 3 letras de retroceso	[0.06 ± 0.08]	[0.0 ± 0.2]
Primeros vecinos de avance	[0.26 ± 0.03]	[0.41 ± 0.07]
Segundos vecinos de avance	[0.07 ± 0.09]	[0.2 ± 0.2]
Todas las palabras de avance	[0.0 ± 0.2]	[0.0 ± 0.4]
Palabras con más de 3 letras de avance	[0.27 ± 0.08]	[0.0 ± 0.2]

tos sacádicos en un rango de  $(-3,3)$  utilizando 10 bins. Estos histogramas luego de normalizarlos representan una distribución de probabilidad de un sujeto en particular. Como se vio en el capítulo 4 se pueden analizar las distribuciones de todos los sujetos en el plano complejidad-entropía. El resultado de estos cálculos se puede ver en la figura 5.4. En este plano se observa que en general los niños TD tienen una menor predictibilidad que los DD en el desplazamiento de sus sacadas. Esto se debe a que pueden realizar sacadas largas al saltarse palabras cortas y también realizan sacadas de poca amplitud al leer silaba por silaba en palabras poco frecuentes para ellos. En este texto la palabra que representó más dificultad en los niños fue *inteligencia*. Por otro lado, los niños DD están en una zona con menor entropía y mayor complejidad. Esto concuerda con distribuciones de probabilidad que tienen valores con probabilidad nula o muy cercana a cero. Estos valores de probabilidad baja corresponden a desplazamientos largos. Los niños DD suelen leer silaba a silaba, tanto cuando avanzan como cuando retroceden por lo que rara vez realizan sacadas de grandes desplazamientos.

Los valores de complejidad y entropía normalizada calculados a partir de la distribución de desplazamiento podrían ser buenos parámetros para entrenar algún clasificador. Hay que tener en cuenta que pueden existir sujetos TD que se encuentren en la zona de los DD en el plano C-H. A estos sujetos se les podría recomendar una consulta psicopedagógica ya que los movimientos oculares al leer de estos niños es similar a la mayoría de los niños DD. Los dos niños DD en la zona NT presentaron comportamientos en los movimientos oculares similares a los NT. Además el tiempo que emplearon para leer el texto fue del orden del tiempo que empleaban los demás niños TD. El estudio de estos casos excede el tema de esta tesis.

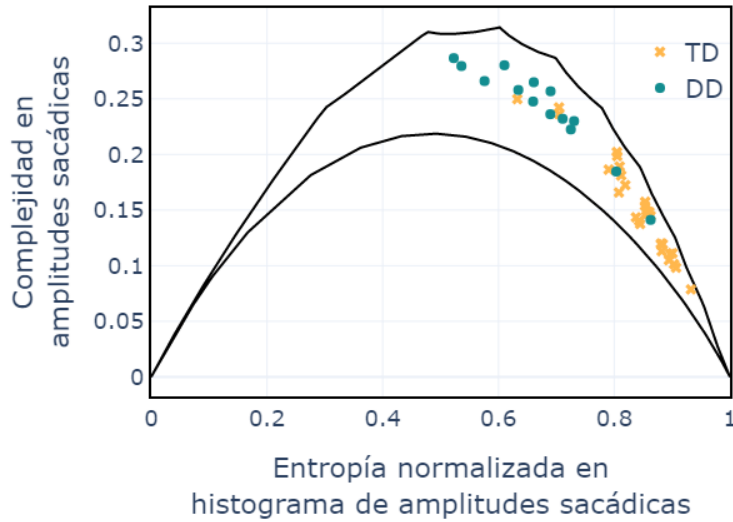


Figura 5.4: Plano C-H de las distribuciones de probabilidad de los desplazamientos de sacadas para niños DD y TD

### 5.1.3. Duración de sacadas

La duración de los movimientos sacádicos se puede estimar utilizando el modelo propuesto por Frapiccini et al [29], que ha demostrado ser eficiente para la descripción de varios procesos, en particular la lectura. Este modelo permite una representación precisa de los movimientos oculares sacádicos con un único parámetro libre: la amplitud. Específicamente, la duración de los movimientos sacádicos se puede expresar como:

$$\tau_i^{sac} = a \eta_i^{2/5} \quad (5.3)$$

donde  $\eta$  es la amplitud del movimiento sacádico y para el valor de  $a$  hemos obtenido  $a = [0.0745 \pm 0.0006]$ .

## 5.2. Modelo de movimientos oculares durante la lectura como un Continuous Time Random Walk (CTRW).

Los movimientos oculares durante la lectura consisten en momentos de quietud (fijaciones) seguidos de movimientos hacia delante o hacia atrás de duración variable. Las características estocásticas de la duración de las fijaciones y la amplitud y duración de las sacadas convierten el proceso en uno del tipo CTRW.

Hay varios enfoques para el CTRW. Algunos de ellos están basados en ecuaciones maestras [130, 131]. Algunos otros se derivan de las ecuaciones de Langevin [132, 133]. En esta sección proponemos un modelo de movimientos oculares durante la lectura



basado en este último enfoque.

Según propuestas anteriores [2, 29], la ecuación que describe la dinámica de una serie de saltos y tiempos de espera alternos está dada por:

$$\frac{dx}{dt} = F(t) = \sum_i f_i(t, t_i), \quad (5.4)$$

donde  $x$  es la coordenada horizontal de la posición de la mirada y  $F(t)$  es la función de activación del movimiento ocular, representada por la suma de los términos  $f_i(t, t_i)$  [29] con  $t_i$  el instante en que se produce un salto.

La función  $f_i(t, t_i)$  se puede definir por la amplitud de la sacada  $\eta_i$  y el tiempo de fijación  $\tau_i^{fix}$ . Estos dos parámetros tienen características estocásticas y cumplen con una función de densidad de probabilidad conjunta  $\Psi(\eta, \tau)$ . Basamos nuestra propuesta en la hipótesis de que la duración de las fijaciones y la amplitud de las sacadas son independientes, por lo que  $\Psi(\eta, \tau)$  se puede escribir como el producto de dos funciones de probabilidad [130]:

$$\Psi(\eta, \tau) = \lambda(\eta) \psi(\tau), \quad (5.5)$$

donde  $\lambda(\eta)$  y  $\psi(\tau)$  son las PDF que definen la amplitud del movimiento sacádico y la duración de la fijación respectivamente.

Para mover la mirada una distancia  $\eta$ , interviene necesariamente un tiempo, este es el tiempo de vuelo del movimiento sacádico. Después de cada salto hay un tiempo de espera correspondiente a la duración de la fijación. La suma de estos dos tiempos (tiempo de vuelo + tiempo de fijación) define el tiempo intersacádico. En la presente propuesta, no nos enfocamos en la forma del movimiento sacádico sino que damos cuenta del tiempo requerido para mover los ojos de un punto al siguiente (tiempo de vuelo). Es decir, abordamos el proceso como una secuencia de movimientos horizontales repentinos que pueden ser modelados como  $x_i \delta(t - t_i)$ , asumiendo que los saltos ocurren en tiempos  $t_i$  y son seguidos por un tiempo intersacádico  $\tau$  dado por la expresión:

$$\tau_i = \tau_i^{fix} + \tau_i^{sac}, \quad (5.6)$$

con  $\tau_i^{fix}$  la duración de las fijaciones.

Como alternativa a la Ec. (5.4), se puede considerar un conjunto de ecuaciones subordinadas. Este enfoque ha sido discutido por Fogedby [132] y utilizado para analizar los vuelos de Lévy. Un sistema de ecuaciones subordinadas involucra una ecuación para el tiempo y otra para los saltos. Kleinhans [134], basado en el trabajo de Fogedby [132], analizó una versión discreta de ecuaciones subordinadas que proporciona una forma alternativa de la CTRW. Siguiendo el trabajo de Kleinhans [134], y adaptándolo a las señales del movimiento ocular, asociamos cada salto con un movimiento sacádico y cada tiempo de espera con un tiempo intersacádico. Nuestro enfoque de la dinámica de lectura, alternativo al gobernado por la Ec. (5.4), se describe mediante las siguientes ecuaciones iterativas discretas [135, 136]:

$$x_i = x_{i-1} + \eta_i \quad (5.7a)$$

$$t_i = t_{i-1} + \tau_i \quad (5.7b)$$

donde  $\eta_i$  y  $\tau_i$  son variables estocásticas derivadas de la PDF  $\Psi(\eta, \tau)$  definida en Eq. (5.5). Incluso cuando se supone que las PDF son independientes, todavía tenemos un acoplamiento debido a la presencia de  $\tau_i$  que depende de  $\eta$  a través de la Eq. (5.3). Por tanto, la expresión del tiempo de espera es

$$\tau_i = \tau_{i-1} + \tau_i^{fix} + a \eta_i^{2/5}. \quad (5.8)$$

La probabilidad de  $\eta_i$  viene dada por la combinación lineal en Eq. (5.2), y la PDF para  $\tau_i^{fix}$  viene dada por Eq. (5.1).

Esencialmente, Eq. (5.7a) define un conjunto de puntos (posiciones en el texto) que ocurren en intervalos de tiempo determinados por tiempos intersacádicos que siguen una dinámica estocástica descrita por Eq. (5.7b). Para recrear un proceso de tiempo continuo, es necesario considerar la posición de la mirada que permanece inmóvil hasta que se produce el nuevo movimiento [134]. Este es:

$$x(t) = x_i \quad for \quad t_i \leq t \leq t_{i+1}. \quad (5.9)$$

Para generar una señal sintética que simule los movimientos oculares durante la lectura, proponemos un algoritmo iterativo que requiere como entrada las PDF de la amplitud sacádica y la duración de las fijaciones. El algoritmo funciona de la siguiente manera:

1. Para cada línea de texto:
  - a) Inicializa la posición de la mirada  $x_0$  en la posición de la primera sílaba de la línea.
  - b) Obtiene una realización para  $\eta_i$  usando la probabilidad definida en Eq. (5.2).
  - c) Comprueba que  $x_i + \eta_i$  es mayor que la posición de la primera sílaba. Si no se cumple esta condición, se descarta el valor y se solicita una nueva realización. Esto es para que la señal sintética no tenga un movimiento hacia la izquierda donde no hay texto para leer.
  - d) Comprueba si  $x_i + \eta_i$  es menor que la posición de la última sílaba de la línea. Si es así, este valor de  $\eta$  se descarta y se pasa a la siguiente línea repitiendo el punto 1. Si ya estaba en la última línea, este paso ha terminado.
2. Calcula el tiempo de vuelo de cada movimiento sacádico.
3. Usando la PDF lognormal (Eq.(5.1)) genera tantas fijaciones como movimientos sacádicos.
4. Con las amplitudes sacádicas, los tiempos de vuelo y la duración de las fijaciones, se genera una señal sintética.

Basamos nuestra propuesta en la suposición de que la probabilidad de una amplitud sacádica es independiente de la probabilidad de la siguiente duración de la fijación. Esto no significa necesariamente la falta de memoria en el proceso. Como la mayoría de los procesos cognitivos, existe una persistencia en el proceso debido al hecho de que el sujeto quiere realizar la tarea asignada. Esta persistencia se incluye a través de la probabilidad de la amplitud de los movimientos sacádicos dada por la Eq. (5.2) y se puede visualizar en la Fig. 5.3, donde es evidente que las sacadas hacia adelante (positivas) son más probables.

## 5.3. Resultados

Con el algoritmo propuesto generamos 50 señales sintéticas de movimientos oculares de niños disléxicos leyendo el texto utilizado en el registro de datos experimentales. Para evaluar las señales resultantes proponemos dos inspecciones directas y un análisis más elaborado basado en la entropía y complejidad de datos reales y sintéticos.

### 5.3.1. Comparación directa

Para comparar señales sintéticas con las reales en forma *directa* usamos dos métodos diferentes. El primero es la inspección directa de las trayectorias, lo que significa que trazamos señales sintéticas junto con señales reales que tienen aproximadamente la misma duración y realizamos inspecciones visuales. Uno de estos gráficos se presenta en la figura 5.5. La buena concordancia visual observada en la figura es la que encontramos en general entre todos los casos considerados. La velocidad de lectura tanto de la señal real como de la sintética coinciden hasta tal punto que en algunas líneas las señales se superponen.

