

Tesis de Doctorado en Ciencias de la Computación

Análisis Visual de Datos provenientes de Registradores Oculares

Lic. Leandro Emanuel Luque

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Prefacio

Esta Tesis se presenta como parte de los requisitos para optar al grado Académico de Doctor en Ciencias de la Computación, de la Universidad Nacional del Sur y no ha sido presentada previamente para la obtención de otro título en esta Universidad u otra. La misma contiene los resultados obtenidos en investigaciones llevadas a cabo en el ámbito del Departamento de Ciencias e Ingeniería de la Computación durante el período comprendido entre el 01/04/2019 y el 01/02/2025, bajo la dirección de la Dra. Silvia Mabel Castro y la Dra. María Luján Ganuza.

Leandro Emanuel Luque



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR
Subsecretaría de Posgrado

La presente tesis ha sido aprobada el10/07/2025.....
mereciendo la calificación de 10 (SOBRESALIENTE)

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Agradecimientos

Alguna vez alguien dijo que toda persona debe mirar a lo largo de su vida en cuatro direcciones: Hacia adelante, para saber a dónde se dirige. Hacia atrás, para recordar de dónde viene. Hacia los lados, para ver a los que nos acompañan. Hacia arriba, para recordar a los que no están.

Esta tesis no habría sido posible sin el apoyo de mi familia, que me acompañó a lo largo de todo este camino.

Mi eterna gratitud a Silvia, Luján y Osvaldo que me ayudaron a poder llevar a cabo este trabajo, aún en los momentos en los cuales perdí la confianza en mi mismo. Me devolvieron algo que pensé que había perdido hace años atrás. Nada de todo esto habría sido posible sin ustedes.

A todas las personas que conocí en este tiempo durante mi estadía en el departamento. Me enorgullece haber podido compartir lugar de trabajo con cada una de ustedes.

Y a Oli y Lourdes. El cielo tiene dos ángeles, que tengo la suerte de que me estén cuidando.

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Resumen

Actualmente el crecimiento exponencial de datos como consecuencia de los numerosos estímulos con los que interactúan las personas ha llevado a cambiar la manera en que los profesionales manipulan los mismos. Para asistir al proceso de análisis y exploración, la visualización de datos permite condensar y mostrar grandes cantidades de información, facilitando la identificación de patrones relevantes.

Dentro de los numerosos dominios de aplicación en donde se puede hacer uso de la visualización se destaca el campo vinculado al registro de movimientos oculares (*eye tracking*). Este nuevo campo ha cobrado principal relevancia en el último tiempo como consecuencia del avance de los instrumentos y equipos especializados que permiten obtener datos de mejor calidad en diversas condiciones que antes resultaban imposibles. Estos datos tienen la particularidad de tener una componente espacio-temporal asociada que permite determinar, en un momento dado, la región espacial que se encuentra observando una persona.

El objetivo de esta tesis es explorar el diseño y aplicación de técnicas de análisis visual de datos específicas para modelar el comportamiento de la dinámica ocular al realizar diversas tareas. Estas tareas fueron especialmente seleccionadas teniendo en cuenta el esfuerzo cognitivo requerido para completarlas, ya que es posible derivar a partir de las mismas comportamientos relevantes para los expertos.

Para alcanzar este objetivo, se introducen diversas técnicas y herramientas de análisis visual que permiten visualizar los datos obtenidos en distintos experimentos de *eye tracking*. Dichos experimentos están enfocados en dos tipos de tareas reconocidas por su relevancia en los procesos cognitivos de orden superior: la lectura y la exploración visual de videos. La lectura involucra diversos mecanismos de atención vinculados al procesamiento visual y semántico de las palabras, que permite caracterizar el comportamiento de un grupo de personas. Por otro lado, la exploración de videos implica analizar una

escena dinámica que resulta más semejante a como las personas procesan el mundo de manera cotidiana.

Abstract

Currently, the exponential growth of data as a consequence of several stimuli with which people interact has led to a change in the way professionals handle such data. To assist in the analysis and exploration process, data visualization allows to condense and display large amounts of information, for facilitating the identification of relevant patterns.

Among the numerous application domains where visualization can be used, the field of eye tracking is one of the most relevant. This new field has gained significant relevance in recent times due to the advancement of specialized instruments and equipment that enable the acquisition of high-quality data under various conditions that were previously impossible. These data have a spatial-temporal component that allows the determination of the spatial region being observed by a person at any given moment.

The objective of this thesis is to explore the design and application of specific visual data analysis techniques to model ocular dynamic behavior while performing various tasks. These tasks were specifically selected considering the cognitive effort required to complete them, as relevant behaviors for experts can be derived from them.

To achieve this objective, various visual analysis techniques and tools are introduced to visualize the data obtained from different eye-tracking experiments. These experiments focus on two types of tasks recognized for their relevance in higher-order cognitive processes: reading and visual exploration of videos. Reading involves various attention mechanisms related to the visual and semantic processing of words, which helps characterize the behavior of a group of people. On the other hand, video exploration involves analyzing dynamic scenes that mimic real-world visual processing in everyday tasks.

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Certifico que fueron incluidos los cambios y correcciones sugeridos por los jurados.

Dra. Silvia Mabel Castro ; Dra. María Luján Ganuza

Firma del Director

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Índice general

Índice de figuras	17
Índice de tablas	27
1. Introducción	1
1.1. Contexto	2
1.2. Objetivos y Aportes	2
1.3. Estructura de la Tesis	4
1.4. Trabajos Publicados	5
2. Conceptos de <i>Eye Tracking</i>	9
2.1. Introducción	9
2.2. Diseño Experimental	10
2.3. Técnicas de <i>Eye Tracking</i>	13
2.4. Estímulos Visuales	15
2.5. Medidas	18
2.5.1. Medidas de fijación	18
2.5.2. Medidas de sacadas	20
2.5.3. Medidas de <i>Smooth Pursuit</i>	21
2.5.4. Medidas de Parpadeo	22
2.5.5. Medidas de Búsqueda Visual	22
3. Visualización de Datos	25
3.1. Introducción	25
3.2. Técnicas para Datos Multidimensionales	26
3.2.1. Proyección Geométrica	26

3.2.2.	Orientadas a Píxeles	29
3.2.3.	Visualización Jerárquica	30
3.2.4.	Iconografía	30
3.2.5.	Métodos de Proyección	32
3.3.	Técnicas para Datos Temporales	33
3.4.	Técnicas para Datos Espacio-Temporales	37
3.5.	Técnicas para Datos de <i>Eye Tracking</i>	41
3.6.	Coordenadas Generales de Líneas para datos de <i>Eye Tracking</i>	48
3.7.	Contribuciones	49
4.	Análisis Visual de Lectura de Micro-historias	51
4.1.	Introducción	52
4.2.	Trabajo Relacionado	54
4.2.1.	<i>Eye tracking</i> en la lectura	54
4.2.2.	Visualización de Datos de <i>Eye Tracking</i>	55
4.3.	Movimiento Oculares en la Lectura de Micro-Historias	57
4.3.1.	Micro-historias y sus características	57
4.3.2.	Movimientos oculares en la lectura	58
4.4.	Técnica de Visualización	63
4.4.1.	Diseño Racional	63
4.4.2.	Representación Visual	64
4.4.3.	Interacciones	69
4.4.4.	Codificación de las características	71
4.4.5.	Comparación	74
4.5.	Escenarios de Uso	77
4.5.1.	Corpus de Micro-historias y Lectores	78
4.5.2.	Escenario de Uso 1	78
4.5.3.	Escenario de Uso 2	80
4.5.4.	Limitaciones	82
4.6.	Conclusiones y Trabajo Futuro	83
5.	Análisis Visual de Lectura de Oraciones	85
5.1.	Introducción	85

5.2. Trabajo Relacionado	87
5.3. Contexto	88
5.3.1. Medidas de <i>Eye-Tracking</i>	88
5.3.2. Modelos de Aprendizaje Automático	89
5.4. Requerimientos de Diseño	92
5.5. Datos y Materiales	94
5.5.1. Participantes	94
5.5.2. Tarea y Estímulos	94
5.6. <i>SentenceVis</i>	95
5.6.1. Representaciones Visuales	95
5.7. Escenario de Uso	101
5.8. Discusión	104
5.9. Conclusión y Trabajo Futuro	105
6. Análisis Visual de Estímulos Dinámicos	107
6.1. Introducción	108
6.2. Trabajo Relacionado	109
6.3. Requerimientos de Diseño	111
6.4. Métodos y Material	113
6.5. Herramienta de Análisis Visual	113
6.5.1. Arquitectura de la Herramienta	114
6.5.2. Técnicas de Visualización	116
6.5.3. Interacciones	120
6.6. Escenarios de Uso	123
6.6.1. Escenario de Uso 1: <i>Exploración de un Video Único</i>	123
6.6.2. Escenario de Uso 2: <i>Exploración de Todos los Videos</i>	125
6.7. Conclusiones y Trabajo Futuro	127
7. Conclusiones y Trabajo Futuro	131
7.1. Resumen de los Aportes de esta Tesis	132
7.2. Trabajo Futuro	135
Bibliografía	137

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Índice de figuras

2.1. Pipeline típico de una experimento de <i>eye tracking</i> . Primeramente se determina el diseño del experimento teniendo en cuenta distintos factores. Posteriormente se selecciona la técnica de registro más adecuada para capturar los movimientos oculares. La elección del estímulo visual a emplear se determina en función del tipo de tarea y requerimientos de los expertos. Finalmente, mediante el dispositivo de seguimiento de ocular es posible registrar datos e inferir distintas medidas que pueden ser utilizadas en modelos estadísticos y/o herramientas de análisis visual.	10
2.2. Proceso de Calibración de un <i>Eye Tracker</i> mediante el esquema de 9 puntos, que consiste en mirar a cada uno de los puntos dispuestos en la pantalla para asegurar que el dispositivo registra los movimientos de manera adecuada. Imagen adaptada de Nyström et al. (2023)	13
2.3. Registro ocular mientras el participante conduce una bicicleta, donde el círculo rojo constituye un fijación. Imagen basada en Ma et al. (2024) . .	17
2.4. Diferentes tipos de estímulos artificiales. (A) Estático: Lectura de texto (B) Dinámico: Videojuego en primera persona	17
2.5. Descripción visual de los principales eventos de un registro de <i>eye tracking</i> . A modo general, existen 2 grandes tipos de eventos que son: las fijaciones (que determinan el lugar al cual está mirando un participante en un momento dado, y que constituyen el <i>gaze</i> , que es un región de atención) y las sacadas (que son los movimientos que identifican el cambio entre fijaciones). Las fijaciones se encuentran numeradas para indicar el orden temporal en el que se efectuaron las mismas. Por otro lado, se encuentran definidas las Áreas de Interés (AOI) para identificar las regiones espaciales del estímulo que resultan relevantes.	19

3.1. Matriz de <i>Scatterplots</i> empleada para representar el <i>dataset</i> Iris. Figura generada usando el software R.	27
3.2. Distintas variantes de GLC, donde destacan mayormente las Coordenadas Paralelas, las Coordenadas Radiales y las Coordenadas Genéricas.	28
3.3. Implementación de una tabla multidimensional empleando LineUpjs (Gratzl et al., 2013b).	29
3.4. Métodos de Visualización Jerárquicos. (A) Apilamiento dimensional (LeBlanc et al., 1990) y su mecanismo de construcción. (B) <i>TreeMap</i> (Shneiderman, 1992) que representa la participación de mercado del índice SP500.	30
3.5. Distintas representaciones de técnicas de glifo. (A) Caras de Chernoff (Chernoff, 1973). (B) Glifos Estrella (Ware, 2012; Fuchs et al., 2014). (C) Glifos basados en forma (Beddow, 1990), donde cada ítem de dato se representa por un arreglo de píxeles y se colorea cada uno en función del valor de la dimensión asociada.	31
3.6. Las diferentes escalas de tiempo que se pueden emplear los eventos temporales.	34
3.7. Las diferentes formas en que se puede disponer los elementos en el dominio temporal	34
3.8. Disposición del dominio temporal.	35
3.9. Diferentes puntos de vista en los que puede se puede percibir el tiempo.	35
3.10. Técnica denominada Tubo Kiviat (Tominski et al., 2003; Kolence y Kiviat, 1973): Primitivas: puntos • Disposición: lineal • Número de Variables: múltiples • Marco de Referencia: abstracto • Mapeo de Tiempo: estático • Dimensionalidad: 3D	37
3.11. Técnica denominada Chro-Ring (Zhu et al., 2016): Primitivas: puntos e intervalos • Disposición: cíclico • Número de Variables: múltiples • Marco de Referencia: espacial • Mapeo de Tiempo: estático • Dimensionalidad: 2D	38
3.12. Mapa de Eventos. Cada marcador representa eventos de temperatura (°F) en la costa oeste de Estados Unidos. Figura basada en <i>Google Maps</i>	39
3.13. Mapa de trayectorias para rutas aéreas. Imagen basada en Buschmann et al. (2014)	40