La segunda forma utilizada para comparar señales sintéticas versus reales fue comparando los tiempos de lectura resultantes. En este caso, todas las señales se pueden comparar directamente, como se puede observar en la figura 5.6. La concordancia encontrada entre sujetos sintéticos y reales indica que nuestra propuesta proporciona un método simple y efectivo para modelar globalmente los movimientos oculares de niños disléxicos durante la lectura.

### 5.3.2. Perfiles de complejidad-entropía

La entropía de Shannon y la complejidad estadística son dos propiedades que brindan información sobre la aleatoriedad o las estructuras ocultas de una característica determinada [116] (ver sección 4.2). Estos índices se han utilizado previamente en el estudio de señales de seguimiento ocular relacionadas con un proceso cognitivo [3] expli-

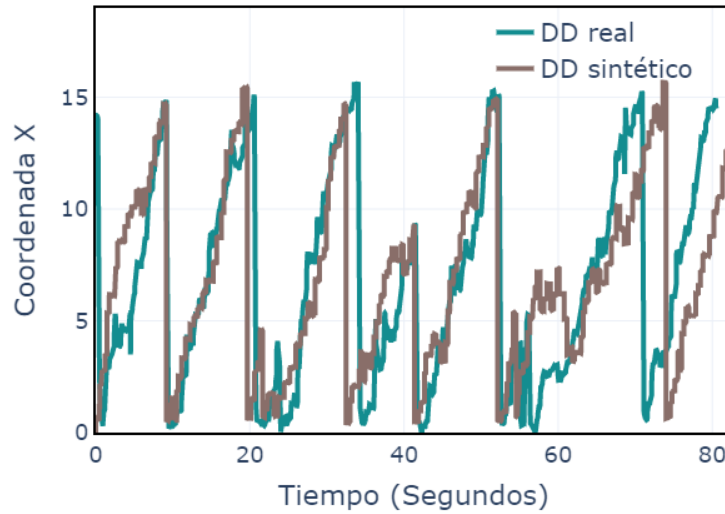


Figura 5.5: Comparación entre una señal real y una sintética de aproximadamente el mismo tiempo de lectura.

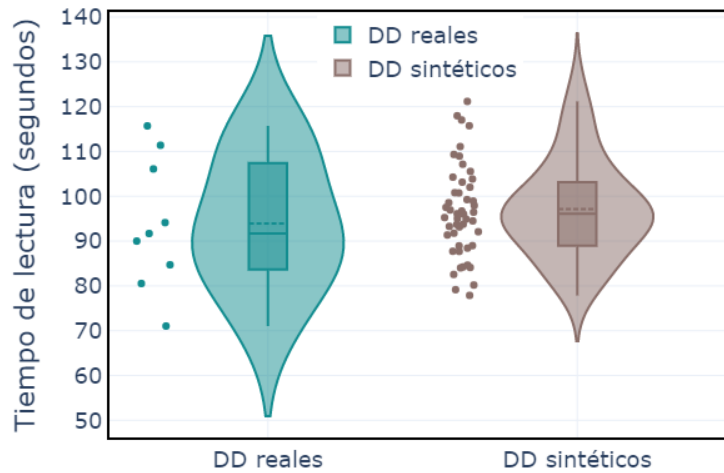


Figura 5.6: Tiempos de lectura para datos reales y sintéticos.

cado en el capítulo 4.

Aquí analizamos las propiedades de entropía y complejidad de los datos reales y sintéticos. Comparamos dos características: la amplitud y la dirección de los movimientos sacádicos, por un lado, y la organización de la ubicación de las fijaciones en el texto, por el otro. La metodología utilizada es la propuesta por Rosso y colaboradores [116].

Para cada señal real y sintética se calculó la entropía de Shannon y la complejidad estadística asociada al histograma de amplitud de movimientos sacádicos. Mantuvimos las consideraciones anteriores de usar amplitudes negativas para indicar regresiones, y

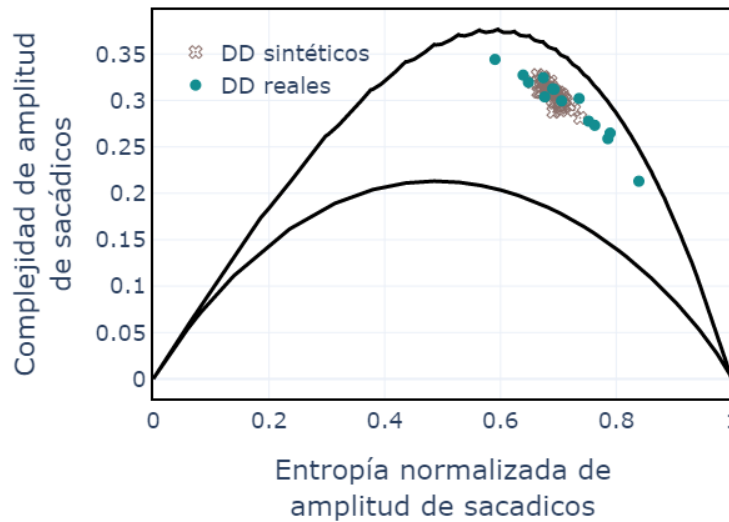


Figura 5.7: Entropía de Shannon y complejidad estadística asociada a la amplitud de movimientos sacádicos de datos reales y sintéticos.

tomamos los mismos contenedores de 40 en el intervalo  $(-3, 3)$  (ver Sec.5.1.2). Los valores obtenidos se grafican en el plano Complejidad-Entropía (C-H) en la Fig. 5.7. Como era de esperar, las señales reales y sintéticas se ubican en la misma región del plano, lo que indica que la distribución espacial de los datos generados con el modelo y sus propiedades estadísticas coinciden con las de los conjuntos de datos reales. Dada la ubicación de los datos en el plano C-H, se puede decir que la configuración de amplitud y dirección de las sacadas tiende a comportarse de manera poco predecible (entropía superior a 0,6).

Otro elemento clave en la estructura de las señales es la relación ordinal entre los lugares de fijación. Esto es, la organización de la secuencia de fijaciones en el texto. Para comparar esta estructura, realizamos un análisis de complejidad-entropía de la ubicación de las fijaciones utilizando la distribución de permutación, propuesta originalmente por Bandt & Pompe [121]. La metodología consiste en tomar ventanas deslizantes de longitud fija sobre la serie de tiempo  $\{x_t\}$ , cada una de las cuales está asociada a un patrón de permutación según la posición ordinal de los puntos de datos en ella. La frecuencia relativa de estos patrones define la distribución de probabilidad. Se considera que el número recomendado  $q$  de patrones de permutación es inferior a  $\frac{1}{5}$  de la duración real de la serie temporal para garantizar un muestreo significativo. En este trabajo, establecemos un tamaño de ventana de 4 puntos consecutivos ( $ws = 4$ ) ¡lo que lleva a  $4! = 24$  posibles patrones de permutación, por debajo del máximo recomendado. Esta distribución captura la organización de los movimientos horizontales de los ojos.

Los valores de entropía de Shannon y complejidad estadística obtenidos para datos reales y sintéticos se representan en la figura 5.8. En este caso, los centros de los dos grupos están ligeramente separados en términos de entropía, pero manteniendo el mismo grado intermedio de complejidad. La separación observada indica que los datos reales

se comportan de forma ligeramente más impredecible que los datos sintéticos.

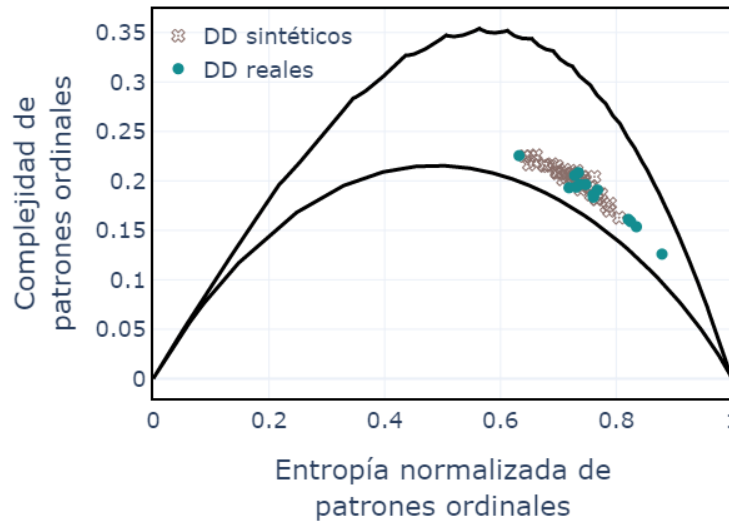


Figura 5.8: Entropía y complejidad de sujetos reales y sintéticos calculada con la distribución de patrones ordinales

## 5.4. Discusión y conclusión

El estudio de la dinámica de los movimientos oculares en las tareas cognitivas se considera de gran importancia debido al vínculo que existe entre los movimientos oculares y el propio proceso cognitivo. En esta propuesta hemos presentado algunas contribuciones sobre este tema. Abordamos el modelado de los movimientos oculares de niños disléxicos realizados durante la lectura de un texto en español. La estructura de estos movimientos puede considerarse la más elemental dentro del rango de diferentes estructuras que emergen durante la lectura a medida que el lector se convierte en un experto. La dinámica de los movimientos oculares de los niños con dislexia se parece mucho a los movimientos oculares de los niños en las primeras etapas de aprendizaje de la lectura.

Este trabajo se ha centrado en tres objetivos principales. Uno fue el análisis de los movimientos oculares registrados por niños disléxicos durante la lectura de un texto en español. En dicho análisis comparamos las señales DD y TD encontrando diferencias sustanciales en las distribuciones de amplitud de sacadas. Estas diferencias fueron claras en el plano C-H. El segundo propósito fue la introducción de un modelo simple pero eficiente que replica los movimientos estudiados. Un tercer objetivo era analizar la capacidad del modelo para reproducir determinadas estructuras que caracterizan la dinámica del movimiento ocular objeto de estudio.

Para lograr estos objetivos analizamos, sobre los datos experimentales, cuatro carac-

terísticas fundamentales que gobiernan la dinámica del movimiento ocular durante la lectura: la duración de las fijaciones y la amplitud, dirección y duración de los movimientos sacádicos. En particular, proporcionamos expresiones para la probabilidad de estos eventos. Hemos demostrado que la PDF que caracteriza la duración de las fijaciones se puede modelar con una función lognormal, y mostramos que una combinación lineal de funciones numéricas, obtenidas a partir de las distancias entre las sílabas y las palabras en el texto, se puede utilizar para describir la probabilidad asociada a la amplitud y dirección de los movimientos sacádicos. La duración de los movimientos sacádicos se obtuvo a partir de su amplitud, como se propuso en un trabajo anterior [29]. Todos estos elementos nos permitieron proponer un modelo estocástico para la dinámica de los movimientos oculares de los niños disléxicos durante la lectura, basado en el formalismo de la CTRW. Los movimientos se descompusieron en saltos instantáneos y tiempos de espera mediante un sistema de dos ecuaciones en diferencias finitas acopladas. Se realizó un análisis de ciertos patrones que componen la secuencia de fijaciones y movimientos sacádicos en términos de complejidad estadística y entropía, lo que permitió al mismo tiempo, revelar el comportamiento de las estructuras estudiadas y comparar las señales reales del movimiento ocular con las sintéticas generadas con el modelo.

El modelo propuesto puede considerarse como un paso siguiente a las ideas previamente introducidas en los trabajos de Specht et al. [2], Bouzat et al. [137] y Frapiccini et al. [29]. Nuestra propuesta combina el modelo de movimientos sacádicos con variables estocásticas como la amplitud y dirección de los movimientos sacádicos y la duración de las fijaciones. Tal combinación da lugar a un modelo de paseo aleatorio continuo en el tiempo basado en una ecuación de Langevin. En lugar de resolver directamente la ecuación de Langevin, la descompusimos en un sistema de dos ecuaciones en diferencias finitas subordinadas similares a las utilizadas por Kleinhans [134].

El análisis realizado sobre datos sintéticos generados con un algoritmo basado en el modelo propuesto, indican que los movimientos oculares simulados se comportan de manera similar a los reales. La inspección visual y la comparación del tiempo de lectura dio muy buenos resultados. Este tipo de comparación no es concluyente, por lo que implementamos el análisis de complejidad-entropía, una metodología que permite estudiar estructuras complejas.

Utilizando una distribución de amplitud y dirección de las sacadas se obtuvo una buena concordancia entre los datos reales y los sintéticos

Los resultados obtenidos para la amplitud y dirección de las sacadas mostraron una muy buena concordancia entre los datos reales y los sintéticos. Las coincidencias obtenidas para los datos reales y sintéticos en este análisis en realidad no fueron sorprendentes ya que las señales sintéticas se generaron a partir de las distribuciones de amplitud y dirección del grupo de niños DD. La conclusión importante de este resultado es que la combinación lineal propuesta para modelar la amplitud y dirección de los movimientos sacádicos, que se basó en las distancias entre el programa y las palabras en el texto, proporciona una muy buena descripción de los movimientos sacádicos reales. Como se observó en el análisis de la figura 5.7, las señales sintéticas se concentran en el medio de

la nube de puntos determinada por los datos reales. Esto puede explicarse por el hecho de que los datos reales presentan más variabilidad que los sintéticos. Se puede incluir un término de error (residuo) en la combinación lineal en la ecuación (5.2) para obtener una mejor aproximación a la variabilidad de las señales reales del movimiento ocular.

Se llevó a cabo un segundo análisis de complejidad-entropía para estudiar la configuración de posición de las fijaciones en el texto. Analizamos la relación ordinal entre ellos utilizando patrones ordinales propuestos por Bandt & Pompe [121]. En este caso la concordancia entre las señales sintéticas y las reales también fue clara. Los patrones ordinales de señales sintéticas a partir de un modelo estocástico resulta tener la misma predecibilidad, es decir mismo rango de entropía normalizada, que los patrones ordinales de las señales reales. A su vez también coinciden en rango de complejidad lo que da indicio de que la cantidad de información necesaria para describir la dinámica de los patrones ordinarios de señales sintéticas es la misma que en el caso de señales reales.

Se puede hacer una consideración final con respecto a nuestro modelo propuesto. Primero, para un texto diferente, las funciones  $h_i$  en Eq. (5.2) deben estimarse nuevamente ya que se basan en las distancias que caracterizan el programa y las palabras en él. Presumimos que los coeficientes  $w_i$  permanecerán similares, basados en el hecho de que el comportamiento de los niños disléxicos no cambiará. Así, si la hipótesis es correcta, el modelo permite generar señales sintéticas a partir del análisis de unos pocos registros.



## Capítulo 6

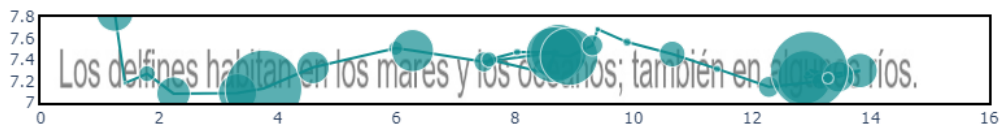
# Redes de transición de patrón ordinal en señales de lectura de seguimiento ocular

En la sección 4.3.1 introdujimos el concepto de patrones ordinales. En el capítulo 4, con la frecuencia de aparición normalizada de estos patrones ordinales, realizamos cálculos de naturaleza estadística para describir señales del tipo series temporales. En el capítulo 5 analizamos señales de eye trackers de niños leyendo y utilizamos este método para comparar señales reales de las creadas por un modelo. La diferencia entre lo hecho en el capítulo 4 y el capítulo 5 fue que en el último utilizamos como serie temporal las posiciones de las fijaciones. Se consideraron las posiciones de las fijaciones debido a que en las características estadísticas de los movimientos oculares está íntimamente relacionado a los procesos cognitivos subyacentes, como fue explicado en el capítulo 2. Los análisis realizados en los capítulos 4 y 5 fueron posibles gracias ya que las series temporales eran de una longitud lo suficientemente grande como para tener relevancia estadística. Esto podría no ser posible si un experimento se basa en tareas que se llevan a cabo en corto tiempo. En estos casos Borges y colaboradores [138] proponen estudiar las transiciones de los patrones ordinales para estudiar la dinámica de series temporales.

En este capítulo analizamos las señales de eye trackers obtenidas de niños DD y NT al leer. La descripción de los sujetos y del experimento se encuentran en la sección 3.1.1 bajo el título de *Lectura*. Las señales fueron procesadas con el algoritmo explicado en la sección 3.2 para obtener la serie de posiciones medias de las fijaciones. Luego analizamos las transiciones de estos patrones ordinales y evaluamos métodos de clasificación basados en aprendizaje de máquina utilizando estas transiciones. De los métodos utilizados se destacan dos ya que tuvieron una alta precisión para clasificar a los niños DD y TD. Este resultado resultó ser prometedor como herramienta de screening en posibles futuros trabajos en colegios debido a la factibilidad de medir y analizar grandes cantidades señales. Todas las imágenes de este capítulo son propias y forman parte de un trabajo en revisión para su posterior publicación.



(a)



(b)

Figura 6.1: Patrones de lectura de un sujeto típicamente desarrollado (a) y un sujeto diagnosticado con dislexia (b) bajo el mismo experimento de lectura. El tamaño de los círculos representa la duración de la fijación.

## 6.1. Gráficos de transición de patrones ordinales en señales de eye tracking

Estos gráficos son simples y rápidos de calcular, ya que se basan en patrones ordinales. Además, permiten una visualización clara de la estructura temporal de una serie temporal, lo que facilita la identificación de patrones y relaciones entre patrones. Los gráficos de transición también pueden proporcionar resultados similares a otros métodos bien conocidos, como el exponente de Lyapunov [139] para sistemas caóticos, pero con un menor costo computacional. Adicionalmente, son capaces de detectar patrones complejos en una serie temporal, como patrones recurrentes y cambios en la dinámica del sistema. Por último, el valor de la complejidad no cambia con diferentes ordenamientos de la distribución de probabilidad, lo que permite una mejor comparabilidad entre diferentes series temporales [138].

## 6.2. Método

De las posiciones de las fijaciones decidimos analizar sólo la coordenada  $x$  debido a que la lectura es un proceso donde la trayectoria de la mirada es principalmente horizontal como se puede ver en las figuras 6.1a y 6.1b. Con esta serie  $\{x_f(t)\}$ , donde  $x_f$  representa la posición de las fijaciones durante la lectura, construimos los patrones ordinales. En este trabajo utilizamos una ventana de 4 puntos para generar los posibles  $4! = 24$  patrones. Luego se genera una matriz de transición donde en la fila  $j$  y columna  $i$  se encuentra la cantidad de veces que el patrón  $j$  fue seguido por el patrón  $i$ . La matriz

de transición de cada sujeto fue normalizada para que la suma de todos sus elementos sume 1 y luego se calculó la matriz promedio de cada grupo de niños.

Para poder visualizar la información que contienen las matrices de adyacencia se utiliza un gráfico que se compone de nodos que representan a los patrones unidos por flechas que representan la transición. Estos se llaman *gráficos de transición de patrones ordinales* (OPTG por sus siglas en inglés, aunque a veces se refieren a redes por lo que a veces se los encuentra como OPTN en la bibliografía). Éstos son una herramienta utilizada en el análisis de series temporales para visualizar su estructura temporal [140, 141, 142]. Los OPTG que resultan del análisis de las señales de niños DD y TD pueden verse en las figuras 6.2a y 6.2b.

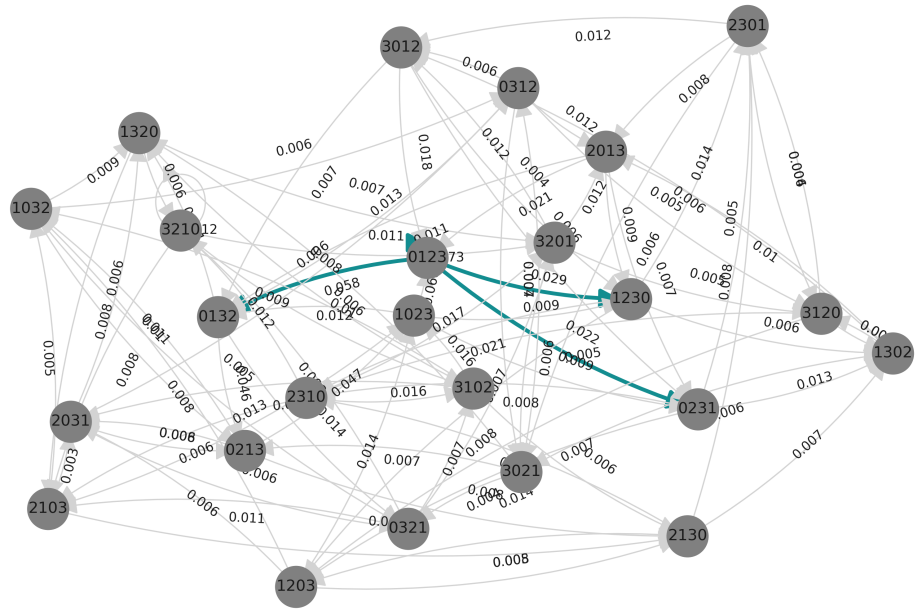
En estas figuras se destacan las transiciones del patrón 0123 ya que se observa del análisis de los datos diferencias entre ambos grupos en estas transiciones. Este patrón describe cuatro fijaciones donde las señales avanzan en la lectura de izquierda a derecha. Las transiciones destacadas fueron hacia los patrones 0132, 0231 y 1230. Los primeros dos patrones presentan un avance neto en la lectura, mientras el patrón 1230 representa un retroceso neto en las cuatro fijaciones. Esta diferencia en las transiciones indicaría que la dinámica de lectura difiere entre niños TD y DD en la forma en que se alternan estos patrones. Las figuras 6.3 y 6.4 muestran respectivamente las frecuencias relativas medias y su distribución de los siguientes patrones ordinales que surgen después del patrón 0123 para los dos grupos. Estas frecuencias relativas permitirían diferenciar entre los dos grupos.

### 6.3. Clasificación de patrones

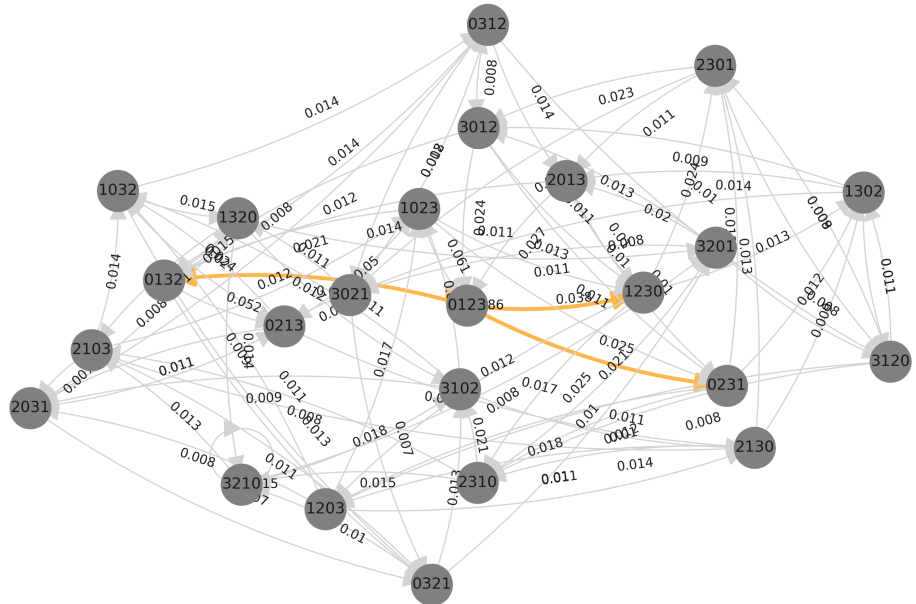
Se entrenaron seis métodos clásicos de aprendizaje automático supervisado [143] para la clasificación de individuos en los dos grupos. Estos fueron:

- Árbol de decisión.
- Bosques aleatorios (random forest).
- Gaussian Naive Bayes.
- K-vecinos cercanos (KNN).
- Maquinas de soporte vectorial (SVM).
- Regresión logística.