3.14. Mapa raster de la isla de Manhattan. Se genera un mapa de densidad basado en el espectro infrarrojo. Los valores rojos indican presencia de vegetación.	41
3.15. Visualización basada en Líneas Temporales, donde cada cuadrado representa una fijación y cada separación es de 1 segundo. Figura basada en Grindinger et al. (2010)	43
3.16. Mapa de atención típico empleado para mostrar cómo se distribuyen las áreas donde un individuo ha enfocado su mirada durante más tiempo. Utiliza una escala de colores para indicar las zonas de mayor a menor tiempo detenido, facilitando la identificación de patrones en el comportamiento visual.	43
3.17. Aplicación de la Técnica de Cubo Espacio-Temporal sobre un video, donde a medida que avanza el mismo se construyen diferentes volúmenes de color que identifican las distintas Áreas de Interés. Figura basada en Kurzhals et al. (2014)	44
3.18. Representación de un <i>scanpath</i> , donde los puntos representan las fijaciones y las líneas, las sacadas que las conectan. Figura basada en Blascheck et al. (2017b)	44
3.19. Representación <i>Gaze Stripes</i> donde cada fijación se encuentra representada por una porción del estímulo. Imagen basada en Kurzhals et al. (2015) .	45
3.20. Matriz de Transiciones. Cada celda representa el número de transiciones normalizado entre AOIs. Imagen basada en Blascheck et al. (2017a) .	46
3.21. Visualización de Árbol de AOIs. Se emplea una visualización de tipo árbol para mostrar el orden de visita de los AOIS. Imagen basada en Blascheck et al. (2017a); Kurzhals y Weiskopf (2015)	46
4.1. Un <i>scanpath</i> sobre una micro-historia tradicional ilustrando (A) las características de las fijaciones y (B) las características de las sacadas.	63

- 4.2. La técnica de análisis visual propuesta tal como se presenta en la herramienta desarrollada para su acceso. La misma se compone de dos vistas interconectadas: la vista de Estímulo y la vista de Gráfico Radial. La primera permite seleccionar entre los diferentes participantes y las microhistorias, además de presentar el estímulo tal cual fue presentado durante el experimento, respetando el tipo de fuente y la disposición del texto en pantalla. La segunda codifica visualmente las diferentes medidas oculares obtenidas durante la lectura, para facilitar la exploración de los datos. Adicionalmente, el Panel de Filtros permite filtrar y seleccionar propiedades referidas al estímulo y a las medidas de los movimientos oculares. Las flechas en negro indican si la interacción entre las vistas es bidireccional o unidireccional. 65
- 4.3. El gráfico radial principal, compuesto por dos anillos concéntricos (el anillo de palabra y el anillo de oración), dos espirales por tramos (la espiral de variación del diámetro de la pupila y la espiral de transición), y un gráfico Radar interno. 66
- 4.4. Componentes individuales que constituyen la técnica visual: (A) el anillo de palabra y el anillo de oración, (B) el gráfico radar, (C) la espiral de transición y (D) la espiral de variación del diámetro de la pupila. 67
- 4.5. Interacciones sobre una transición (A) y sobre un AOI (B). En (A), las palabras asociadas con la transición seleccionada están destacadas (*eso* y *señor*). En (B), el AOI objetivo (la palabra *ser*) está destacada en gris oscuro y los AOIs de las palabras relacionadas están destacados en un gris más claro. 70
- 4.6. Panel de Filtros y su utilización para filtrar transiciones en función de las propiedades Amplitud, Ángulo, Velocidad Promedio, Velocidad Máxima y Duración. Primeramente se muestra el Gráfico Radial Principal en su estado inicial y el resultado de aplicar los filtros seleccionados. 72
- 4.7. Actualización del color de las palabras en función de su valor de frecuencia relativa tanto en la Vista de Estímulo como en la Vista de Gráfico Radial. 73

4.8. Comparación de las técnicas de visualización RTG y Alps para una micro-historia. En el caso de RTC (A) no es posible identificar el orden en que se dan las transiciones entre palabras y la repetición de color, cuando se excede un número determinado de AOIs, imposibilita saber de qué palabra se trata. En cuanto al Alps (B), su mecanismo de definición de una escala de colores en función del orden esperado de AOIs genera colores semejantes cuando la cantidad de AOIs crece, y por lo tanto se vuelve más difícil de distinguir conforme la micro-historia tenga más palabras. 75

4.9. Una sesión de análisis en la que los expertos identifican que la parte más relevante del texto está en el medio de la micro-historia. El lector realiza regresiones en los sectores A, B y C. Además, en el sector C el diámetro pupilar está dilatado y el tiempo de fijación permanece alto para un conjunto de palabras consecutivas (D). Esto indica que este sector podría ser el más relevante para comprender la micro-historia. 79

4.10. Luego de aplicar un filtrado de las transiciones visibles en la vista de Gráfico Radial hasta un valor de 2.70° grados visuales, se puede ver en las regiones delimitadas por rectángulos rojos, que las mismas se producen en las palabras con mayor número de fijaciones. 80

4.11. Una sesión de análisis donde un lector particular procesa una micro-historia compuesta por dos oraciones. El lector solo realiza una regresión al final de la primera oración (A, sector 1) durante toda la lectura. Al seleccionar la última palabra de cada oración, los analistas notan que el lector pasa más tiempo en la última palabra de cada oración (B y C). 81

4.12. Una sesión de análisis donde un lector particular procesa una micro-historia compuesta por dos oraciones. El lector pasa más tiempo al final de las oraciones (A.1 y A.2) y realiza dos regresiones en toda la lectura (B y C). Gracias a la vista correlacionada de Estímulo, los analistas descubrieron que en ambas regresiones la palabra objetivo está colocada encima de la palabra fuente en la línea superior inmediata del texto en el estímulo original. 84

5.1. Descripción del *pipeline* empleado para el procesamiento y clasificación de datos empleando un enfoque de aprendizaje automático para series temporales. 89

- 5.2. Vista General de *SentenceVis*. Matriz de glifos que representan el comportamiento individual de un participante cuando lee una determinada oración, así como también, la comparación entre participantes. 96
- 5.3. Ejemplificación del procedimiento de construcción de glifo empleado en la Vista General. (A) *Scanpath* asociado a un participante. (B) Construcción inicial del glifo, donde las secciones negras y rojas indican sentidos *hacia adelante* y *hacia atrás* respectivamente de la lectura. (C) Construcción final del glifo con el coloreo teniendo en cuenta la dinámica pupilar. . . . 98
- 5.4. Ejemplificación del procedimiento de construcción del glifo de comparación entre un par de participantes. 98
- 5.5. Vista de Oraciones de *SentenceVis*. Relación entre el estímulo y sus propiedades semánticas con las medidas propias del movimiento ocular. En **A** se muestra las representaciones visuales espaciales que permiten identificar qué regiones de la oración fueron más relevantes para los lectores. En rojo se marcan los participantes pertenecientes al grupo de adultos mayores y en gris, al de los jóvenes. En este ejemplo, la última fila con textura de líneas rayadas indica que para ese participante no hay datos registrados para la oración seleccionada. En **B** se muestra una representación temporal de las fijaciones y la dinámica pupilar que sirve como complemento a la representación espacial. De esta manera es posible seleccionar un determinado segmento temporal o espacial, y ver su impacto en su contraparte. 100
- 5.6. Vista EDA Visual de *SentenceVis*. Proyecciones multidimensionales tanto del corpus de oraciones como de los registros de lectura. En **A** se representan los registros de lectura de todos los participantes y se encuentran coloreados de acuerdo al grupo al cual pertenecen, esto es jóvenes (ROJO) y adultos mayores (AZUL). En **B** se muestra cómo se encuentran agrupadas semánticamente los distintos tipos de oraciones del conjunto de datos, teniendo en cuenta su representación vectorial que condensa sus propiedades intrínsecas. 102

-
- 5.7. Utilización de la vista de Oraciones para poder identificar qué movimientos oculares permiten caracterizar los grupos etarios de jóvenes y adultos. La combinación de un criterio de ordenamiento según la cantidad de transiciones regresivas y el valor de predictibilidad de las palabras, permite comprender cómo es el comportamiento de cada uno de estos grupos. . . . 103
- 5.8. Ejemplo del uso de las interacciones sobre la Vista de Oraciones. La selección realizada sobre las regiones espaciales por usuario permite identificar cómo las re-lecturas sobre una región de la oración desencadenan una respuesta pupilar de interés. 104
- 5.9. Uso de la Vista General para detectar participantes que tienen comportamientos que difieren de la mayoría o no son el esperado por los usuarios expertos. Los rectángulos negros indican a dichos participantes. 105
- 5.10. Caracterización de la estructura global de los distintos grupos de oraciones presentados en el conjunto de datos. Como se puede apreciar, las oraciones empleadas para realizar el experimento de *cloze task* no pertenecen a un grupo en concreto. 106
- 6.1. Vista por Clip. El usuario experto puede explorar todos los participantes involucrados en un determinado clip, lo que permite satisfacer los requerimientos **R1** y **R2**. Esta vista está compuesta por tres sub-paneles: la Vista del Comportamiento Temporal de la Pupila (A), la Vista del Estímulo (B) y la Vista de Franjas de Mirada Basadas en la Pupila (C). 114
- 6.2. Vista Global por Clips. El usuario experto puede analizar el conjunto de todos los clips disponibles, cumpliendo así con los requerimientos **R3** y **R4**. Esta vista está compuesta por tres sub-paneles: la Vista de Reducción Dimensional (A), la Vista de Distribución (B) y la Vista de Tabla (C). . . 115
- 6.3. Representación gráfica del comportamiento temporal de la pupila. Cada barra se construye de la siguiente manera: se traza una línea con dos opciones de color (rojo y azul) para mostrar la correlación entre el valor de la pupila y la posición de fijación para ese instante de tiempo dado. . . . 117

- 6.4. Vista de Estímulo. En cada fotograma del clip, se dibujan sobre éste las distintas fijaciones de los participantes que lo vieron. Las fijaciones son agrupadas empleando una función de densidad Gaussiana y coloreadas en función de su valor de correlación con el valor de pupila correspondiente. 117
- 6.5. *Gaze stripes* mejoradas con el comportamiento pupilar. En la parte superior (A), se muestran los fotogramas alineados según su marca de tiempo. En la parte inferior (B) se elimina la alineación temporal y se colocan uno consecutivo a otro. 118
- 6.6. Extensión de *gaze stripe* incorporando la variación de la pupila a lo largo del tiempo. Permite determinar cómo es el comportamiento de la pupila según las regiones del clip observadas. 119
- 6.7. Detalle de la Vista de Reducción Dimensional. En **A** se muestra el selector para colorear los puntos, en **B** la escala de colores según la opción seleccionada y en **C** información acerca del video que representa el punto en la representación visual. 119
- 6.8. Representación gráfica de cada video en la Vista de Distribución. La imagen muestra cómo se codifican visualmente las medidas de seguimiento ocular. 120
- 6.9. Vista de Distribución, donde cada barra representa un clip de video. El ancho de la misma indica el rango de los valores de pupila de los registros asociados y su color indica el valor total de fijaciones realizadas por los participantes. 121
- 6.10. Vista de Tabla, donde es posible apreciar cómo se representan las distintas características de los clips. La tabla ofrece mecanismos de selección en la cabecera mediante histogramas que representan datos categóricos y numéricos. 121
- 6.11. Ejemplo de interacción sobre la Vista por Clip. En **A** se indica el rango temporal seleccionado en la Vista del Comportamiento Temporal de la Pupila. En **B** se indica como están distribuidas las fijaciones en un momento dado. En **C** se indica que instante se está mostrando en la Vista de Estímulo. 122

6.12. En este escenario de uso el usuario experto puede seleccionar una región particular del video para explorar el comportamiento pupilar y su relación con la posición de la mirada. Además, el rectángulo naranja indica cómo la selección impacta en la vista de los distintos fotogramas del clip. . . . 124

6.13. La Vista de Estímulo se puede emplear para detectar e identificar los elementos visuales de la escena que requieren mayor atención por parte de los participantes. En **A** se puede observar que la atención está localizada mayormente sobre el rostro de un personaje, en tanto que en **B** la misma está localizada de forma dispersa entre todos los personajes de la escena. Dado que el estímulo se trata de un video, es posible apreciar que el foco de atención no se encuentra completamente centrado en el rostro de un personaje, como consecuencia del movimiento de los elementos visuales y las transiciones entre fotogramas. 126

6.14. La Vista de Proyección permite explorar la relación entre dos variables. En este ejemplo particular, podemos explorar cómo el Número de Fijaciones (A) y el Diámetro Pupilar(B) están correlacionados negativamente. Se emplea una escala de grises dado que estas variables son de tipo continuo. En la Vista de Tabla se seleccionan los clips de la categoría “DRAMA/OTHER” y “CARTOON/ANIMATION”. 127

6.15. Comportamiento pupilar según videos con alta (A) y baja (B) iluminación. Esta imagen muestra como las condiciones de iluminación de las escenas presentadas en los clips de video impactan en el comportamiento pupilar general de los participantes. Filtrando y seleccionando los videos con el atributo “Light Category”, correspondiente a la Vista de Tabla, igual a HIGH/LOW se obtienen las diferentes representaciones en A y B respectivamente. 128

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Índice de tablas

3.1. Esquema simplificado de aplicación práctica de la categorización definida por Aigner et al. (2023)	37
4.1. Clasificación de las características más importantes de los datos de <i>eye tracking</i> durante la lectura de micro-historias.	61

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Capítulo 1

Introducción

En los últimos años el uso de registradores oculares se ha extendido en distintos campos de aplicación como la psicología, la medicina, el *marketing* y los videojuegos, entre los más relevantes. La capacidad de poder obtener datos tan relevantes como el tamaño de la pupila y la posición de los ojos de forma no invasiva, permite extender nuestra comprensión del comportamiento de las personas en determinadas circunstancias. Con estos resultados se pueden diseñar nuevas experiencias que exploten los comportamientos específicos asociados a determinada tarea. Un ejemplo concreto de esto es la optimización de renderizado de videojuegos, que busca aprovechar el campo de atención visual del jugador para mejorar la calidad de esa región puntual de la imagen, en tanto que el resto se procesa con una calidad más baja.