Las frecuencias relativas de los patrones ordinales que surgen después del patrón 0123 se usaron como descriptores de características para estos clasificadores, y la condición del sujeto (TD o DD) se utilizó como la variable objetivo. Se calcularon cuatro métricas



(a)



(b)

Figura 6.2: OPTG para niños disléxicos (a) y normalmente desarrollados (b). Las etiquetas en los enlaces representan la frecuencia relativa de la transición de patrón correspondiente.

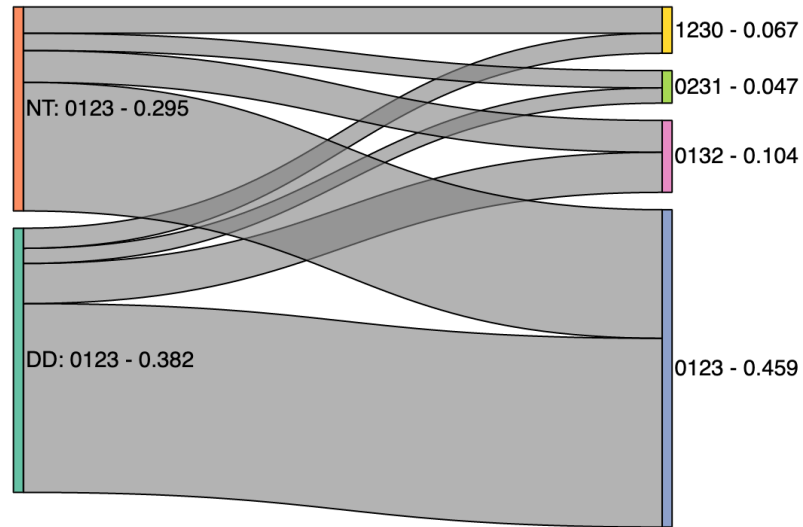


Figura 6.3: Frecuencias relativas promedio del siguiente patrón ordinal que surge después del patrón 0123 en ambas poblaciones.

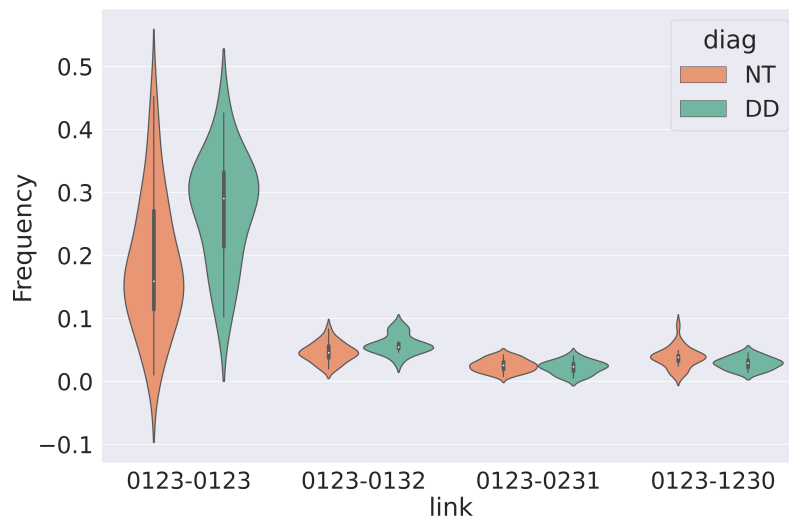


Figura 6.4: Distribución de frecuencias del siguiente patrón ordinal después del patrón '0123' para niños típicamente desarrollados (azul) y disléxicos (naranja).

típicas para evaluar el rendimiento general de cada clasificador y poder compararlos: exactitud, precisión, sensibilidad y F1-Score.

Los métodos *árbol de decisión* y *random forest* obtuvieron una precisión del 100%, mientras que Gaussian Naive Bayes obtuvo un 84% y K-Nearest Neighbors un 81%. Los métodos de clasificación lineal, como Support Vector Machine y Regresión Logística, obtuvieron una precisión del 67%. El modelo de árbol de decisión obtuvo el mejor rendimiento y tiene la ventaja adicional de ser un modelo transparente. También se exploró el entrenamiento de árboles de decisión regularizados para obtener un equilibrio entre modelos más simples y menos precisos. En comparación con el árbol de decisión 100%

Tabla 6.1: Comparación de métodos de clasificación

clasificador	Exactitud	Clase	Precisión	Sensibilidad	f1-score
Árbol de decisión	1,00	DD	1,00	1,00	1,00
		TD	1,00	1,00	1,00
Random Forest	1,00	DD	1,00	1,00	1,00
		TD	1,00	1,00	1,00
Gaussian Naive Bayes	0,84	DD	0,89	0,57	0,70
		TD	0,82	0,97	0,89
K-Neighbors	0,81	DD	0,80	0,57	0,67
		TD	0,82	0,93	0,87
SVM	0,67	DD	0,00	0,00	0,00
		TD	0,67	1,00	0,81
Regresión Logística	0,67	DD	0,00	0,00	0,00
		TD	0,67	1,00	0,81

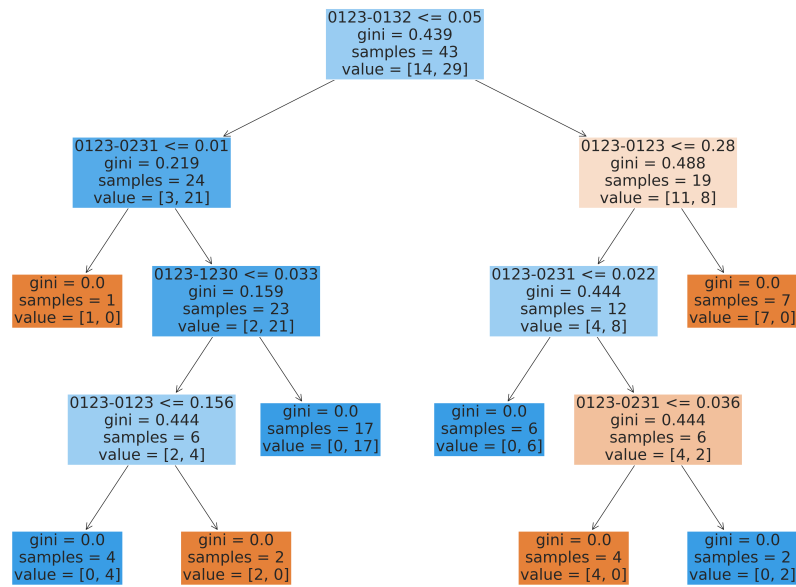


Figura 6.5: Árbol de decisión óptimo para clasificar sujetos TD y DD.

preciso (con profundidad 4) que se muestra en la figura 6.5, la precisión se reduce a 0,91 y 0,86 para profundidades máximas respectivas de 3 y 2. En la figura 6.6 se muestra el árbol de decisión con profundidad 2.

Es notable que en ambos árboles de decisión la probabilidad de transición más importante (es decir, la raíz) sea diferente. En el árbol óptimo, una probabilidad de transición del patrón 0123 al patrón 0132 superior a 0,05 divide la mayoría de los casos de DD (11 de 14). En el árbol más simple se logran las mismas cifras pero considerando la probabilidad de la transición 0123-1230 mayor a 0.033. En ambos casos, la transición entre patrones está relacionada con la forma en que la lectura normal de izquierda a derecha

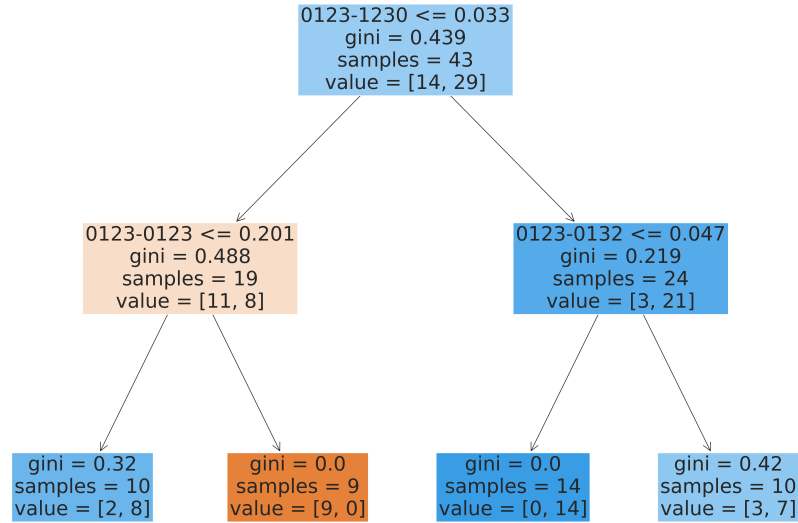


Figura 6.6: Árbol de decisión regularizado de profundidad 2 para clasificar a sujetos TD y DD.

se ve interrumpida por un movimiento hacia atrás. Ambos árboles de decisión expresan lo que visualmente se aprecia al ver todas las señales. Los niños disléxicos tienden a progresar regularmente de sílaba a sílaba o saltan como máximo una sílaba en el medio. Si el sujeto detecta que una sílaba presenta algo sospechoso, realizará una nueva fijación en la sílaba anterior. Esto corresponde a la transición 0123-0132. A diferencia de los niños diagnosticados con dislexia, los niños típicamente desarrollados tienden a leer fijándose en el centro de las palabras, incluso saltándose palabras cortas de hasta 3 letras. Cuando estos niños tienen dudas sobre la decodificación de las palabras, suelen volver a la primera palabra de una oración para releerla de nuevo o para retomarla a partir de algunas palabras anteriores. Esto produce un movimiento sacádico a una fijación con el valor de la coordenada  $x$  muy por debajo del valor de  $x$  donde surgió la duda de decodificación. Este comportamiento corresponde a la transición 0123-1230. Los árboles de decisión utilizan estos movimientos para discriminar los dos comportamientos típicos observados en los dos grupos.

## 6.4. Discusiones y conclusiones

En este capítulo analizamos señales de eye tracking de niños TD y DD. Utilizando el algoritmo de clasificación del capítulo 3 y parte de las funciones desarrolladas en el capítulo 4 se obtuvo una serie de patrones ordinales a los que se les calculó la matriz de adyacencia. Las matrices promedio de ambos grupos de niños presentaron diferencias en algunas de las transiciones. Estas diferencias fueron las utilizadas para entrenar clasificadores de aprendizaje de máquina automático. Dos de ellos se desempeñaron mejor que los otros. Estos fueron el árbol de decisión y el random forest. El árbol de decisión, además de arrojar buenos resultados como clasificador, es un algoritmo transparente

que permite explicar con detalle las características que diferencian a ambos grupos. El factor más importante que observa el árbol de decisión es la probabilidad de transición del patrón 0123 al 0132 (en el árbol óptimo) o la transición del patrón 0123 al 1230. Estas son justamente las transiciones típicas observadas de los niños DD y de los NT respectivamente. Los niños DD prácticamente no suelen hacer movimientos sacádicos hacia atrás de una longitud mayor que una palabra, mientras que los TD si, como se ve en la tabla 5.1.

La lectura puede entenderse como un proceso dinámico en el que se producen transiciones en las que los elementos no son movimientos sacádicos y fijaciones, sino el modo en que se alternan una determinada sucesión de ellos a lo largo de todo el proceso. La probabilidad de transición entre nodos proporciona información sobre cómo se lleva a cabo el proceso. Esta forma de pensar el proceso de lectura toma en consideración elementos que incluyen de manera más elaborada el comportamiento de los sujetos, información relacionada, por ejemplo, con cómo los sujetos revisan lo que están leyendo. Esta metodología muestra una gran promesa al modelar el proceso de lectura.



# Capítulo 7

## Conclusiones

El proceso de escolarización y la masividad lograda por la sociedad actual es, a nuestro criterio, uno de los mayores logros de la humanidad. Esto se debe a que elevar el nivel educativo de las personas que conforman la sociedad permite avanzar socialmente en formas que serían difíciles de lograr de otra manera. Sin embargo, la inclusión masiva de niños en las escuelas también pone de relieve la diversidad de la humanidad. Es decir, los niños tienen diferentes capacidades que se ponen a prueba en comparación con los parámetros que la escuela pretende utilizar. La escuela, como institución, requiere que los niños tengan ciertas habilidades para poder funcionar correctamente. Una de las habilidades que se han hecho evidentes es la capacidad de procesar la lectura, que requiere que el cerebro transforme grafemas en fonemas. Algunos niños tienen dificultades para procesar la lectura, mientras que otros tienen dificultades extremas. Es importante detectar estas diferencias de procesamiento lo antes posible para poder ayudar a los niños a incorporar la información y los conocimientos que la escuela pretende transferir.

En esta tesis, nuestro objetivo fue crear herramientas esenciales para el estudio detallado del proceso de lectura en niños. Una técnica muy difundida para estudiar procesos cognitivos, como la lectura, es el análisis de los movimientos oculares. Éstos son registrados con una variedad de dispositivos llamados eye trackers. En nuestro caso particular hemos utilizado dispositivos de dos marcas diferentes con especificaciones técnicas distintas por lo que fue imperioso estandarizar los datos medidos. Esta tarea debía ser un proceso automatizado ya que estandarizar las señales es una tarea diaria en la experimentación. Los datos, luego del proceso anterior, son series temporales de la trayectoria de la mirada sobre un estímulo visual. Al graficar estas series se observan los dos comportamientos característicos de los movimientos oculares, las fijaciones y las sacadas. La clasificación y descripción de estos movimientos son los elementos claves para relacionarlos con los procesos cognitivos. Por esta razón fue necesario desarrollar herramientas que permitan realizar estas tareas con señales que provengan de diferentes dispositivos y de diversos experimentos. La cantidad de información recolectada por estos sensores es aumentada debido a la clasificación de movimientos oculares. La visualización de toda esta información es de gran importancia cuando se trata de comparar los movimientos oculares de varios niños disléxicos con un grupo control de niños

típicamente desarrollados. Con esto en mente se buscó calcular descriptores globales de las series temporales que permitieran analizar varias señales en pocos gráficos. La entropía de Shannon, la complejidad estadística y la información de Fisher resultaron ser excelentes descriptores de estas señales utilizando distribuciones de probabilidades determinadas. El objetivo a largo plazo de este doctorado fue desarrollar herramientas capaces de inferir información, que hasta el momento no se contaba, y de esta manera ayudar en un diagnóstico más eficiente de la dislexia. Todo lo propuesto lo logramos de tal manera que el estudio de los movimientos oculares con estas herramientas nos permitió modelar la mirada de los niños disléxicos. El modelo físico-estocástico propuesto fue capaz de reproducir señales sintéticas con iguales características que las señales de los niños disléxicos reales. A continuación detallaremos los resultados parciales que nos permitieron contar hoy con herramientas de fácil instalación y ejecución para el análisis y clasificación de señales de eye trackers.

Los eye trackers que se utilizaron en el desarrollo de esta tesis fueron de marca Eye-Link y Tobii. Los software que se utilizan con estos dispositivos graban la información adquirida de maneras distintas y en archivos de diferente extensión. Para crear herramientas que permitan analizar de forma masiva señales de diferentes eye trackers creamos un flujo de trabajo que utiliza funciones compiladas en el paquete *neufipy*. Esta serie de instrucciones tiene como punto de partida el experimento y finaliza con un archivo de uso universal como el CSV para que pueda ser utilizado con casi cualquier software de análisis. Este archivo cuenta con tres columnas,  $x$ ,  $y$  y  $t$ . Las primeras dos columnas son las coordenadas de la mirada y  $t$  es el instante del registro. Estandarizar la manera en la que se presentan los datos medidos es muy importante para que posteriormente se puedan comparar señales medidas con diferentes dispositivos. Estos archivos fueron el punto de partida para los desarrollos que se hicieron en esta tesis.

Una vez que se obtuvieron los datos en un formato estándar, se procedió a clasificar los movimientos oculares en fijaciones y sacadas. Esta tarea requiere una definición clara para luego poder ser transformada en un algoritmo. Sin embargo, a pesar de que se ha hablado de sacadas y fijaciones durante más de 100 años, aún hoy no existe un consenso en la definición de estos conceptos. Luego de investigar la literatura existente y de notar los pocos puntos en común y sin controversias, pudimos crear definiciones de fijaciones y sacadas que contarían con cierto acuerdo entre los expertos. Con estas definiciones fue posible crear un algoritmo capaz de identificar y clasificar los movimientos oculares. Los softwares existentes suelen ser cerrados donde el usuario puede cambiar varios parámetros, aunque es sabido que la mayoría de los usuarios deja los valores que vienen por defecto. El resultado es que las clasificaciones realizadas por diferentes softwares no van a ser iguales. Por otro lado existen los softwares abiertos que se desempeñan correctamente cuando se analizan señales de eye trackers de alta precisión temporal. Otra limitación es que estos softwares se desarrollan utilizando señales de eye tracking de sujetos realizando algunas tareas específicas (búsqueda libre, lectura, etc.). Al intentar utilizar estos algoritmos en otras tareas su desempeño se ve afectado. En muchos casos se busca flexibilidad en el software y eso se logra permitiendo variar una lista de parámetros que rara vez se cambian. La segunda herramienta desarrolla-

da en este doctorado fue un algoritmo que demostró ser capaz de clasificar fijaciones y sacadas en señales de diferentes experimentos obtenidas con distintos dispositivos. Sólo requiere ajustar un solo parámetro para su correcto funcionamiento que indica el porcentaje del tiempo del experimento en el que el sujeto estuvo realizando fijaciones. Es sabido que en el proceso de lectura un sujeto realiza fijaciones el 90 % del tiempo. Durante el desarrollo de esta tesis pudimos analizar que durante otras tareas, como la realización de los tests TMTA y TMTB, ese porcentaje cambia hasta al 75 %. El código que se creó, además de identificar fijaciones y sacadas, calcula una variedad de propiedades estadísticas de los movimientos oculares. Esto nos permitió inferir información sobre los procesos cognitivos que se llevan a cabo.

Se ha compilado todo el proceso de pre procesamiento y clasificación de los movimientos oculares en un paquete de Python fácil de instalar que llamamos *neufipy*. Contar con estas herramientas es una gran ventaja para el grupo, ya que en la mayoría de los proyectos realizados se requiere llevar a cabo estas tareas. Además, dado que el paquete es utilizado a diario, está en constante evolución y perfeccionamiento, permitiendo la inclusión de nuevos cálculos de características. El más reciente de ellos es el cálculo de la estabilidad de las fijaciones, que posibilitaría el estudio de patologías que afectan al sistema visuomotor.

Después de probar con éxito el paquete *neufipy*, decidimos crear nuevas herramientas para estudiar las señales de los eye trackers. Una medida comúnmente utilizada en teoría de la información para describir series temporales es la entropía de Shannon. La misma se utiliza como indicio del grado de predictibilidad de una señal. También consideramos otros conceptos como la complejidad estadística y la información de Fisher, que reflejan la estructura subyacente de los sistemas con características estocásticas, como son los movimientos oculares. Éstos últimos son el resultado de una compleja sucesión de procesos que involucran al ojo, al cerebro y de vuelta al ojo. Es lógico pensar en estos conceptos estadísticos como descriptores de señales de eye trackers.

El análisis en el plano complejidad-entropía puede resumirse en dos simples pasos. La elección de la distribución de probabilidades que describa alguna particularidad de una señal y el cálculo de complejidad y entropía de esta distribución. Su principal ventaja radica en la posibilidad de observar en un sólo gráfico el resultado del análisis de múltiples señales, haciendo posible de esta manera su comparación. La complejidad estadística se define en función de la divergencia de Jensen-Shannon que es una métrica respecto de la distribución uniforme. Esto significa que la distancia entre los puntos en el plano C-H está íntimamente relacionada con la similaridad entre las distribuciones.

Para el cálculo de estos parámetros se creó un nuevo paquete de python al que bautizamos *compy*. Al igual que *neufipy* es fácilmente instalable con el gestor de librerías *pip*. *Compy* tiene incorporadas funciones que realizan el cálculo de cinco distribuciones de probabilidades y una función que calcula la entropía normalizada de Shannon, el desequilibrio (basado en la divergencia de Jensen-Shannon), la complejidad estadística y la información de Fisher. Este paquete fue probado con éxito en señales de eye tracker de sujetos que realizaron los tests TMTA y TMTB y los resultados obtenidos se publica-

ron en [3]. En este trabajo mostramos la relación entre los valores de los descriptores estadísticos calculados con diferentes distribuciones y las características cualitativas y descriptivas de las señales.

Cabe destacar que todas las funciones en este paquete tienen como fin analizar señales y distribuciones de probabilidades sin importar su origen. Por esta razón hemos comenzado a utilizarlo en señales de electroencefalogramas (EEG) en experimentos de percepción visual encontrando resultados prometedores. Resultados preliminares han sido enviados al IX Congreso de Matemática Aplicada, Computacional e Industrial que se realizará en Mayo del 2023.

A pesar de que el cálculo de entropía y complejidad demostraron ser herramientas sumamente robustas al momento de describir las series temporales el resultado obtenido de este análisis se limita a determinadas características de las señales. Para un análisis que permita llegar a conclusiones relacionadas con procesos cognitivos es necesario un enfoque que involucre el conocimiento de que las señales son la trayectoria de la mirada de un sujeto al explorar un estímulo visual. Desde hace más de 100 años se conoce que cuando se lee un texto, la mirada realiza fijaciones y sacadas. La duración de las fijaciones y la amplitud y dirección de las sacadas son características ampliamente estudiadas y relacionadas con los procesos cognitivos que se llevan a cabo en el cerebro. Un trastorno que produce anomalías en los movimientos oculares es la dislexia. Estas anomalías se presentan principalmente en tareas que involucran el lenguaje como la lectura. La bibliografía sobre movimientos oculares en personas disléxicas es en su mayoría sobre estudios realizados en personas de habla inglesa. A medida que los eye trackers fueron más accesibles y portátiles fueron apareciendo trabajos de investigación en niños disléxicos cuya lengua materna no era el inglés. Con estos trabajos se evidenciaron diferencias entre disléxicos de distintas culturas e idiomas. Al parecer la dislexia produciría cambios diferentes respecto a los sujetos típicamente desarrollados dependiendo de la regularidad, o profundidad del lenguaje.

El porcentaje de la población que sufre de dislexia en el país solo puede estimarse en función de estudios realizados en España y otros países donde el idioma no es el castellano y son socioculturalmente muy diferentes a la Argentina. Como agravante vemos que el porcentaje de disléxicos varía según el estudio y puede ir desde 5% hasta incluso el 30%. Regionalmente no existen estudios ni información sobre este porcentaje. Desarrollar una metodología y herramientas para realizar estudios masivos permitirá conocer la cantidad de niños que sufren este trastorno y realizar acciones al respecto.

Para estudiar las anomalías en los movimientos oculares utilizamos todas las herramientas desarrolladas hasta el momento. Se capturaron los movimientos oculares de niños al leer un texto corto con una dificultad acorde a su edad. Los niños medidos pertenecían a un grupo control, donde solo habían niños que tuvieron un desarrollo típico, y un grupo de niños que contaban con el diagnóstico de dislexia realizado por el grupo LEAN. El primer paso del análisis fue la clasificación de fijaciones y sacadas y el cálculo de sus características típicas como duración, amplitud y dirección entre otras variables. Al comparar la duración de las fijaciones de ambos grupos no se evidenciaron diferen-

cias significativas. Luego de inspeccionar todas las variables que pudimos calcular con el paquete *neufipy* la diferencia más evidente, y significativa, entre los movimientos oculares del grupo DD de los TD fue la amplitud de las sacadas. Con el objetivo de inspeccionar si esta particularidad es suficiente para determinar si una señal corresponde a un niño DD o a un niño TD decidimos utilizar el paquete *compy* y el plano C-H. Con esto presente calculamos una distribución de probabilidad de dichas amplitudes de cada sujeto basándonos en la frecuencia de aparición. Las sacadas realizadas de derecha a izquierda (sacadas de retroceso) fueron consideradas con amplitudes negativas. En el plano C-H los valores de los sujetos de ambos grupos resultaron estar en zonas diferentes. Los DD presentaban un valor de menor entropía y mayor complejidad que los TD.

En general los sistemas físicos libres tienden a tener una entropía máxima y una complejidad mínima. Estos valores corresponden a la distribución homogénea donde cada posible estado del sistema es equiprobable. Vimos que los lectores más eficientes tienden a parecerse a un sistema libre, capaz de leer llevando a cabo sacadas cortas y largas. En el caso de los DD vimos que, al realizar solo sacadas de amplitudes relativamente pequeñas, los valores calculados de complejidad fueron mayores que los de los TD, evidenciando de esta manera una estructura subyacente que limita el tamaño de las sacadas en el proceso de lectura. Los valores de menor entropía se deben a que la predictibilidad en el tamaño de sacada es mayor por que es poco probable que se den sacadas de mayor tamaño.