Paralelamente, el aumento exponencial de estímulos y de datos producidos actualmente ha derivado en la necesidad de emplear técnicas de análisis visual para mejorar la exploración y comprensión de los patrones de comportamiento. Para el caso de *eye tracking*, la rama de análisis visual asociada a este campo ha tomado relevancia dentro de la comunidad científica por su utilidad para realizar análisis comparativos de grupos. La facilidad de poder condensar grandes cantidades de información en una representación visual útil y efectiva, brindando interacciones adecuadas, mejora de manera sustancial la forma de tomar decisiones, comunicar resultados y detectar tendencias y/o patrones ocultos en los datos.

1.1. Contexto

El Laboratorio de Desarrollo en Neurociencias Cognitivas¹ (LDNC) se ha enfocado en los últimos años en la caracterización de la lectura como tarea cognitiva de orden superior (Thamrin et al., 2019), dado que involucra un gran número de mecanismos como la memoria, la decodificación de símbolos y el razonamiento, entre otros, para procesar y comprender un texto. Mediante el uso de dispositivos de registro ocular (*eye trackers*) es posible medir de manera no invasiva y precisa cómo una persona procesa el texto a medida que lee. Usando estas mediciones es posible crear modelos y marcadores cognitivos que permitan modelar el comportamiento de un grupo de personas, y detectar aquellas que poseen un cierto deterioro cognitivo actual o potencial (Fernández et al., 2016b, 2018; Biondi et al., 2018b).

Mientras más complejos y de mayor alcance sean los experimentos, la necesidad de encontrar nuevas maneras de analizar la información juega un rol importante. En este sentido, el Laboratorio de Investigación y Desarrollo en Visualización y Computación Gráfica² (VyGLab) desempeña un rol de colaborador, al asistir en el diseño e implementación de soluciones basadas en el análisis visual de datos, orientadas a optimizar la gestión de grandes volúmenes de datos y a agilizar el proceso exploratorio. Estas soluciones no solo se encuentran restringidas a la fase exploratoria del *pipeline* de análisis visual, sino que pueden ser usadas para la formulación y testeo de hipótesis de investigación. Para el caso particular del campo del *eye tracking*, las técnicas de visualizaciones no son empleadas como reemplazo de los modelos de estadística tradicional, sino que sirven como soporte y complemento de los resultados obtenidos.

1.2. Objetivos y Aportes

El objetivo general de esta tesis es el diseño y desarrollo de técnicas de análisis visual para datos espacio-temporales obtenidos a partir de dispositivos de seguimiento ocular. Estas técnicas deberán poder aplicarse a distintos contextos que resulten relevantes desde el punto de vista cognitivo (como la lectura y la exploración de estímulos dinámicos), para

¹Laboratorio perteneciente al Departamento de Ingeniería Eléctrica y de Computadoras - UNS

²Laboratorio perteneciente al Departamento de Ciencias e Ingeniería de la Computación (UNS) y a la Comisión de Investigaciones Científicas (CIC)

analizar y evaluar el comportamiento de las personas.

Los principales aportes de esta tesis se pueden resumir en:

- **Análisis Visual de datos de *eye tracking* provenientes de la lectura de micro-historias:** Diseño y desarrollo de una técnica de análisis visual para el análisis de datos de *eye tracking* durante la lectura de micro-historias. Se desarrolló un prototipo funcional que combina estímulos basados en micro-historias y características de los movimientos oculares, permitiendo una representación expresiva y efectiva de los datos obtenidos. Además se proveen interacciones que facilitan la exploración y el análisis detallado de los datos de seguimiento ocular en el contexto de la lectura.
- **Análisis visual de la lectura de oraciones utilizando técnicas de visualización innovadoras:** Diseño e implementación de una herramienta integral llamada *SentenceVis*, que combina aprendizaje automático y visualización de datos para examinar el comportamiento de lectura de diferentes grupos de usuarios, como adultos jóvenes y mayores. Además, se proporcionaron casos de uso que demostraron la utilidad de esta herramienta en la identificación de patrones de lectura y la evaluación de comportamientos cognitivos durante la lectura de oraciones.
- **Análisis visual de estímulos dinámicos en *eye tracking*:** Se elaboró un enfoque de análisis visual de datos de movimientos oculares en respuesta a estímulos dinámicos, como videos, centrándose en las variaciones del diámetro pupilar y otros comportamientos de seguimiento ocular. Se diseñaron y desarrollaron técnicas de visualización que permiten hacer énfasis en los cambios producidos en la atención visual y el procesamiento cognitivo ante un estímulo dinámico, ofreciendo nuevos *insights* sobre el comportamiento de la persona que mira un video.
- **Diseño y desarrollo de técnicas análisis visual para datos multidimensionales:** A fin de poder tratar con el aspecto multidimensional de los datos obtenidos en un experimento de *eye tracking*, se exploraron en profundidad las técnicas de Coordenadas Generales de Línea (GLC³) como alternativa para representar datos sin pérdida de información. Además, se estableció una taxonomía para caracterizar, a nivel de representación visual e interacciones, un subconjunto de las GLC que resultan más relevantes en la literatura.

³*General Line Coordinates*

1.3. Estructura de la Tesis

La tesis se encuentra organizada de la siguiente manera para facilitar su entendimiento y destacar la evolución del trabajo de investigación llevado a cabo:

- **Capítulo 1 Introducción:** En el presente capítulo se introduce la línea de investigación llevada a cabo en esta tesis, además de los objetivos y aportes de la misma.
- **Capítulo 2 Conceptos de Eye Tracking:** En este capítulo se introducen los conceptos más relevantes del campo del *eye tracking* teniendo en cuenta nociones básicas para el registro de movimientos oculares, diseño experimental e información obtenida al concluir un experimento.
- **Capítulo 3 Visualización de Datos:** En este capítulo se detallan las diversas ramas vinculadas a las técnicas de visualización existentes para el tipo de datos empleado en este trabajo y el caso particular de las técnicas de visualización para datos de *eye tracking*.
- **Capítulo 4 Análisis Visual de Lectura de Micro-historias:** En este capítulo se presenta una nueva técnica de análisis visual de datos de *eye tracking* tomados a partir de la lectura de micro-historias. Se detalla su diseño y desarrollo teniendo en cuenta información vinculada a los movimientos oculares y el estímulo empleado. Por otro lado, se relevan y caracterizan los distintos movimientos oculares y otras medidas relacionadas con estímulo, vinculadas con la lectura de micro-historias. Además se detallan diversos escenarios de uso donde esta técnica resulta útil para poder detectar y caracterizar comportamientos de interés.
- **Capítulo 5 Análisis Visual de Lectura de Oraciones:** En este capítulo se profundiza en la exploración de datos de lectura de oraciones teniendo en cuenta diferentes características propias de los movimientos oculares. Además, se presenta una herramienta de análisis visual novedosa que hace uso de métodos de aprendizaje automático para clasificar los datos en dos grupos etarios de interés. Por medio de distintas representaciones visuales y sus correspondientes interacciones es posible analizar los datos desde múltiples perspectivas.
- **Capítulo 6 Análisis Visual de Estímulos Dinámicos:** En este capítulo se estudia el comportamiento de participantes durante la exploración de estímulos dinámicos,

en este caso videos, con especial énfasis en la dinámica pupilar. Se presenta una herramienta de análisis visual que permite explorar el comportamiento de varios participantes asociado a un video, así como también analizar el comportamiento global en función de las características del video.

- **Capítulo 7 Conclusiones y Trabajo Futuro:** Se presentan las conclusiones obtenidas de este trabajo doctoral y se discuten las posibles líneas de investigación futuras teniendo en cuenta los avances en los campos de *eye tracking* y análisis visual de datos.

1.4. Trabajos Publicados

A continuación se detallan los trabajos más relevantes publicados y en revisión llevados a cabo durante el proceso de desarrollo de esta tesis de investigación.

Trabajos en Evaluación/Revisión

- **LUQUE, LEANDRO; GANUZA, MARÍA LUJÁN; OSVALDO AGAMENNONI; CASTRO, SILVIA.** *A visual analytics approach to understanding pupillary dynamics in video eye-tracking data.* Journal of Visualization.
Enviado para su evaluación en 2024. En segunda revisión.
- **LUQUE, LEANDRO; GANUZA, MARÍA LUJÁN; OSVALDO AGAMENNONI; CASTRO, SILVIA.** *SentenceVis: A Visualization Tool for Eye-Tracking Data during Reading.* Computer Graphics Forum.
A ser enviado para su evaluación en 2025.

Publicaciones en Revistas Indexadas

- **LUQUE, LEANDRO; ANTONINI, ANTONELLA; GANUZA, MARÍA LUJÁN; CASTRO, SILVIA.** *GLC-Frame: A Framework and Library for Exploration of Multidimensional Data with General Line Coordinates.* Journal of Computer Science and Technology. La Plata: Universidad Nacional de La Plata. 2024 vol.24 n°1, p.14 - 28. ISSN 1666-6046, eISSN 1666-6038.

- ANTONINI, ANTONELLA S.; **LUQUE, LEANDRO**; FERRACUTTI, GABRIELA R.; BJERG, ERNESTO A.; CASTRO, SILVIA M.; GANUZA, MARÍA LUJÁN. *SpinelVA. A new perspective for the visual analysis and classification of spinel group minerals*. Earth Science Informatics.: Springer. 2024 vol. n°17, p. 3851–3861 . ISSN 1865-0473, eISSN 1865-0481.
- ANTONINI, ANTONELLA S.; **LUQUE, LEANDRO**; GANUZA, MARÍA LUJÁN; CASTRO, SILVIA M. *Toward a taxonomy for 2D non-paired General Line Coordinates: a comprehensive survey*. International Journal of Data Science and Analytics.: Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. 2022 vol. n°15, p. 133–158 . ISSN 2364-415X, eISSN 2364-4168.
- **LUQUE, LEANDRO**; GANUZA, MARÍA LUJÁN; CASTRO, SILVIA M.; AGAMENNONI, OSVALDO E. *Visual analysis of eye movements during micro-stories reading*. Journal of Visualization.: IOS Press. 2022 vol. n°25, p.1085 - 1101. ISSN 1343-8875.

Publicaciones Científicas en Congresos Nacionales

- ANTONINI A.S., **LUQUE, L.E.**, TANZOLA, J.E., ASIAIN, L., FERRACUTTI, G.R., BJERG, E.A., CASTRO, S.M., GANUZA, M.L., Machine Learning en el Análisis Visual de Minerales del Grupo de los Espinelos, pp. 230-233, Actas del XXVI Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación – WICC 2024, 18 y 19 de abril de 2024, Puerto Madryn, Chubut, Argentina.
- SELZER, SELZER M.N., GANUZA, M.L., ANTONINI A.S., **LUQUE, L.E.**, URIBARRI, D.K., LARREA, M.L., FERRACUTTI, G.R., ASIAIN, L., BJERG, E.A., CASTRO, S.M., Innovación Tecnológica para la Exploración Geocientífica: Enfoque en Inmersión y Visualización Situada, pp. 245-249, Actas del XXVI Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación – WICC 2024, 18 y 19 de abril de 2024, Puerto Madryn, Chubut, Argentina.
- **LUQUE, L.E.**, GANUZA, M.L., AGAMENNONI, O.E., CASTRO, S.M., Análisis Visual de Series Temporales de Eye-Tracking empleando Large Language Models (LLM), pp. 255-259, Actas del XXVI Workshop de Investigadores en Ciencias de

la Computación – WICC 2024, 18 y 19 de abril de 2024, Puerto Madryn, Chubut, Argentina.

- GANUZA, M.L., ANTONINI A.S., **LUQUE, L.E.**, SELZER, M.N., LARREA, M.L., TANZOLA, J.E., ASIAIN, L., FERRACUTTI, G.R., GARGIULO, M.F., BJERG, E.A., CASTRO, S.M., Análisis Visual de Datos Multidimensionales, pp. 270-274, Actas del XXVI Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación – WICC 2024, 18 y 19 de abril de 2024, Puerto Madryn, Chubut, Argentina.
- GANUZA, M.L., SELZER, M.N., ANTONINI A.S., **LUQUE, L.E.**, URRIBARRI, D.K., LARREA, M., FERRACUTTI, G.R., ASIAIN, L., BJERG, E.A., CASTRO, S.M., Tecnologías Inmersivas y Visualización Situada aplicadas a Geociencias, pp. 237-241, Actas del XXV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación – WICC 2023, 13 y 14 de abril de 2023, Junín, Buenos Aires, Argentina. ISBN 978-987-3724-64-0. CEDI Centro de Edición y Diseño. UNNOBA (editor), Ciudad Autónoma de Buenos Aires).
- ANTONINI A.S., **LUQUE, L.E.**, TANZOLA, J.E., ASIAIN, L., FERRACUTTI, G.R., BJERG, E.A., CASTRO, S.M., GANUZA, M.L., Análisis Visual Guiado para el Estudio de Datos Geoquímicos, pp. 247-251, Actas del XXV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación – WICC 2023, 13 y 14 de abril de 2023, Junín, Buenos Aires, Argentina. ISBN 978-987-3724-64-0. CEDI Centro de Edición y Diseño. UNNOBA (editor), Ciudad Autónoma de Buenos Aires).
- **LUQUE, L.E.**, GANUZA, M.L., AGAMENNONI, O.E., CASTRO, S.M., Análisis Visual de Movimientos Oculares en Entornos Dinámicos, pp. 227-231, Actas del XXV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación – WICC 2023, 13 y 14 de abril de 2023, Junín, Buenos Aires, Argentina. ISBN 978-987-3724-64-0. CEDI Centro de Edición y Diseño. UNNOBA (editor), Ciudad Autónoma de Buenos Aires).
- **LUQUE, L.**, GANUZA, M.L., CASTRO, S.M., AGAMENNONI, O.E., Análisis Visual de Movimientos Microsacádicos, Libro de Actas del XXIII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación – WICC 2021, pp. 260-264, 15 y 16

de abril de 2021, Chilecito, La Rioja, Argentina. ISBN 978-987-24611-3-3.

- GANUZA, M.L., **LUQUE, L.**, AGAMENNONI, O.E., & CASTRO, S.M., Análisis visual de datos espacio-temporales, Libro de Actas del XXI Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación – WICC 2019, pp. 278-281, 25 y 26 de abril de 2019, San Juan, La Rioja, Argentina. ISBN 978-987-3984-85-3.

Publicaciones en Congresos Internacionales

- **LUQUE, LEANDRO**; GANUZA, MARÍA LUJÁN; BJERG, ERNESTO; KOVALERCHUK, BORIS. *Visual Analysis of Spinels with General Line Coordinates*. Proceedings of the International Conference on Information Visualisation.: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.. 2024 vol. n°, p.221 - 226. eISSN 1093-9547.

Publicaciones en Capítulo de Libro

- **LUQUE, LEANDRO EMANUEL**; GANUZA, MARÍA LUJÁN; ANTONINI, ANTONELLA SOLEDAD; CASTRO, SILVIA MABEL. *npGLC-Vis Library for Multidimensional Data Visualization*. Jornadas de Cloud Computing, Big Data & Emerging Topics. Selected Papers, Vol. 1444, Chapter 14. p.188 - 202, Springer. International, 2021 . Print ISBN: 978-3-030-84824-8. Electronic ISBN: 978-3-030-84825-5. DOI:10.1007/978-3-030-84825-5

Capítulo 2

Conceptos de *Eye Tracking*

2.1. Introducción

El seguimiento ocular (de ahora en más *eye tracking* por su denominación en inglés) se ha convertido en el último tiempo en un campo de profundo desarrollo en distintas áreas como neurociencias, marketing, interacción humano-computadora (HCI¹), entre otras. La posibilidad de capturar, de forma no invasiva, información sobre el proceso de toma de decisiones de una persona mientras realiza una tarea específica, amplía significativamente las oportunidades para el desarrollo y análisis de experimentos.

Para poder emplear esta tecnología de manera precisa es importante seguir un *pipeline*² bien definido de tareas que aseguran obtener datos de calidad. Éste se encuentra detallado en Holmqvist et al. (2011), que establece que los pilares fundamentales son: el diseño experimental, la técnica de *eye tracking* empleada para detectar y registrar los movimientos oculares, el tipo de estímulo empleado en las tareas y las medidas que resultan de interés para los expertos y que deberán ser calculadas de manera *on-line* u *off-line* (Figura 2.1).

En las siguientes secciones se detallan y explican cada uno de estos pilares, así como también su importancia dentro de un experimento de *eye tracking*.

¹*Human-Computer Interaction*

²Expresión en inglés que hace referencia a una serie de pasos que se deben llevar a cabo para obtener un resultado

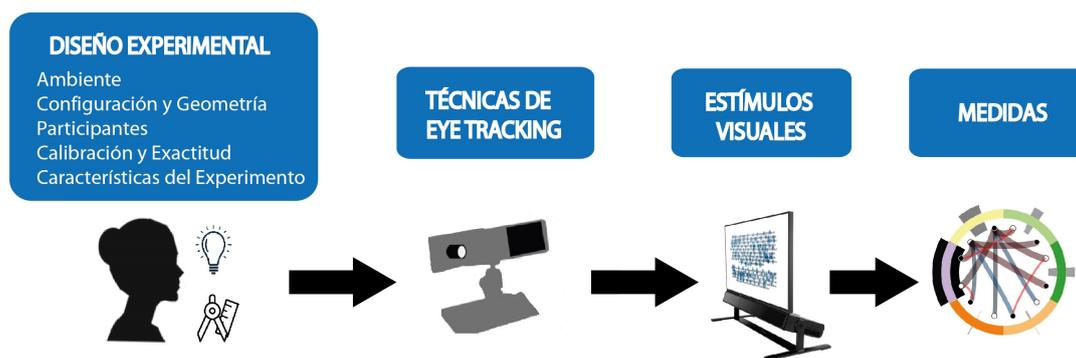


Figura 2.1: Pipeline típico de un experimento de *eye tracking*. Primeramente se determina el diseño del experimento teniendo en cuenta distintos factores. Posteriormente se selecciona la técnica de registro más adecuada para capturar los movimientos oculares. La elección del estímulo visual a emplear se determina en función del tipo de tarea y requerimientos de los expertos. Finalmente, mediante el dispositivo de seguimiento de ocular es posible registrar datos e inferir distintas medidas que pueden ser utilizadas en modelos estadísticos y/o herramientas de análisis visual.

2.2. Diseño Experimental

Uno de los factores más determinantes al momento de obtener datos, es la manera en que se lleva a cabo el experimento para capturar y registrar los movimientos oculares de una persona. Como mencionan Holmqvist y Andersson (2017) en su libro de referencia en el campo, es importante que los expertos tengan en cuenta una serie de consideraciones previas y posteriores, para mejorar la calidad de los datos de *eye tracking* registrados y las medidas de movimiento y fijación. Estas consideraciones se encuentran agrupadas en diferentes categorías referidas a:

Ambiente: el lugar donde se lleva a cabo el experimento de *eye tracking*, que se encuentra influenciado por las condiciones de iluminación, vibraciones y sonidos, y la presencia de otras personas.

- **Iluminación:** la luz solar directa y las condiciones de iluminación variables tienen un impacto significativo en la calidad de los datos de los dispositivos de seguimiento ocular basados en video. Estudios como los de Hansen y Pece (2005) y Holmqvist y Andersson (2017) destacan cómo la radiación infrarroja del sol y la luz de lámparas incandescentes afectan el seguimiento ocular, mientras que en entornos de iluminación controlada la calidad de los datos es mayor. Cambios rápidos en la ilumi-

nación, comunes en entornos reales como la conducción de automóviles, empeoran estos problemas y requieren un procesamiento manual posterior. Algoritmos no comerciales, como los desarrollados por Santini et al. (2018), intentan mitigar estos efectos. Sin embargo, incluso pequeños cambios en la luz pueden generar *artifacts*³, como el del tamaño de la pupila, que afectan la precisión de la mirada al alterar el centro calculado de la pupila, independientemente del movimiento ocular.

- Vibraciones y sonidos: las vibraciones en el entorno de grabación pueden afectar la precisión del seguimiento ocular, especialmente en lugares con movimiento, como cabinas de vuelo, automóviles o laboratorios con sistemas de aire acondicionado o con pisos duros. El sonido también puede generar oscilaciones que influyen en la calidad de los datos. Aunque algunos estudios, como el de Hooge et al. (2019), muestran que la precisión se mantiene en condiciones moderadas de ruido, aún faltan investigaciones controladas sobre el impacto de las vibraciones.
- Presencia de otras personas: la presencia de otras personas durante las grabaciones puede influir en los movimientos oculares y la mirada. También pueden ocurrir errores, como registrar los ojos de un adulto cuando un bebé está en su regazo. Además, se han observado mayores latencias en tareas oculares cuando los participantes están cerca unos de otros, aunque las causas no están claras.

Configuración y Geometría: involucra la secuencia de pasos técnicos necesarios para poder registrar los datos correctamente, que debe ser seguida por un tercero a fin replicar los resultados obtenidos. En este sentido, se debe informar cuál es el espacio de medidas que se emplea para almacenar los datos (ángulos o píxeles), tamaño del monitor, distancia entre el registrador ocular y la persona que ejecuta la tarea, y si los movimientos de cabeza se encuentran restringidos o son libres. En este último punto, es crucial realizar un procesamiento *a posteriori* de las posiciones cuando se trate de un marco de referencia móvil.

Participantes: individuos que realizan las tareas propuestas por el experimento y sus características intrínsecas que los describen, como el sexo, el género, la edad, la agudeza visual, impedimentos visuales, estado mental, pericia y psicopatología. Si bien se puede

³Expresión en inglés que se refiere a cualquier señal o dato que distorsiona los resultados reales del seguimiento ocular.

detallar cada una, el alcance de tal análisis excede los límites de un experimento de *eye tracking* tradicional, pero resulta importante poder comprender cómo pueden afectar a los datos obtenidos.

Calibración y Exactitud: la calibración consiste en una serie de acciones necesarias para algunos dispositivos a fin de asegurar la calidad de los datos registrados. En general, existen diversas técnicas que pueden facilitar y automatizar este paso, y dependerá del grado de exactitud que se busca durante el experimento. Dependiendo del tipo de tarea que se vaya a realizar y a la calidad de los datos que se desee obtener, la necesidad de mecanismos de calibración *a priori* se incrementa y se torna más complejo asegurar un registro limpio.

Características del Experimento: éstas se refieren a los aspectos vinculados a la idoneidad de la persona encargada de conducir el experimento, las instrucciones de las tareas a realizar, la duración de cada prueba y los parámetros empleados para las medidas de *eye tracking*

A modo de resumen visual, la Figura 2.2 muestra cómo es el proceso de registro de datos que se realiza durante un experimento de *eye tracking* teniendo en cuenta los pasos descritos previamente. Este esquema presenta un dispositivo de registro basado en cámaras de video de alta velocidad, que registra la pupila-córnea para identificar donde observa el participante. Se define una distancia entre la pantalla y el participante, típicamente de 60 centímetros, aunque este valor puede variar de acuerdo al tamaño del monitor y a la resolución del mismo.

En el caso del participante, se emplea un aparato auxiliar para apoyar la cabeza y el mentón, y de esa manera minimizar los movimientos involuntarios que puedan introducir ruido en la señal. Esta decisión tiene en cuenta el tipo de dispositivo de registro y su utilización puede variar de acuerdo al tipo de tarea a realizar.

Los Capítulos 4 y 5 emplean la configuración anterior en función de los recursos con los que dispone el Laboratorio de Desarrollo en Neurociencias Cognitivas, en tanto que el Capítulo 6 emplea un conjunto de datos registrado por otro laboratorio, con todos los parámetros comunicados adecuadamente.