El análisis detallado de la amplitud y dirección de las sacadas planteó la interrogante de las causas de la diferencia entre los grupos de niños. Debido a que la dislexia afecta sólo a tareas relacionadas al lenguaje y no permite un desarrollo típico, entonces hipotetizamos que los disléxicos podrían leer como un niño que está en las primeras etapas del aprendizaje de la lectura. Es decir, que la lectura podría llevarse a cabo reconociendo sílabas, y la dificultad se centraría en la asociación del grafema con el fonema. Esta hipótesis fue planteada y respaldada por otros autores con anterioridad, pero en niños de habla inglesa. La lectura llevada a cabo de esta manera tendría movimientos sacádicos con amplitudes del orden de la distancia entre sílabas. Para comprobar lo dicho descompusimos la distribución de amplitudes de movimientos sacádicos de los niños disléxicos como una combinación lineal de distancias obtenidas del texto. Las distancias utilizadas fueron las existentes entre sílabas, entre sílabas no consecutivas, entre palabras y entre palabras de más de 3 letras. Esta descomposición arrojó que las sacadas realizadas por el grupo DD se corresponden principalmente a distancias entre sílabas. Esto se repite tanto en las sacadas de avance como en las de retroceso. A diferencia de los DD, los TD mostraron un comportamiento menos predecible, mostrando que las sacadas realizadas son del orden de la distancia entre sílabas, pero además entre palabras de más de 3 letras. Esto fue válido en sacadas de avance, mientras que en las sacadas de retroceso en su mayoría también fueron del orden de las distancias entre sílabas.

También propusimos un modelo físico-estocástico que parte de la ecuación de Langevin considerando a la posición de la mirada como una partícula de masa despreciable en un medio muy viscoso. Esto resulta de que el ojo es un cuerpo rígido que rota y por

ende todo movimiento debe poder ser considerado como una sucesión de rotaciones. La acción de los músculos de los ojos fue representada como actuando sobre la partícula y dando lugar a impulsos con características estocásticas. Una de las características del modelo es que para el caso de los DD el salto fue considerado instantáneo, pero para darle las características apropiadas, se tuvo en cuenta el tiempo de vuelo de los sacádicos obtenido a partir de las expresiones correctas que el modelo propuesto por Frapiccini y colaboradores [29]. El modelo que depende de las propiedades estocásticas de la distribución de longitudes de distancias entre sílabas del texto y de la distribución de tiempos de fijación fue capaz, en una primera apreciación, de reproducir señales reales. Para poder chequear cuantitativamente las características de los resultados y su capacidad para reproducir los datos reales, se implementaron tres métodos de chequeo diferentes: la simple inspección visual, la comparación en el tiempo total de lectura y, para hacer una comparación más exigente, se compararon en el plano C-H utilizando distribuciones de patrones ordinales y de desplazamiento de sacadas. En todos estos casos las señales sintéticas presentan rasgos similares a las reales.

La distribución de patrones ordinales junto con el cálculo de complejidad y entropía se ha utilizado para estudiar la causalidad en procesos estocásticos. Esto significa que es posible detectar estructuras ocultas que rigen la dinámica de estos procesos. Sin embargo para analizar series temporales de esta manera se requiere una longitud determinada de la serie temporal para que el resultado tenga validez estadística. Cuando la serie temporal no tiene la longitud adecuada se recurre a un análisis basado en las transiciones de dichos patrones. En la última etapa de mi trabajo de tesis, estudiamos estas transiciones de los patrones ordinarios, definidos a partir de las posiciones de las fijaciones. Este trabajo se llevó a cabo teniendo en cuenta las señales de niños TD y DD en lectura. Encontramos que las transiciones que suceden al patrón de cuatro fijaciones consecutivas de avance, pueden ser utilizadas por algoritmos de machine learning para clasificar las señales en sujetos TD y DD. Probamos diferentes algoritmos, pero los que mejor se desempeñaron fueron el árbol de decisión y bosques aleatorios. El primero de ellos tiene la ventaja de ser un algoritmo que permite entender, y explicar, la diferencia que existe entre ambos grupos. Analizando el árbol de decisión se hizo evidente que los DD suelen realizar movimientos hacia adelante que son principalmente de sílaba en sílaba y cuando necesitan retroceder en el texto también lo suelen hacer a una sílaba anterior. En el caso de los TD observamos que en la lectura su mirada se va fijando en centro de palabras y, al igual que los DD, presentan movimientos sacádicos de retrocesos de tamaños que corresponden a sílabas. Pero a diferencia de los DD también realizan, en menor medida, retrocesos en la lectura de amplitudes que corresponden a distancias entre palabras. Esta sutil diferencia podría deberse a que los DD están concentrados en la tarea de transformar las sílabas en palabras y los TD en transformar las palabras en una oración que tenga sentido.

Las implementaciones llevadas adelante en esta tesis, podrían ser utilizadas como herramientas de diagnóstico para la detección temprana de niños con DD. Al comienzo de este trabajo teníamos previsto evaluar un gran número de niños de escuelas. Sin embargo la pandemia del COVID-19 demoró dichos estudios. Los desarrollos de esta

tesis permitirán rápidamente definir datos normativos en los varios indicadores desarrollados. En particular, permitiría ver la evolución del proceso lector a medida que se va desarrollando en los alumnos de las escuelas de nuestro país. Los sujetos cuya evolución se mantenga similar al de los disléxicos podría ser distinguido a partir de las varias herramientas desarrolladas. Este trabajo va a ser continuado gracias a que recientemente miembros de nuestro equipo de trabajo evaluaron a alrededor de 500 niños de escuelas primarias y particularmente niños de primero al quinto grado, el periodo sensible en el proceso del desarrollo lector.

# Bibliografía

- [1] M. C. Puell Marín, “Óptica fisiológica: el sistema óptico del ojo y la visión binocular,” 2006.
- [2] J. I. Specht, L. Dimieri, E. Urdapilleta, and G. Gasaneo, “Minimal dynamical description of eye movements,” *The European Physical Journal B*, vol. 90, feb 2017.
- [3] E. R. Iaconis, A. A. J. Gandica, J. A. D. Punta, C. A. Delrieux, and G. Gasaneo, “Information-theoretic characterization of eye-tracking signals with relation to cognitive tasks,” *Chaos*, vol. 31, p. 033107, 2021.
- [4] E. M. Livingston, L. S. Siegel, and U. Ribary, “Developmental dyslexia: Emotional impact and consequences,” *Australian Journal of Learning Difficulties*, vol. 23, no. 2, pp. 107–135, 2018.
- [5] J. Watson and P. Boman, “Mainstreamed students with learning difficulties: Failing and underachieving in the secondary school,” vol. 10, pp. 43–49, jul 2005.
- [6] L. Rello and M. Ballesteros, “Detecting readers with dyslexia using machine learning with eye tracking measures,” in *Proceedings of the 12th International Web for All Conference*, ACM, may 2015.
- [7] M. S. Carrillo, J. Alegría, P. Miranda, and N. S. Pérez, “Evaluación de la dislexia en la escuela primaria: Prevalencia en español,” *Escritos de Psicología / Psychological Writing*, vol. 4, no. 2, pp. 35–44, 2011.
- [8] M. Rosselli and A. Ardila, “The impact of culture and education on non-verbal neuropsychological measurements: A critical review,” *Brain and Cognition*, vol. 52, pp. 326–333, aug 2003.
- [9] A. F. Mirsky, B. J. Anthony, C. C. Duncan, M. B. Ahearn, and S. G. Kellam, “Analysis of the elements of attention: A neuropsychological approach,” *Neuropsychology Review*, vol. 2, pp. 109–145, jun 1991.
- [10] B. Luna, K. Velanova, and C. F. Geier, “Development of eye-movement control,” *Brain and Cognition*, vol. 68, pp. 293–308, dec 2008.
- [11] J. A. Sweeney, Y. Takarae, C. Macmillan, B. Luna, and N. J. Minshew, “Eye movements in neurodevelopmental disorders,” *Current opinion in neurology*, vol. 17, no. 1, pp. 37–42, 2004.



- [12] A. London, I. Benhar, and M. Schwartz, “The retina as a window to the brain—from eye research to cns disorders,” *Nature Reviews Neurology*, vol. 9, no. 1, pp. 44–53, 2013.
- [13] F. Z. Javaid, J. Brenton, L. Guo, and M. F. Cordeiro, “Visual and ocular manifestations of alzheimer’s disease and their use as biomarkers for diagnosis and progression,” *Frontiers in neurology*, vol. 7, p. 55, 2016.
- [14] M. Proudfoot, R. A. Menke, R. Sharma, C. M. Berna, S. L. Hicks, C. Kennard, K. Talbot, and M. R. Turner, “Eye-tracking in amyotrophic lateral sclerosis: a longitudinal study of saccadic and cognitive tasks,” *Amyotrophic Lateral Sclerosis and Frontotemporal Degeneration*, vol. 17, no. 1-2, pp. 101–111, 2016.
- [15] G. Fernández, J. Laubrock, P. Mandolesi, O. Colombo, and O. Agamennoni, “Registering eye movements during reading in alzheimer’s disease: difficulties in predicting upcoming words,” *Journal of clinical and experimental neuropsychology*, vol. 36, no. 3, pp. 302–316, 2014.
- [16] R. J. Molitor, P. C. Ko, and B. A. Ally, “Eye movements in alzheimer’s disease,” *Journal of Alzheimer’s disease: JAD*, vol. 44, no. 1, p. 1, 2015.
- [17] P. S. Holzman, L. R. Proctor, and D. W. Hughes, “Eye-tracking patterns in schizophrenia,” *Science*, vol. 181, no. 4095, pp. 179–181, 1973.
- [18] F. J. Martos and J. Vila, “Differences in eye movements control among dyslexic, retarded and normal readers in the spanish population,” *Reading and Writing*, vol. 2, no. 2, pp. 175–188, 1990.
- [19] M. D. Luca, E. D. Pace, A. Judica, D. Spinelli, and P. Zoccolotti, “Eye movement patterns in linguistic and non-linguistic tasks in developmental surface dyslexia,” *Neuropsychologia*, vol. 37, pp. 1407–1420, nov 1999.
- [20] J. Hyönä and R. K. Olson, “Eye fixation patterns among dyslexic and normal readers: Effects of word length and word frequency,” *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, vol. 21, no. 6, pp. 1430–1440, 1995.
- [21] F. Hutzler and H. Wimmer, “Eye movements of dyslexic children when reading in a regular orthography,” *Brain and Language*, vol. 89, p. 235–242, 2004.
- [22] B. W. Tatler, N. J. Wade, H. Kwan, J. M. Findlay, and B. M. Velichkovsky, “Yarbus, eye movements, and vision,” *i-Perception*, vol. 1, no. 1, pp. 7–27, 2010.
- [23] J. D. Enderle, “Models of horizontal eye movements, part i: Early models of saccades and smooth pursuit,” *Synthesis Lectures on Quantum Computing*, vol. 5, no. 1, pp. 1–163, 2010.
- [24] M. Rolfs, “Microsaccades: small steps on a long way,” *Vision research*, vol. 49, no. 20, pp. 2415–2441, 2009.