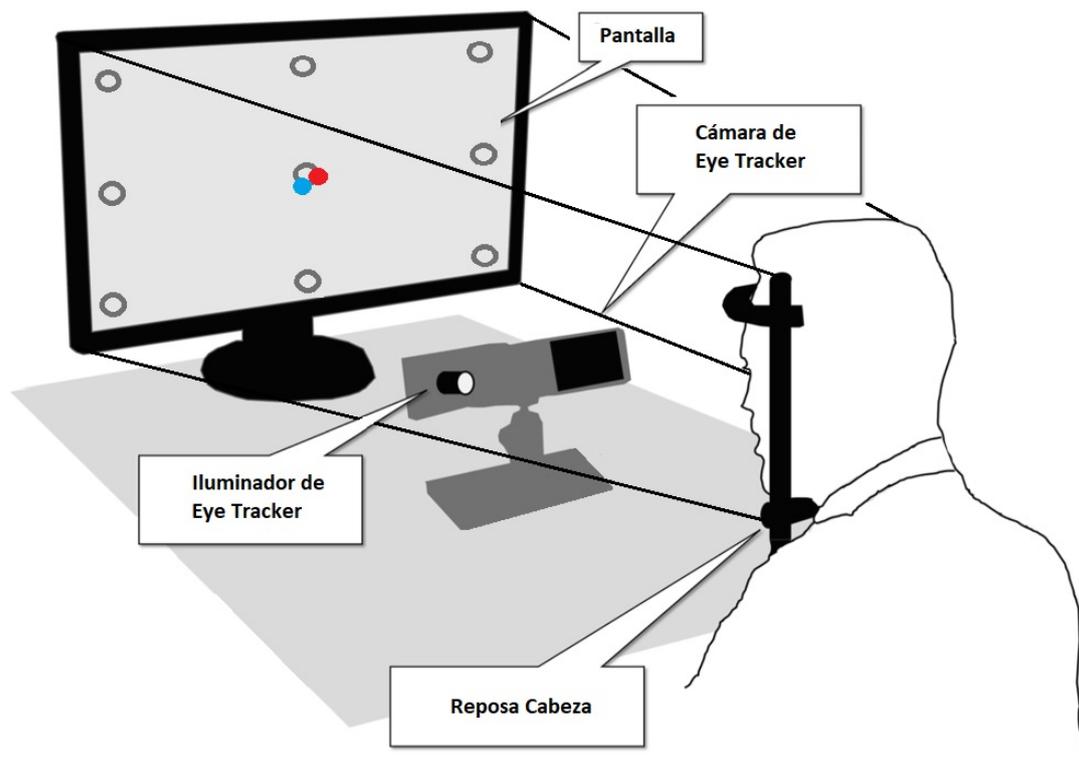


Figura 2.2: Proceso de Calibración de un *Eye Tracker* mediante el esquema de 9 puntos, que consiste en mirar a cada uno de los puntos dispuestos en la pantalla para asegurar que el dispositivo registra los movimientos de manera adecuada. Imagen adaptada de Nyström et al. (2023)

2.3. Técnicas de *Eye Tracking*

Dentro de las múltiples técnicas empleadas para el registro de movimiento ocular, se destacan algunas que siguen dominando el campo hasta la actualidad. Sus ventajas y desventajas deben ser analizadas por los expertos al momento de conducir su experimento en función de los factores explicados en la Sección 2.2. Dichas técnicas para registrar los movimientos oculares son:

P-CR. El seguimiento ocular basado en video P-CR fue introducido por Merchant (1967) y es una de las técnicas más empleadas en la actualidad. La 'P' se refiere al centro de la pupila en la imagen de la cámara y la 'CR' a uno o más centros de reflexión en la córnea provenientes de iluminadores infrarrojos en el registrador ocular. Los registradores oculares P-CR estiman la dirección de la mirada como una función de las posiciones relativas de las coordenadas P y CR en el sistema de coordenadas de píxeles de la imagen de video.

Existen más tipos y modelos de P-CR que de cualquier otra técnica de medición y los precios varían ampliamente. Hay una gran cantidad de software para la presentación de estímulos y para el procesamiento y análisis de datos, con lo cual la curva de aprendizaje es más baja que con otros métodos de seguimiento ocular. Sin embargo, varios problemas en la detección de la pupila como el de la reflexión corneal, pueden afectar la calidad de los datos en lo referido a la dirección de la mirada y al tamaño de pupila. Los dispositivos P-CR presentan algunos inconvenientes relacionados con el tamaño de la pupila y con el acortamiento de la pupila en sentido vertical. La refracción en la córnea altera el tamaño de la pupila en la imagen de la cámara y su posición con respecto al umbral de detección (Villanueva et al., 2008). La oclusión de la pupila y el uso de rímel pueden interferir en la detección de la pupila. Los iris azules tienden a generar una menor precisión debido al bajo contraste entre la pupila (oscura) y el iris, bajo la luz infrarroja.

DPI. El sistema de imágenes Dual-Purkinje (DPI) es un registrador ocular analógico que estima la dirección de la mirada, es decir, hacia dónde se encuentra mirando la persona, basándose en el movimiento relativo de la reflexión infrarroja en la córnea (P1) en comparación con la reflexión en la parte posterior del cristalino (P4). Los términos P1 y p4 se corresponden con las imágenes Purkinje que son los reflejos de objetos en la estructura de los ojos, y son visibles al menos cuatro en el ojo normal (P1, P2, P3, P4). El sistema reporta los valores de P1, la dirección de la mirada, así como la traslación y rotación de los movimientos oculares (en función de P1 y P4) representados como voltajes (Crane y Steele, 1985).

Como el DPI produce una señal continua, ésta se puede digitalizar a la frecuencia de muestreo deseada mediante un convertidor analógico-digital. Las restricciones internas de ancho de banda limitan la frecuencia máxima de muestreo a 39kHz.

Aunque el DPI fue durante mucho tiempo el instrumento de medición de movimiento ocular utilizado en muchos laboratorios de psicología, su principal inconveniente es que es una máquina voluminosa y sensible, construida con optoelectrónica de los años 70. Sin embargo, el DPI basado en cámaras desarrollado por Rucci et al. (2021) tiene una calidad de datos comparable al sistema analógico original y está construido con electrónica moderna, lo que podría reactivar esta técnica de medición.

Basado en imágenes de la retina. Este tipo de seguimiento ocular se basa en imágenes de la retina y consiste en capturar imágenes de alta resolución de la parte

posterior del ojo, específicamente de la retina (el disco óptico, los vasos sanguíneos y otras características más pequeñas). Fue realizado por primera vez por Cornsweet (1958). Un algoritmo de visión por computadora proporciona un análisis del movimiento de las características en la imagen obtenida de la cámara e infiere los movimientos oculares. Los registradores oculares basados en imágenes retinianas son los más precisos y exactos de todos los existentes.

Los registradores basados en la retina que tienen la mayor velocidad y la mejor precisión se construyen preferentemente a partir de imágenes de escaneo, específicamente de oftalmoscopios láser de escaneo (SLO⁴).

Los sistemas de imágenes retinianas también suelen bloquear la vista hacia adelante, lo que dificulta la presentación de estímulos. Sin embargo, esto podría cambiar ya que (Bartuzel et al., 2020) describen un sistema de imágenes retinianas que permite la presentación de estímulos mientras se graba con una alta frecuencia de muestreo (1240Hz).

Los sistemas de seguimiento ocular basados en imágenes retinianas utilizan un marco de referencia para calcular el movimiento ocular, generando una película estabilizada y una traza de movimiento. Las distorsiones en este marco pueden generar inconsistencias en la traza, que si no se corrigen, se manifiestan como picos en el espectro de potencia del movimiento ocular.

El compromiso que existe entre precisión y rango ha hecho que sean más útiles para estudiar los movimientos oculares durante la fijación estable Bowers et al. (2019). Los registradores oculares retinianos se han utilizado principalmente en aplicaciones de oftalmología, a menudo relacionadas con enfermedades de la retina y cómo estas se manifiestan en la visión y los movimientos oculares más pequeños.

2.4. Estímulos Visuales

Un elemento crucial en un experimento de *eye tracking* es la elección del estímulo que se presentará al participante para realizar una determinada tarea y que por lo tanto será un factor crucial en su éxito. Este estímulo puede ser categorizado en dos grandes grupos de acuerdo a Holmqvist et al. (2011); Holmqvist y Andersson (2017) teniendo en cuenta su naturaleza:

⁴Scanning Laser Ophthalmoscopy

- *Artificiales*, donde los elementos que componen la escena visual se encuentran previamente seleccionados y sus propiedades (color, forma, tamaño, etc.) ya están definidas y pueden ser controladas durante el experimento.
- *Naturales*, donde los elementos que integran la escena visual y por lo tanto sus propiedades, no pueden ser definidos por la persona encargada de conducir el experimento.

El caso de particular de las escenas naturales resulta de interés cuando se requiere llevar a cabo una tarea que se ajuste lo más posible a las condiciones de la vida real. Por ejemplo, como se muestra en la Figura 2.3, la acción de conducir una bicicleta en un circuito definido refleja la utilidad de este tipo de estímulo para comprender los mecanismos de atención empleados para navegar un espacio. Sin embargo, ante la imposibilidad de poder controlar factores como el clima, la iluminación, las distracciones sonoras, o cualquier factor de fuerza mayor, resulta complejo extrapolar los resultados a otras actividades. Para ello se debería asegurar que las propiedades de cada objeto que se presenta en la escena sea lo más semejante posible para la comparación, lo cual resulta imposible en la práctica. Asegurar que durante el transcurso de la escena natural no se produzca ningún evento que altere el foco de atención principal esperado por el participante, es el principal reto de estos estímulos.

A fin de poder solucionar este problema, se introducen las escenas artificiales, que son previamente diseñadas por los responsables del experimento. Esto permite generalizar un comportamiento al poder controlar todas las características de los objetos que componen la escena visual. De esta manera, los expertos pueden diseñar escenas simples como una serie de objetos dispuestos en pantalla, donde la cantidad de características que se pueden manejar son pocas (tamaño, color, posición, etc.), hasta escenas complejas como un videojuego, donde la cantidad es mucho mayor en comparación, pero aún siguen bajo control del experto.

Dentro del diseño de estímulos artificiales, se puede distinguir dos subgrupos que son: estáticos y dinámicos. Los estímulos artificiales estáticos son aquellos cuyo contenido visual se mantiene invariante durante el desarrollo del experimento y no puede ser alterado por la interacción del participante. Por ejemplo, presentar un texto para que el participante pueda leerlo (Figura 2.4 A). Por otro lado, los estímulos artificiales dinámicos comprenden aquellos que cambian su contenido a medida que transcurre la sesión de registro ocular,



Figura 2.3: Registro ocular mientras el participante conduce una bicicleta, donde el círculo rojo constituye un fijación. Imagen basada en Ma et al. (2024)

o bien, cuyo contenido cambia debido a la intervención del participante o del responsable de conducir el experimento. Por ejemplo, analizar los movimientos oculares mientras se juega un videojuego, implica que ciertos elementos visuales que componen la escena modifican alguna de sus propiedades (posición, tamaño, etc) en respuesta a una interacción ejecutada por el participante (*click* con el *mouse* o pulsar una tecla) (Figura 2.4 B).

Finalmente, es importante destacar que la elección del estímulo debe tener en cuenta qué se espera del participante para no comprometer el foco de atención principal con comportamientos más dominantes. Por ejemplo, como explica Holmqvist et al. (2011),



Figura 2.4: Diferentes tipos de estímulos artificiales. (A) Estático: Lectura de texto (B) Dinámico: Videojuego en primera persona

los rostros humanos o las personas tiene mayor relevancia sobre otros objetos; esto puede perjudicar el desarrollo de una tarea cuyo objetivo es uno totalmente distinto al de identificar personas. Wolfe y Horowitz (2004) exploran diferentes atributos que pueden o no contribuir a captar la atención de un participante, lo cual resulta importante para elegir y/o diseñar estímulos robustos que permitan alcanzar el objetivo de investigación propuesto.

2.5. Medidas

En esta sección, se detallan varias medidas relevantes para el comportamiento oculomotor (Komogortsev et al., 2013), que son producto de fijaciones, sacadas, *smooth pursuit*⁵, parpadeos y paradigmas de búsqueda visual.

Una listado más exhaustivo de las diferentes medidas que se pueden obtener de datos de *eye tracking* se puede encontrar en los trabajos de Holmqvist y Andersson (2017); Holmqvist et al. (2011); Mahanama et al. (2022). La Figura 2.5 muestra cómo se representan visualmente eventos como fijación, sacada, transición y *gaze*, entre otros, en un registro de movimientos oculares. Una fijación es un periodo de tiempo durante el cual los ojos permanecen relativamente quietos sobre cierto punto del campo visual. Las fijaciones consecutivas que se disponen espacialmente una cerca de otra dan lugar al *gaze*, que es un área de atención relevante para el participante. Una sacada se define como un movimiento balístico ininterrumpido entre un par de fijaciones. Cuando una sacada conecta dos fijaciones que se encuentran en AOIs diferentes, se denomina transición.

2.5.1. Medidas de fijación

Las medidas basadas en fijaciones son ampliamente utilizadas en investigaciones de seguimiento ocular. Aquí, las fijaciones se identifican inicialmente mediante algoritmos como I-VT, I-HMM (basados en velocidad), I-DT, I-MST (basados en dispersión) e I-AOI (basados en área) (Salvucci y Goldberg, 2000). Esta información se utiliza para obtener diferentes medidas, siendo las más relevantes las que se describen a continuación:

⁵Seguimiento Suave

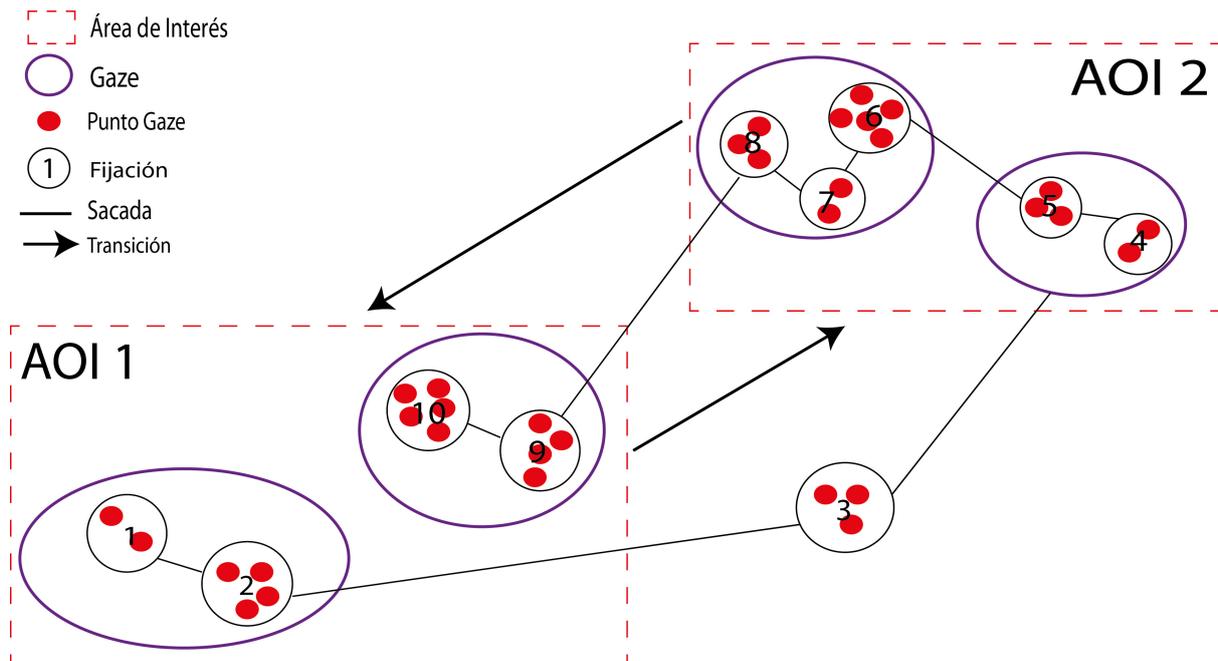


Figura 2.5: Descripción visual de los principales eventos de un registro de *eye tracking*. A modo general, existen 2 grandes tipos de eventos que son: las fijaciones (que determinan el lugar al cual está mirando un participante en un momento dado, y que constituyen el *gaze*, que es un región de atención) y las sacadas (que son los movimientos que identifican el cambio entre fijaciones). Las fijaciones se encuentran numeradas para indicar el orden temporal en el que se efectuaron las mismas. Por otro lado, se encuentran definidas las Áreas de Interés (AOI) para identificar las regiones espaciales del estímulo que resultan relevantes.

Conteo

El conteo es el número de fijaciones identificadas en un período de tiempo dado. Las mismas pueden ser contabilizadas empleando el estímulo de manera global o dentro de un área de interés específica (AOI) (Holmqvist y Andersson, 2017). Este conteo se ha utilizado para determinar, entre otras cosas, la importancia semántica (Yarbus, 2013), la eficiencia y dificultad en la búsqueda (Jacob y Karn, 2003), determinadas disfunciones neurológicas (Biondi et al., 2018a) y el impacto de la experiencia previa (Megaw y Richardson, 1979).

Duración

La duración de la fijación indica el período en el que los ojos permanecen quietos en una posición (Salvucci y Goldberg, 2000). Generalmente, las fijaciones duran entre

200–300 ms y fijaciones más largas indican un procesamiento cognitivo más profundo (Rayner, 1978). También pueden durar varios segundos (Karsh y Breitenbach, 2021) o ser tan cortas como 30–40 ms (Rayner, 1978). Además, la distribución de las duraciones de las fijaciones suele estar sesgada positivamente, en lugar de ser gaussiana (Staub y Benatar, 2013). La duración promedio de la fijación se usa comúnmente como referencia para comparar datos de duración a diferentes niveles. Por ejemplo, en una organización jerárquica de AOIs aplicada a un texto, se puede tener duración a nivel de palabra, de oración, de párrafo y texto completo. Comparando la duración promedio de fijación entre AOIs, se pueden identificar áreas observadas por más tiempo que otras.

2.5.2. Medidas de sacadas

Amplitud

La amplitud de una sacada es la distancia recorrida durante el movimiento ocular. Se mide en grados visuales (distancia angular) o en píxeles y puede aproximarse mediante la distancia euclidiana entre puntos de fijación (Holmqvist y Andersson, 2017; Holmqvist et al., 2011). La amplitud depende de la tarea visual, siendo más limitada en tareas de lectura (Rayner, 1978).

Dirección

La dirección (o trayectoria) de una sacada o de una secuencia de sacadas es otra medida descriptiva útil. Puede representarse como valor absoluto, relativo o discretizado (Holmqvist et al., 2011). Por ejemplo, las direcciones absolutas de las sacadas se han usado para analizar la predictibilidad de objetivos (Walker et al., 2006) y la orientación visual (Foulsham et al., 2008).

Velocidad

La velocidad de las sacadas se calcula derivando la serie temporal de los datos de posición de la mirada. Se ha encontrado que la velocidad de las sacadas disminuye con el cansancio, la privación de sueño y ciertas condiciones neurológicas, pero aumenta con la dificultad de la tarea (Galley, 1993) y el valor intrínseco de la información visual (Xu-Wilson et al., 2009).

Latencia

La latencia sacádica mide el tiempo entre la aparición de un estímulo y el inicio de la sacada (Andersson et al., 2010). Este valor ha mostrado potencial como biomarcador en estudios de enfermedades neurológicas como Parkinson (Michell et al., 2006).

Frecuencia

La frecuencia sacádica es el número de movimientos sacádicos por unidad de tiempo. Disminuye con el aumento de la dificultad de la tarea y la fatiga, y aumenta en sujetos con trastornos neurológicos durante el seguimiento suave (O'Driscoll y Callahan, 2008).

Ganancia

La ganancia sacádica es la relación entre la amplitud inicial de una sacada y la distancia al objetivo. Esta medida se usa para evaluar la precisión del movimiento ocular y sugiere estrategias adaptativas individuales bajo diferentes condiciones (Lisi et al., 2019).

2.5.3. Medidas de *Smooth Pursuit*

Dirección

Indica la dirección en la que se mueven los ojos cuando siguen un estímulo en movimiento. La exactitud del *smooth pursuit* depende de la dirección del movimiento del objeto, y es mayor cuando se trata de movimientos horizontales en lugar de verticales (Rottach et al., 1996).

Velocidad

La velocidad del *smooth pursuit* es generalmente más baja que la de las sacadas, pero se encuentra influenciada si la persona fue previamente entrenada para seguir objetos en movimiento (Bahill et al., 1984).

Aceleración

La aceleración del *smooth pursuit* es el segundo momento de la posición de la mirada. Esta métrica se usa para analizar cómo los estímulos visuales y el conocimiento previo de las trayectorias de los objetos afectan los movimientos oculares (Kao y Morrow, 1994).

2.5.4. Medidas de Parpadeo

Frecuencia

Se refiere a la cantidad de parpadeos realizados por minuto cuando una persona se encuentra observando cierto estímulo. En general, los parpadeos se encuentran influenciados por cuestiones externas, como la iluminación y el entorno, así como internas, siendo la fatiga de la persona o el grado de concentración (Shin et al., 2015) las más comunes.

Amplitud

Se refiere a la distancia recorrida por el párpado superior en dirección descendente hacia el párpado superior. Típicamente se emplea para cuantificar fatiga y dificultad de una tarea (Cardona et al., 2011), donde los parpadeos incompletos tienen un mayor porcentaje de ocurrencia cuando la exigencia demanda un largo periodo de tiempo.

2.5.5. Medidas de Búsqueda Visual

Se refiere a medidas empleadas para cuantificar y caracterizar el comportamiento visual propio de un participante cuando desempeña una tarea. Si bien existen múltiples medidas, todas son elaboradas a partir de los conceptos de fijación y sacada.

Dentro de las más relevantes se encuentran:

- Similitud de *Scanpath*: emplea el *scanpath* de un participante, que representa el patrón de fijaciones y sacadas generado como consecuencia de los movimientos oculares realizados durante un periodo de tiempo específico (Holmqvist y Andersson, 2017).

Este es un enfoque basado en edición de cadenas y vectores para determinar qué tan similares fueron las trayectorias seguidas por un par de participantes.

- El Tiempo hasta la Primera fijación en un AOI: determina cuanto tiempo le toma al participante fijar un AOI en particular por primera vez. Se emplea generalmente como medida de eficiencia de búsqueda visual en trabajos de evaluación de interfaces (Jacob y Karn, 2003).
- Densidad de la Matriz de Transiciones: desarrollada por Goldberg y Kotval (1999) permite determinar que tan eficiente es la búsqueda visual de un participante.

Primeramente, se define una matriz de transiciones como la representación matricial $A = [a_{ij}]$ de un *scanpath*, en donde se contabiliza cada transición $i \rightarrow j$ y se agrega el correspondiente valor a la celda a_{ij} de la matriz. Usando dicha matriz, se calcula un valor de densidad teniendo en cuenta, por ejemplo, la cantidad la cantidad de valores no nulos. Una densidad muy baja indica que la búsqueda fue directa, en tanto que una mayor densidad es consecuencia de una búsqueda ineficiente debido a un comportamiento aleatorio.

- Probabilidad de Transición de la Mirada: permite a partir de una matriz de transiciones, determinar cuál es la probabilidad de que se produzca una transición de un AOI a otro (Jayawardena et al., 2020; Vandeberg et al., 2013).

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Capítulo 3

Visualización de Datos

3.1. Introducción

La visualización de datos es el proceso de representar información de manera gráfica para facilitar su comprensión y análisis (Tufté y Graves-Morris, 1983). Actualmente se ha consolidado como una herramienta fundamental en distintos campos, dado que permite la exploración efectiva de grandes volúmenes de datos y una toma de decisiones guiada por datos. La capacidad de generar representaciones visuales intuitivas permite identificar patrones, tendencias y anomalías que, de otro modo, no podrían ser detectadas debido a las limitaciones del procesamiento cognitivo humano (Ware, 2013).

Hoy en día, la visualización de datos no se limita a gráficos estáticos, sino que se ha expandido a entornos interactivos y dinámicos que ofrecen a los usuarios la capacidad de explorar datos desde múltiples perspectivas (Dimara y Perin, 2019). Esta capacidad de interacción proporciona una mayor flexibilidad en el análisis y la interpretación de los datos, permitiendo una exploración más profunda que se ajusta a las necesidades de los usuarios. Por lo tanto, se analizarán las diferentes técnicas de visualización y los mecanismos de interacción asociados que faciliten el análisis visual de los datos, con el propósito de fundamentar el marco teórico y metodológico de esta investigación.

En resumen, este capítulo tiene como objetivo proporcionar una revisión de distintos tipos de técnicas de visualización de datos provenientes de dispositivos de seguimiento ocular, abordando las decisiones teóricas y prácticas propias de cada una. Dado que los datos recopilados a través de experimentos de *eye tracking* poseen una naturaleza multi-dimensional, temporal y espacio-temporal, es que se propone una organización similar para

este capítulo. Esta organización permite analizar las diferentes técnicas que constituyen la base para el desarrollo de métodos especializados en la visualización de datos de *eye tracking*, los cuales se detallarán posteriormente.