- [25] S. Martinez-Conde, J. Otero-Millan, and S. L. Macknik, “The impact of microsaccades on vision: towards a unified theory of saccadic function,” *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 14, no. 2, pp. 83–96, 2013.
- [26] J. Otero-Millan, X. G. Troncoso, S. L. Macknik, I. Serrano-Pedraza, and S. Martinez-Conde, “Saccades and microsaccades during visual fixation, exploration, and search: foundations for a common saccadic generator,” *Journal of vision*, vol. 8, no. 14, pp. 21–21, 2008.
- [27] J. Otero-Millan, S. L. Macknik, A. Serra, R. J. Leigh, and S. Martinez-Conde, “Triggering mechanisms in microsaccade and saccade generation: a novel proposal,” *Annals of the New York Academy of Sciences*, vol. 1233, no. 1, pp. 107–116, 2011.
- [28] S. Bouzat, M. L. Freije, A. L. Frapiccini, and G. Gasaneo, “Inertial movements of the iris as the origin of postsaccadic oscillations,” *Physical review letters*, vol. 120, no. 17, p. 178101, 2018.
- [29] A. L. Frapiccini, J. A. Del Punta, K. V. Rodriguez, L. Dimieri, and G. Gasaneo, “A simple model to analyse the activation force in eyeball movements,” *The European Physical Journal B*, vol. 93, no. 2, pp. 1–10, 2020.
- [30] K. Krafska, A. Khosla, P. Kellnhofer, H. Kannan, S. Bhandarkar, W. Matusik, and A. Torralba, “Eye tracking for everyone,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 2176–2184, 2016.
- [31] R. S. Hessels, D. C. Niehorster, M. Nyström, R. Andersson, and I. T. C. Hooge, “Is the eye-movement field confused about fixations and saccades? a survey among 124 researchers,” *Royal Society Open Science*, vol. 5, p. 180502, aug 2018.
- [32] E. B. Huey, *The psychology and pedagogy of reading*. Macmillan, 1908.
- [33] A. L. Yarbus, “Eye movements during perception of complex objects,” in *Eye Movements and Vision*, pp. 171–211, Springer US, 1967.
- [34] G. Boccignone, *Advanced Statistical Methods for Eye Movement Analysis and Modelling: A Gentle Introduction.*, ch. 9, pp. 309–405. Studies in Neuroscience, Psychology and Behavioral Economics, Springer, Cham., 2019.
- [35] G. Boccignone and M. Ferraro, “Modelling gaze shift as a constrained random walk,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 331, no. 1-2, pp. 207–218, 2004.
- [36] G. Underwood, T. Foulsham, E. van Loon, L. Humphreys, and J. Bloyce, “Eye movements during scene inspection: A test of the saliency map hypothesis,” *European Journal of Cognitive Psychology*, vol. 18, no. 03, pp. 321–342, 2006.
- [37] S. Rahman, S. Rahman, O. Shahid, M. T. Abdullah, and J. A. Surov, “Classifying eye-tracking data using saliency maps,” in *2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 9288–9295, IEEE, 2021.

- [38] K. Rayner, "Eye movements in reading and information processing: 20 years of research.," *Psychological bulletin*, vol. 124, no. 3, p. 372, 1998.
- [39] R. Engbert, A. Nuthmann, E. M. Richter, and R. Kliegl, "Swift: A dynamical model of saccade generation during reading," *Psychol. Rev.*, vol. 112, no. 4, pp. 777–813, 2005.
- [40] G. E. Legge, T. S. Klitz, and B. S. Tjan, "Mr. chips: an ideal-observer model of reading.," *Psychological review*, vol. 104, no. 3, p. 524, 1997.
- [41] D. D. Salvucci, "An integrated model of eye movements and visual encoding," *Cognitive Systems Research*, vol. 1, no. 4, pp. 201–220, 2001.
- [42] R. G. Reilly and R. Radach, "Some empirical tests of an interactive activation model of eye movement control in reading," *Cognitive Systems Research*, vol. 7, no. 1, pp. 34–55, 2006.
- [43] S. A. McDonald, R. Carpenter, and R. C. Shillcock, "An anatomically constrained, stochastic model of eye movement control in reading.," *Psychological review*, vol. 112, no. 4, p. 814, 2005.
- [44] S.-n. Yang, "An oculomotor-based model of eye movements in reading: The competition/interaction model," *Cognitive Systems Research*, vol. 7, no. 1, pp. 56–69, 2006.
- [45] G. Feng, "Eye movements as time-series random variables: a stochastic model of eye movement control in reading," *Cogn. Syst. Res.*, vol. 7, pp. 70–95, 2006.
- [46] L. Zunino, M. Zanin, B. M. Tabak, D. G. Pérez, and O. A. Rosso, "Complexity-entropy causality plane: A useful approach to quantify the stock market inefficiency," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 389, pp. 1891–1901, may 2010.
- [47] F. Montani, R. Baravalle, L. Montangie, and O. A. Rosso, "Causal information quantification of prominent dynamical features of biological neurons," *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 373, p. 20150109, dec 2015.
- [48] O. A. Rosso, H. Craig, and P. Moscato, "Shakespeare and other english renaissance authors as characterized by information theory complexity quantifiers," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 388, pp. 916–926, mar 2009.
- [49] R. Drake, *Anatomía para estudiantes*. 2005.
- [50] C. S. Medeiros and M. R. Santhiago, "Corneal nerves anatomy, function, injury and regeneration," *Experimental Eye Research*, vol. 200, p. 108243, 2020.
- [51] J. Fischbarg, *The biology of the eye*. Elsevier, 2005.

- [52] R. Dodge and T. S. Cline, "The angle velocity of eye movements.," *Psychological Review*, vol. 8, no. 2, p. 145, 1901.
- [53] R. Dodge, "Five types of eye movement in the horizontal meridian plane of the field of regard," *American journal of physiology-legacy content*, vol. 8, no. 4, pp. 307–329, 1903.
- [54] E. Kowler, "Eye movements: The past 25 years," *Vision research*, vol. 51, no. 13, pp. 1457–1483, 2011.
- [55] K. Holmqvist, M. Nyström, R. Andersson, R. Dewhurst, J. Halszka, and J. van de Weijer, *Eye Tracking : A Comprehensive Guide to Methods and Measures*. United Kingdom: Oxford University Press, 2011.
- [56] A. Duchowski, "Eye tracking techniques," in *Eye tracking methodology*, pp. 51–59, Springer, 2007.
- [57] H. Collewijn and E. Kowler, "The significance of microsaccades for vision and oculomotor control.," *Journal of vision*, vol. 8 14, pp. 20.1–21, 2008.
- [58] R. M. Steinman, G. M. Haddad, A. A. Skavenski, and D. Wyman, "Miniature eye movement: The pattern of saccades made by man during maintained fixation may be a refined but useless motor habit.," *Science*, vol. 181, no. 4102, pp. 810–819, 1973.
- [59] L. Ferman, H. Collewijn, T. Jansen, and A. Van den Berg, "Human gaze stability in the horizontal, vertical and torsional direction during voluntary head movements, evaluated with a three-dimensional scleral induction coil technique," *Vision research*, vol. 27, no. 5, pp. 811–828, 1987.
- [60] H.-k. Ko, M. Poletti, and M. Rucci, "Microsaccades precisely relocate gaze in a high visual acuity task," *Nature neuroscience*, vol. 13, no. 12, pp. 1549–1553, 2010.
- [61] E. Kowler and R. M. Steinman, "The role of small saccades in counting," *Vision Research*, vol. 17, no. 1, pp. 141–146, 1977.
- [62] K.-H. Schlingensiepen, F. Campbell, G. Legge, and T. Walker, "The importance of eye movements in the analysis of simple patterns," *Vision Research*, vol. 26, no. 7, pp. 1111–1117, 1986.
- [63] E. Kowler and S. Anton, "Reading twisted text: Implications for the role of saccades," *Vision research*, vol. 27, no. 1, pp. 45–60, 1987.
- [64] Z. M. Hafed, L. Goffart, and R. J. Krauzlis, "A neural mechanism for microsaccade generation in the primate superior colliculus," *science*, vol. 323, no. 5916, pp. 940–943, 2009.
- [65] S. Ramat, R. J. Leigh, D. S. Zee, and L. M. Optican, "What clinical disorders tell us about the neural control of saccadic eye movements," *Brain*, vol. 130, no. 1, pp. 10–35, 2007.

- [66] R. J. Leigh and D. S. Zee, *The Neurology of Eye Movements*. Oxford University Press, jun 2015.
- [67] K. Holmqvist and R. Andersson, *Eye-tracking: A comprehensive guide to methods, paradigms and measures*. 11 2017.
- [68] R. Andersson, L. Larsson, K. Holmqvist, M. Stridh, and M. Nyström, “One algorithm to rule them all? an evaluation and discussion of ten eye movement event-detection algorithms,” vol. 49, pp. 616–637, may 2016.
- [69] N. J. Wade and B. W. Tatler, “Did javal measure eye movements during reading?,” *Journal of Eye Movement Research*, vol. 2, may 2009.
- [70] J. Grobelny, K. Jach, M. Kuliński, and R. Michalski, “Śledzenie wzroku w badaniach jakości użytkowej oprogramowania. historia i mierniki,” 2006.
- [71] M. Płużyczka, “The first hundred years: A history of eye tracking as a research method,” *Applied Linguistics Papers*, no. 25/4, pp. 101–116, 2018.
- [72] K. Rayner, “Eye movements in reading and information processing.,” *Psychological Bulletin*, vol. 85, no. 3, pp. 618–660, 1978.
- [73] M. A. Just and P. A. Carpenter, “A theory of reading: From eye fixations to comprehension.,” *Psychological Review*, vol. 87, no. 4, pp. 329–354, 1980.
- [74] S. K. Card, T. P. Moran, and A. Newell, “The keystroke-level model for user performance time with interactive systems,” *Commun. ACM*, vol. 23, p. 396–410, jul 1980.
- [75] J. H. Carlisle, “Evaluating the impact of office automation on top management communication,” in *Proceedings of the June 7-10, 1976, National Computer Conference and Exposition, AFIPS '76*, (New York, NY, USA), p. 611–616, Association for Computing Machinery, 1976.
- [76] F. Corno, L. Farinetti, and I. Signorile, “A cost-effective solution for eye-gaze assistive technology,” in *Proceedings. IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, vol. 2, pp. 433–436 vol.2, 2002.
- [77] C. G. Pinheiro, E. L. Naves, P. Pino, E. Losson, A. O. Andrade, and G. Bourhis, “Alternative communication systems for people with severe motor disabilities: a survey,” *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 10, apr 2011.
- [78] M. D. Saunders, J. P. Smagner, and R. R. Saunders, “Improving methodological and technological analyses of adaptive switch use of individuals with profound multiple impairments,” *Behavioral Interventions*, vol. 18, no. 4, pp. 227–243, 2003.
- [79] J. S. DV, L. R. D. Murthy, K. S. Saluja, and P. Biswas, “Operating different displays in military fast jets using eye gaze tracker,” *Journal of Aviation Technology and Engineering*, vol. 8, p. 31, dec 2018.

- [80] T. Poitschke, F. Laquai, S. Stamboliev, and G. Rigoll, “Gaze-based interaction on multiple displays in an automotive environment,” in *2011 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, IEEE, oct 2011.
- [81] A. T. Duchowski, “A breadth-first survey of eye-tracking applications,” *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, vol. 34, pp. 455–470, 2002.
- [82] D. Toker, C. Conati, B. Steichen, and G. Carenini, *Individual User Characteristics and Information Visualization: Connecting the Dots through Eye Tracking*, p. 295–304. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2013.
- [83] C. Privitera and L. Stark, “Algorithms for defining visual regions-of-interest: comparison with eye fixations,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 9, pp. 970–982, 2000.
- [84] A. T. Duchowski, J. Driver, S. Jolaoso, W. Tan, B. N. Ramey, and A. Robbins, “Scanpath comparison revisited,” in *Proceedings of the 2010 Symposium on Eye-Tracking Research & Applications - ETRA '10*, ACM Press, 2010.
- [85] G. Andrienko, N. Andrienko, M. Burch, and D. Weiskopf, “Visual analytics methodology for eye movement studies,” *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, vol. 18, pp. 2889–2898, dec 2012.
- [86] G. W. McConkie and B. P. Dyre, “Eye fixation durations in reading: Models of frequency distributions,” in *Reading as a perceptual process*, pp. 683–700, Elsevier, 2000.
- [87] I. Leyva, J. H. Martínez, C. Masoller, O. A. Rosso, and M. Zanin, “20 years of ordinal patterns: Perspectives and challenges,” *Europhysics Letters*, vol. 138, no. 3, p. 31001, 2022.
- [88] T. Helland, “Trends in dyslexia research during the period 1950 to 2020—theories, definitions, and publications,” *Brain Sciences*, vol. 12, no. 10, p. 1323, 2022.
- [89] E. Paulesu, J.-F. Démonet, F. Fazio, E. McCrory, V. Chanoine, N. Brunswick, S. F. Cappa, G. Cossu, M. Habib, C. D. Frith, *et al.*, “Dyslexia: Cultural diversity and biological unity,” *Science*, vol. 291, no. 5511, pp. 2165–2167, 2001.
- [90] E. Miles, “Dyslexia may show a different face in different languages,” *Dyslexia*, vol. 6, no. 3, pp. 193–201, 2000.
- [91] R. L. Peterson and B. F. Pennington, “Developmental dyslexia,” *The lancet*, vol. 379, no. 9830, pp. 1997–2007, 2012.
- [92] R. M. Joshi, “Simple view of reading (svr) in different orthographies: Seeing the forest with the trees,” *Reading and dyslexia: From basic functions to higher order cognition*, pp. 71–80, 2018.