3.2. Técnicas para Datos Multidimensionales

Este tipo de técnicas están enfocadas en el manejo de grandes volúmenes de datos con un alto número de dimensiones. Debido a las limitaciones de la percepción humana, resulta necesario representar los datos en un espacio de baja dimensionalidad (2D o 3D) que conserve la estructura original del conjunto de datos. En el contexto de la visualización de datos, preservar la estructura significa que los datos deben ser representados de tal forma que la información clave, como las relaciones espaciales, jerárquicas o secuenciales entre los datos, se mantenga fiel a su forma original. Por ejemplo, se busca que los patrones de agrupamiento como los *clusters*¹, los *outliers*², las tendencias, etc., continúen presentes en esta nueva representación de los datos.

A continuación, se presenta el marco de referencia propuesto por Chan (2006) que clasifica las diversas técnicas de visualización multidimensional en cuatro categorías: geométricas, basadas en píxeles, jerárquicas e iconográficas. Adicionalmente a esta organización se incorpora un nuevo tipo de técnica denominada métodos de proyección (Dzemyda et al., 2013) usadas para pasar de un espacio \mathbb{R}^n a uno \mathbb{R}^d , donde $d < n$. Para los fines de esta tesis, esta organización constituye un marco adecuado para los objetivos establecidos en la Sección 1.2.

3.2.1. Proyección Geométrica

Este tipo de técnica está basada en la transformación y proyección de un conjunto de datos en un espacio cartesiano, como puede ser un plano en el caso de un gráfico de dispersión (de ahora en más *scatterplot*), así como cualquier representación espacial arbitraria, como sucede en el caso de las coordenadas paralelas. En este caso se tiene que tener en cuenta que la forma en que se dispongan espacialmente las dimensiones pueden afectar la percepción que tengan las personas sobre la estructura del conjunto de datos.

¹Subconjunto de datos que son semejantes entre sí.

²Valores atípicos que difieren del comportamiento general.

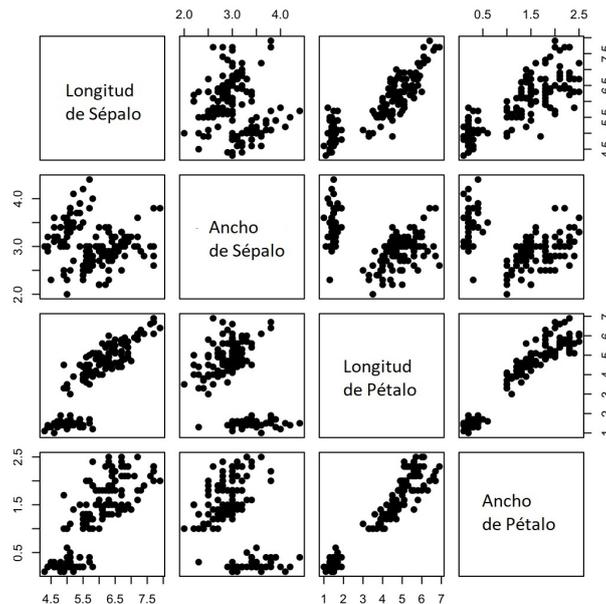


Figura 3.1: Matriz de *Scatterplots* empleada para representar el *dataset* Iris. Figura generada usando el software R.

Las implementaciones más relevantes que hacen uso de la proyección geométrica para visualizar datos son:

Matriz de *Scatterplots*: es una matriz de $N \times N$ donde N es el número de dimensiones del conjunto de datos y donde cada celda contiene un *scatterplot* que muestra la relación entre dos variables diferentes empleando los ejes x e y .

Es importante notar que al tratarse de una organización matricial espacial, se pueden tener *scatterplots* duplicados que representan al mismo par de atributos. Además, cuando el número de instancias en el *dataset* es muy grande se puede producir una sobrecarga visual cuando se grafican. Para ello se pueden emplear técnicas de muestreo para reducir la cantidad de puntos o bien emplear técnicas de interacción que permiten seleccionar los puntos que resultan de interés.

Coordenadas Generales de Líneas (GLC). Son técnicas de visualización que permiten representar datos multidimensionales mediante líneas, permitiendo una proyección sin pérdida de información en espacios 2D o 3D. Estas técnicas incluyen variantes ampliamente utilizadas en la actualidad, como las Coordenadas Paralelas y las Coordenadas Radiales. En ambas, los puntos de datos se representan mediante polilíneas que conectan los ejes de cada dimensión, facilitando la visualización de relaciones entre múltiples variables.

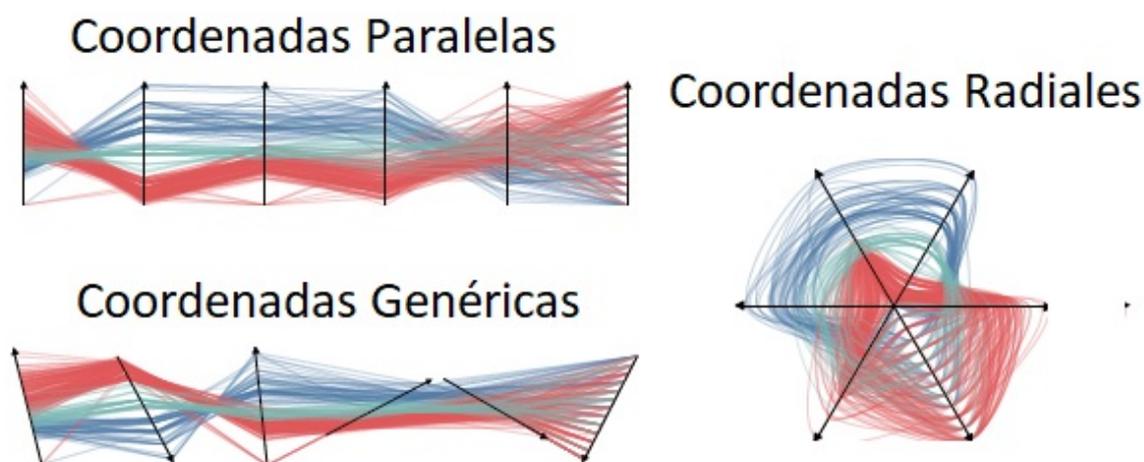


Figura 3.2: Distintas variantes de GLC, donde destacan mayormente las Coordenadas Paralelas, las Coordenadas Radiales y las Coordenadas Genéricas.

En términos generales, tanto las dimensiones como los puntos de datos son representados mediante líneas, en donde las primeras deben ser organizadas espacialmente siguiendo algún criterio. Las dimensiones pueden ser organizadas en el plano como ejes verticales equidistantes (Coordenadas Paralelas (Inselberg y Dimsdale, 1990)), de forma radial compartiendo un origen común (Coordenadas Radiales (Draper et al., 2009; Zhou, 2022)) o de forma libre donde se debe especificar la orientación y el sentido de las dimensiones (GLC Genérica (Luque et al., 2021)) (ver Figura 3.2).

Un problema recurrente en este tipo de visualizaciones es el espacio en pantalla disponible cuando el número de dimensiones es muy grande. Algunas soluciones posibles consisten en construir variantes jerárquicas de las dimensiones (Fua et al., 1999), que permitan solo usar las dimensiones más representativas que mantengan la estructura original del conjunto de datos. Otra variante consiste en organizar las dimensiones en tuplas para reducir el número a la mitad y mejorar el uso del espacio disponible (Luque et al., 2024b).

Tabla Multidimensional. Es una de las técnicas más empleada debido a la claridad de su organización, ya que las filas representan los *items* de datos y las columnas las dimensiones (Rao y Card, 1994). La idea simple, pero eficaz, de la visualización basada en tabla consiste en mantener la disposición tabular de las planillas de cálculo, pero sustituyendo la representación textual de los valores de los datos por una representación visual. La representación visual no sólo facilitará la interpretación de los datos, sino

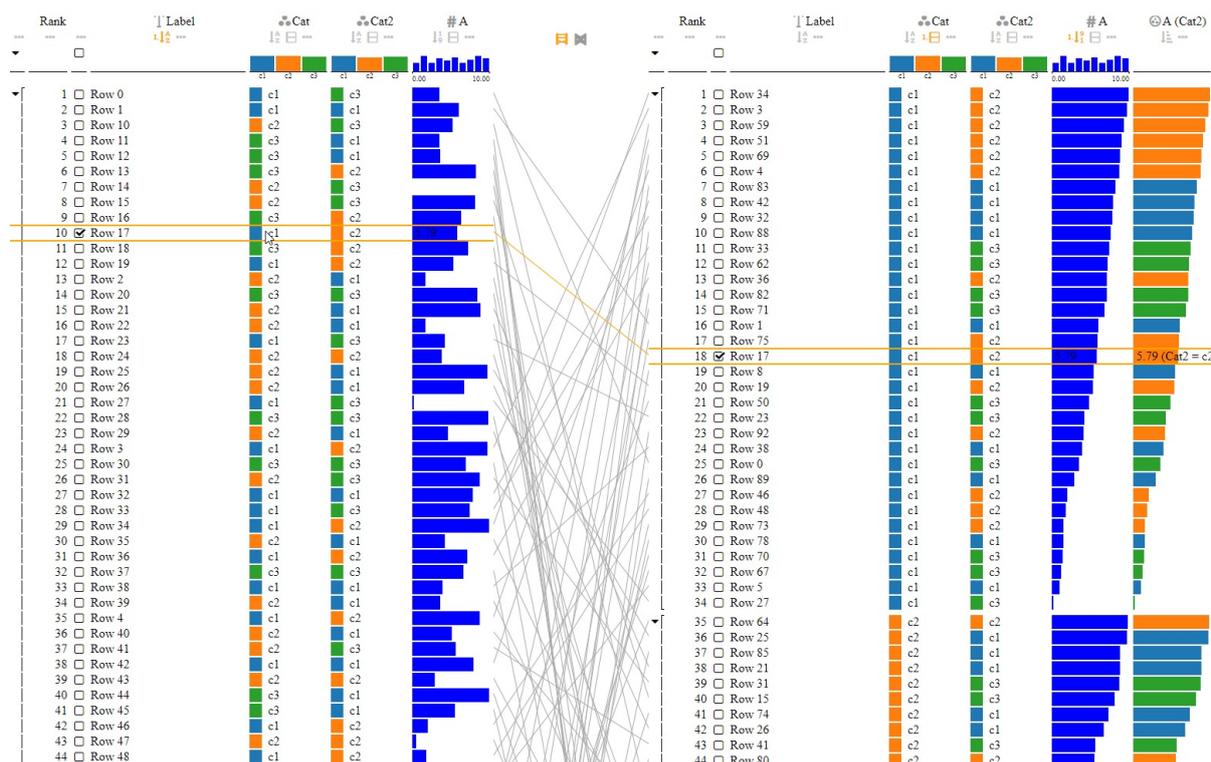


Figura 3.3: Implementación de una tabla multidimensional empleando LineUpjs (Gratzl et al., 2013b).

que requerirá menos espacio de visualización. Dependiendo del dominio de datos de un atributo, resultan adecuadas diferentes codificaciones visuales, siendo el coloreo de las celdas una de los enfoques más empleados. Una alternativa para los datos cuantitativos es incrustar barras en las celdas de la tabla y variar la longitud de las barras en función de los valores de los datos (ver Figura 3.3). Por otro lado, las columnas juegan un papel fundamental ya que ofrece representaciones visuales que condensan el comportamiento particular de una dimensión.

3.2.2. Orientadas a Píxeles

Este tipo de técnica se basa en emplear los píxeles de la pantalla para representar cada uno de las instancias de un conjunto de datos. Para el caso de datos n -dimensionales, es necesario emplear n píxeles para representar un dato particular además de un color que sirva para mapear los valores de las dimensiones. El coloreo se puede hacer en función de los valores absolutos o empleando distancias a un valor base para representar cambios.

Algunas variantes de este tipo de visualización pueden ser:

Segmentos de círculos: en donde el conjunto de datos se representa mediante un

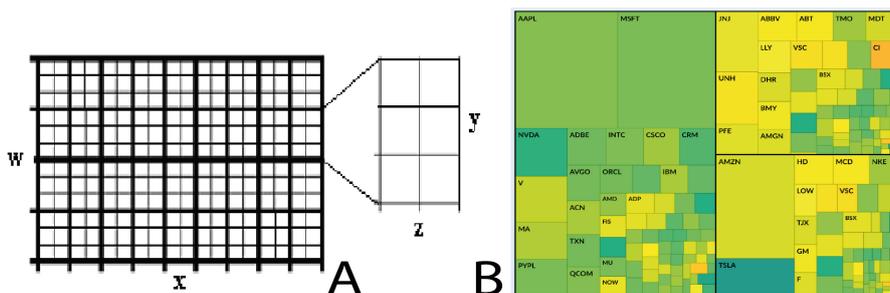


Figura 3.4: Métodos de Visualización Jerárquicos. (A) Apilamiento dimensional (LeBlanc et al., 1990) y su mecanismo de construcción. (B) *TreeMap* (Shneiderman, 1992) que representa la participación de mercado del índice SP500.

circulo dividido en segmentos, donde cada uno corresponde a una dimensión y los valores son representados por un único píxel correspondiente al segmento.