- [93] K. Landerl, H. H. Freudenthaler, M. Heene, P. F. De Jong, A. Desrochers, G. Manolitsis, R. Parrila, and G. K. Georgiou, "Phonological awareness and rapid automatized naming as longitudinal predictors of reading in five alphabetic orthographies with varying degrees of consistency," *Scientific Studies of Reading*, vol. 23, no. 3, pp. 220–234, 2019.
- [94] K. Landerl, F. Ramus, K. Moll, H. Lyytinen, P. H. Leppänen, K. Lohvansuu, M. O'Donovan, J. Williams, J. Bartling, J. Bruder, *et al.*, "Predictors of developmental dyslexia in european orthographies with varying complexity," *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, vol. 54, no. 6, pp. 686–694, 2013.
- [95] A. Martin, M. Kronbichler, and F. Richlan, "Dyslexic brain activation abnormalities in deep and shallow orthographies: A meta-analysis of 28 functional neuroimaging studies," *Human brain mapping*, vol. 37, no. 7, pp. 2676–2699, 2016.
- [96] R. Parrila, D. Dudley, S. Song, and G. K. Georgiou, "A meta-analysis of reading-level match dyslexia studies in consistent alphabetic orthographies," *Annals of dyslexia*, vol. 70, pp. 1–26, 2020.
- [97] E. Boder, "Developmental dyslexia: a diagnostic approach based on three atypical reading-spelling patterns," *Developmental Medicine & Child Neurology*, vol. 15, pp. 663–687, nov 2008.
- [98] A. Castles and M. Coltheart, "Varieties of developmental dyslexia," *Cognition*, vol. 47, pp. 149–180, may 1993.
- [99] G. T. Pavlidis, "Do eye movements hold the key to dyslexia?," *Neuropsychologia*, vol. 19, pp. 57–64, jan 1981.
- [100] G. T. PAVLIDIS, "Eye movement differences between dyslexics, normal, and retarded readers while sequentially fixating digits," *Optometry and Vision Science*, vol. 62, pp. 820–832, dec 1985.
- [101] B. Brown, G. Haegerstrom-Portnoy, A. J. Adams, C. D. Yingling, D. Galin, J. Herron, and M. Marcus, "Predictive eye movements do not discriminate between dyslexic and control children," *Neuropsychologia*, vol. 21, pp. 121–128, jan 1983.
- [102] R. K. Olson, R. Kliegl, and B. J. Davidson, "Dyslexic and normal readers' eye movements.," *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, vol. 9, no. 5, pp. 816–825, 1983.
- [103] H. F. Credidio, E. N. Teixeira, S. D. Reis, A. A. Moreira, and J. S. Andrade Jr, "Statistical patterns of visual search for hidden objects," *Scientific reports*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2012.
- [104] F. Rosini, G. Lucii, P. Federighi, E. Pretagiani, C. Vinciguerra, F. Giannini, R. Rocchi, A. Federico, and A. Rufa, "Differential diagnosis of atypical parkinsonian disorders

- through the analysis of oculomotor profile in msa, psp and cbd patients,” in *EUROPEAN JOURNAL OF NEUROLOGY*, vol. 22, pp. 567–567, WILEY 111 RIVER ST, HOBOKEN 07030-5774, NJ USA, 2015.
- [105] C. Prado, M. Dubois, and S. Valdois, “The eye movements of dyslexic children during reading and visual search: Impact of the visual attention span,” *Vision Research*, vol. 47, p. 2521–2530, 2007.
- [106] R. Zembly, D. C. Niehorster, O. Komogortsev, and K. Holmqvist, “Using machine learning to detect events in eye-tracking data,” *Behavior research methods*, vol. 50, pp. 160–181, 2018.
- [107] M. Nyström and K. Holmqvist, “An adaptive algorithm for fixation, saccade, and glissade detection in eyetracking data,” *Behavior Research Methods*, vol. 42, pp. 188–204, feb 2010.
- [108] K. Rayner, “Eye movements in reading: models and data,” *J. Eye Mov. Res.*, vol. 2, no. 5, pp. 1–10, 2009.
- [109] S. L. Hicks, R. Sharma, A. N. Khan, C. M. Berna, A. Waldecker, K. Talbot, C. Kennard, and M. R. Turner, “An eye-tracking version of the trail-making test,” *PLoS ONE*, vol. 8, p. e84061, dec 2013.
- [110] D. Kimura, T. Ohtoshi, H. Bizen, A. Imai, M. Notoya, and K. Yamada, “A study on visual search during the trail making test: Analysis using an eye tracker,” *Neuroscience and Medicine*, vol. 09, no. 03, pp. 116–122, 2018.
- [111] R. M. Reitan, “Validity of the trail making test as an indicator of organic brain damage,” *Perceptual and Motor Skills*, vol. 8, pp. 271–276, dec 1958.
- [112] I. SÁNCHEZ-CUBILLO, J. PERIÁÑEZ, D. ADROVER-ROIG, J. RODRÍGUEZ-SÁNCHEZ, M. RÍOS-LAGO, J. TIRAPU, and F. BARCELÓ, “Construct validity of the trail making test: Role of task-switching, working memory, inhibition/interference control, and visuomotor abilities,” *Journal of the International Neuropsychological Society*, vol. 15, pp. 438–450, may 2009.
- [113] G. Boccignone and M. Ferraro, “Modelling eye-movement control via a constrained search approach,” in *3rd European Workshop on Visual Information Processing*, pp. 235–240, IEEE, 2011.
- [114] D. R. Chialvo, “Life at the edge: complexity and criticality in biological function,” *Acta Physica Polonica B*, vol. 49, no. 12, pp. 1955–1979, 2018.
- [115] R. Baravalle, O. A. Rosso, and F. Montani, “Rhythmic activities of the brain: Quantifying the high complexity of beta and gamma oscillations during visuomotor tasks,” *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, vol. 28, p. 075513, jul 2018.



- [116] O. A. Rosso, M. T. Martín, H. A. Larrondo, A. M. Kowalsky, and A. Plastino, *Concepts and Recent Advances in Generalized Information Measures and Statistics*, ch. 8, pp. 169–215. Bentham Science, 2013.
- [117] R. López-Ruiz, H. Mancini, and X. Calbet, “A statistical measure of complexity,” *Phys. Lett. A*, vol. 209, no. 5, pp. 321–326, 1995.
- [118] J. Lin, “Divergence measures based on the shannon entropy,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 37, no. 1, pp. 145–151, 1991.
- [119] P. Sánchez-Moreno, R. J. Yañez, and J. S. Dehesa, “Discrete densities and fisher information,” *Proceedings of the 14th International Conference on Difference Equations and Applications. Difference Equations and Applications. Istanbul, Turkey: Bahçesehir University Press*, pp. 291–298, 2009.
- [120] L. T. Martín, A. Plastino, and O. A. Rosso, “Generalized statistical complexity measures: geometrical and analytical properties,” *Physica A*, vol. 369, pp. 439–462, 2006.
- [121] C. Bandt and B. Pompe, “Permutation entropy: a natural complexity measure for time series,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 88, no. 17, p. 174102, 2002.
- [122] D. W. Scott, *Multivariate Density Estimation: Theory, Practice and Visualization*. John Wiley, 1992.
- [123] H. A. Sturges, “The choice of a class interval,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 21, no. 153, pp. 65–66, 1926.
- [124] F. Avila, C. Delrieux, and G. Gasaneo, “Complexity analysis of eye-tracking trajectories,” *Eur. Phys. J. B*, vol. 92, no. 273, pp. 1–7, 2019.
- [125] D. G. Stephen, D. Mirman, J. S. Magnuson, and J. A. Dixon, “Lévy-like diffusion in eye movements during spoken-language comprehension,” *Phys. Rev. E*, vol. 79, p. 056114, 2009.
- [126] M. Zanin, L. Zunino, O. A. Rosso, and D. Papo, “Permutation entropy and its main biomedical and econophysics applications: A review,” *Entropy*, vol. 14, no. 8, pp. 1553–1577, 2012.
- [127] S. Dehaene, “El cerebro lector: Últimas noticias de las neurociencias sobre la lectura, la enseñanza, el aprendizaje y la dislexia,” in *El cerebro lector: últimas noticias de las neurociencias sobre la lectura, la enseñanza, el aprendizaje y la dislexia*, pp. 444–444, 2014.
- [128] M. De Luca, M. Borrelli, A. Judica, D. Spinelli, and P. Zoccolotti, “Reading words and pseudowords: An eye movement study of developmental dyslexia,” *Brain and language*, vol. 80, no. 3, pp. 617–626, 2002.

- [129] M. De Luca, E. Di Pace, A. Judica, D. Spinelli, and P. Zoccolotti, “Eye movement patterns in linguistic and non-linguistic tasks in developmental surface dyslexia,” *Neuropsychologia*, vol. 37, no. 12, pp. 1407–1420, 1999.
- [130] E. Scalas, R. Gorenflo, and F. Mainardi, “Uncoupled continuous-time random walks: Solution and limiting behavior of the master equation,” *Phys. Rev. E*, vol. 69, p. 011107, Jan 2004.
- [131] I. Gomez Portillo, D. Campos, and V. Méndez, “Intermittent random walks: transport regimes and implications on search strategies,” *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, vol. 2011, no. 02, p. P02033, 2011.
- [132] H. C. Fogedby, “Langevin equations for continuous time lévy flights,” *Physical Review E*, vol. 50, no. 2, p. 1657, 1994.
- [133] S. Eule, V. Zaburdaev, R. Friedrich, and T. Geisel, “Langevin description of superdiffusive lévy processes,” *Phys. Rev. E.*, vol. 86, p. 041134, 2012.
- [134] D. Kleinhans and R. Friedrich, “Continuous-time random walks: Simulation of continuous trajectories,” *Physical Review E*, vol. 76, no. 6, p. 061102, 2007.
- [135] R. Metzler and J. Klafter, “The random walk’s guide to anomalous diffusion: a fractional dynamics approach,” *Physics reports*, vol. 339, no. 1, pp. 1–77, 2000.
- [136] G. H. Weiss and G. H. Weiss, *Aspects and applications of the random walk*. Elsevier Science & Technology, 1994.
- [137] S. Bouzat, F. M. L. Freije, and G. Gasaneo, “Inertial movements of the iris as the origin of postsaccadic oscillations,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 120, no. 0, p. 178101, 2018.
- [138] J. B. Borges, H. S. Ramos, R. A. Mini, O. A. Rosso, A. C. Frery, and A. A. Loureiro, “Learning and distinguishing time series dynamics via ordinal patterns transition graphs,” *Applied Mathematics and Computation*, vol. 362, p. 124554, 2019.
- [139] A. M. Lyapunov, “The general problem of the stability of motion,” *International journal of control*, vol. 55, no. 3, pp. 531–534, 1992.
- [140] M. McCullough, M. Small, T. Stemler, and H. H.-C. Iu, “Time lagged ordinal partition networks for capturing dynamics of continuous dynamical systems,” *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, vol. 25, no. 5, p. 053101, 2015.
- [141] C. W. Kulp, J. M. Chobot, H. R. Freitas, and G. D. Sprechini, “Using ordinal partition transition networks to analyze ecg data,” *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, vol. 26, no. 7, p. 073114, 2016.
- [142] J. Zhang, J. Zhou, M. Tang, H. Guo, M. Small, and Y. Zou, “Constructing ordinal partition transition networks from multivariate time series,” *Scientific reports*, vol. 7, no. 1, pp. 1–13, 2017.
- [143] B. Mahesh, “Machine learning algorithms-a review,” *International Journal of Science and Research (IJSR).[Internet]*, vol. 9, pp. 381–386, 2020.