Gráfico de Barra de Píxeles: Esta técnica adapta el concepto tradicional de un gráfico de barras, que generalmente representa valores agregados de una dimensión, para representar cada punto de datos individual en lugar de valores resumidos.

3.2.3. Visualización Jerárquica

El propósito de estas técnicas es subdividir el espacio disponible de forma conveniente y eficiente para mostrar las dimensiones de los datos (ver Figura 3.4). En el caso del Apilamiento Dimensional (LeBlanc et al., 1990) se busca particionar el espacio de datos en subespacios bidimensionales que luego son apilados uno encima de otro. O bien se puede usar un enfoque de subdivisión jerárquica basada en los valores de las dimensiones como se realiza en *TreeMap* (Shneiderman, 1992).

3.2.4. Iconografía

Emplea una representación basada en íconos o glifos para mostrar un dato multidimensional, donde cada característica visual representa el valor de una dimensión. Esta variante explota la capacidad pre-atentiva que tienen las personas para detectar patrones y variaciones en formas. No obstante, ciertas dimensiones pueden ser más significativas que otras, lo que influye en diversos aspectos visuales del glifo construido. Para algunos dominios específicos hay que tener en cuenta que los glifos que se construyan deben guardar algún tipo de relación con la tarea que se intenta resolver.

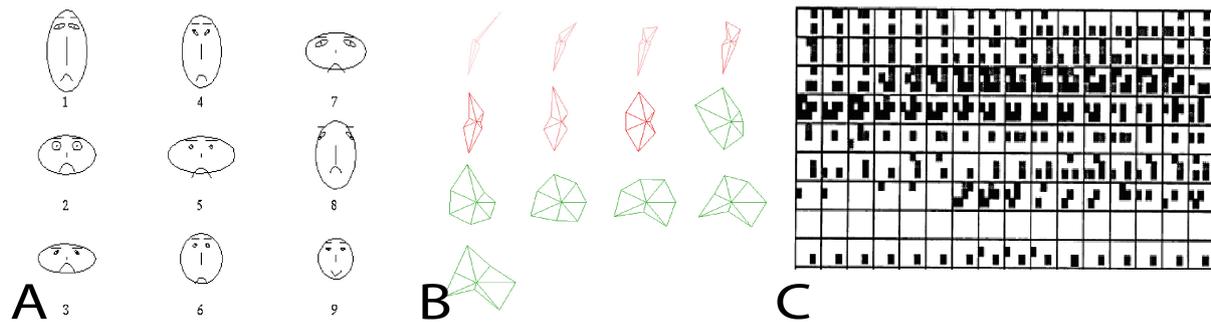


Figura 3.5: Distintas representaciones de técnicas de glifo. (A) Caras de Chernoff (Chernoff, 1973). (B) Glifos Estrella (Ware, 2012; Fuchs et al., 2014). (C) Glifos basados en forma (Beddow, 1990), donde cada ítem de dato se representa por un arreglo de píxeles y se colorea cada uno en función del valor de la dimensión asociada.

Ejemplos destacados de técnicas de visualización basadas en glifos incluyen:

Caras de Chernoff: esta técnica (Chernoff, 1973) consiste en representar los ítems de un conjunto de datos en glifos que representen caras donde cada dimensión es mapeada a una característica facial diferente, como ojos, boca, etc. (Figura 3.5 A) La forma, tamaño, posición y orientación de cada una estas características se corresponde con los valores de cada dimensión del conjunto de datos.

Sin embargo, es importante tener en cuenta que algunas características faciales pueden ser percibidas con mayor facilidad y otras no, por lo cual hay que realizar una correcta elección de las dimensiones que sean de interés.

Glifo Estrella: basados en los gráficos estrella donde cada dimensión es representada por un eje que comparte un centro común y una poligonal que conecta los valores sobre cada eje (Ware, 2012; Fuchs et al., 2014) (ver Figura 3.5 B).

Textura, Color y Forma: se busca aprovechar los canales visuales de textura (Tang et al., 2006), color (Levkowitz, 1991) y forma (Keim, 1997) para codificar la información correspondiente a los valores de las dimensiones que se desean visualizar. En el caso del color, cada píxel representa un ítem del conjunto de datos y se encuentra conformado por los distintos valores que lo representan. Un procedimiento similar se lleva a cabo para la textura y la forma, donde la primera da lugar a mapas de relieve que resultan más fáciles de comprender, y la segunda a representaciones que permiten analizar y comprar formas (ver Figura 3.5 C).

3.2.5. Métodos de Proyección

Dado que los conjuntos de datos actuales resultan cada vez más complejos y cuentan con una gran cantidad de dimensiones, muchas veces las técnicas descritas anteriormente no pueden ser aplicadas o no resultan convenientes para visualizar e interactuar con ellos. Bajo estas condiciones, las representaciones visuales podrían sufrir una sobrecarga visual, y la interacción podría resultar engorrosa y costosa. El uso de métodos de análisis computacional automático tiene como objetivo extraer las características esenciales de los datos. Mostrar estas características clave en lugar de los valores originales reduce la complejidad de las representaciones visuales y facilita una visión general inicial de los datos. Desde una perspectiva del análisis visual de datos, el desafío principal radica en determinar adecuadamente los valores que deben visualizarse en el espacio de visualización disponible (Tominski y Schumann, 2020).

Para abordar este problema, ha surgido una nueva familia de técnicas que buscan disminuir el número de dimensiones de los datos. El objetivo es identificar qué dimensiones contienen información relevante y enfocar el análisis en ellas, desestimando las menos significativas. La reducción de la dimensionalidad implica proyectar elementos de datos desde un espacio de alta dimensionalidad a uno de menor dimensionalidad, de manera que se preserve la mayor cantidad posible de la información original.

Estos nuevos espacios buscan conservar las propiedades originales del conjunto de datos (como topología, distancias u otras medidas de proximidad) a fin de no afectar la estructura global y local necesarias para detectar patrones y valores atípicos. La manera de poder realizar esta conversión es por medio de transformaciones, donde las mismas puede ser lineales o no lineales, dependiendo de la naturaleza de los datos. Actualmente, la complejidad de los conjuntos de datos exige el uso de transformaciones no lineales que buscan capturar las relaciones entre dimensiones.

Existen diferentes enfoques para realizar esta proyección, y su diferencia radica en el procedimiento matemático empleado y como se preservan los datos en el espacio proyectado. A continuación, se detallan algunos de los métodos más utilizados en la literatura.

Análisis de Componentes Principales (PCA³): desarrollada por Pearson (1901), es una de las técnicas de transformación lineal más empleadas en el análisis de datos. Su particularidad es que la mayor parte de la información está contenida en algunas pocas

³Principal Component Analysis

componentes que representan la mayor varianza de los datos. La primera componente se alinea con la dirección de mayor varianza en los datos originales, en tanto que el resto de las componentes maximizan la varianza.

Escalado Multidimensional: emplea una matriz de proximidad entre todos los pares de datos, donde la proximidad es calculada empleando alguna métrica de distancia. La técnica busca que las distancias en el espacio de baja dimensionalidad sean lo más semejantes posible a las del espacio de alta dimensionalidad.

Técnicas basadas en Variedades (*Manifold*): se trata de una nueva familia de métodos que buscan dar solución a los problemas que se originan con los conjuntos de datos multidimensionales masivos que se generan en la actualidad. Dado que su tratamiento y formulación escapa a los propósitos de esta tesis, sólo se dirá que se fundamentan en la rama de la matemática conocida como topología, que busca crear espacios abstractos donde los datos pueden representarse y, posteriormente, proyectarse en espacios de baja dimensionalidad. Estas técnicas buscan preservar las relaciones locales y, en algunos casos, globales, para facilitar su visualización y análisis.

Las técnicas más empleadas por la comunidad abarcan desde las primeras soluciones como ISOMAP (Tenenbaum et al., 2000) hasta enfoques más innovadores como tSNE (Van der Maaten y Hinton, 2008), UMAP (McInnes et al., 2018) o métodos de basados en redes neuronales (Hinton y Salakhutdinov, 2006).

3.3. Técnicas para Datos Temporales

En el campo de la visualización de datos, la manera en que se representa el tiempo y su correspondiente manipulación, siempre ha sido tema de discusión entre la comunidad científica. Tal como explica Aigner et al. (2023) en su libro de referencia sobre visualización de datos temporales, lo que se busca no es imitar la dimensión física del tiempo, sino poder generar una representación que se ajuste lo más fielmente al fenómeno que se encuentra bajo estudio y permita poder llevar a cabo las tareas solicitadas por los expertos del dominio.

Para poder lograr dicha representación, es necesario tener en cuenta algunos aspectos de diseño que servirán como guía al momento de diseñar una nueva técnica. Primeramente se explicarán los aspectos vinculados al dominio temporal en donde se encuentran

inmersos los sucesos temporales. Estos son:

- **Escala:** representa la manera que los distintos puntos de tiempo son generados (ver Figura 3.6). De esta manera, es posible distinguir entre escala *ordinal*, *discreta* o *continua*.

En la escala ordinal, los eventos o sucesos se organizan en un orden relativo, permitiendo clasificarlos según su secuencia temporal sin especificar la magnitud de la diferencia entre ellos. Sólo es posible saber si un suceso se produjo antes o después que otro. En la escala temporal discreta, a diferencia de la ordinal, es posible cuantificar el intervalo entre eventos mediante una distancia temporal basada en valores enteros. Finalmente, la escala continua permite medir con precisión, utilizando valores reales, el momento exacto en que ocurre cada suceso.

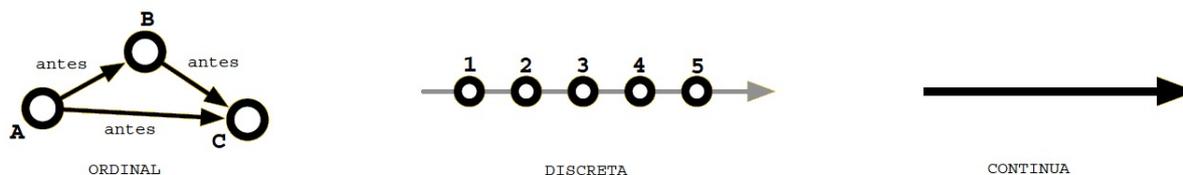


Figura 3.6: Las diferentes escalas de tiempo que se pueden emplear los eventos temporales.

- **Alcance:** determina cómo son los elementos que constituyen el dominio temporal (ver Figura 3.7). Así, es posible obtener tanto elementos *basados en puntos* que representan sucesos, pero no tienen una extensión temporal definida, como elementos *basados en intervalos* que sí poseen una extensión temporal definida.



Figura 3.7: Las diferentes formas en que se puede disponer los elementos en el dominio temporal

- **Disposición:** determina cómo se organiza el dominio temporal y está vinculada a cómo se puede percibir el tiempo (ver Figura 3.8). Comúnmente se puede considerar al tiempo de manera *lineal* donde cada valor temporal tiene un predecesor y sucesor. Sin embargo, cuando tratamos de modelar comportamientos de sucesos que ocurren de manera recurrente, es necesario adoptar una organización *cíclica*.

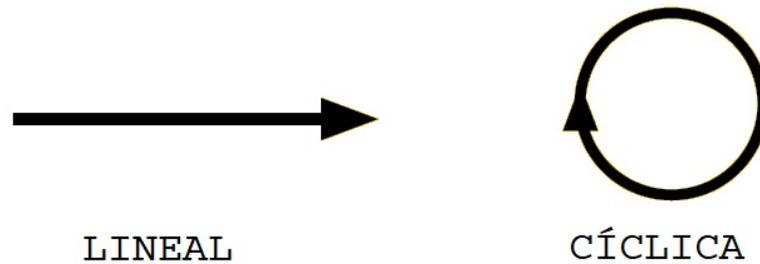


Figura 3.8: Disposición del dominio temporal.



Figura 3.9: Diferentes puntos de vista en los que puede se puede percibir el tiempo.

- Punto de Vista:** referido a cómo se pueden modelar las distintas perspectivas vinculadas al dominio temporal (ver Figura 3.9). De esta manera, el punto de vista puede ser *ordenado*, si se considera que los sucesos transcurren uno inmediatamente después del otro. Otra alternativa es mediante el esquema de *ramificación*, que permite comparar distintas ramas temporales que se generan a partir de un suceso terminado y permite evaluar distintas alternativas posibles. Finalmente, a diferencia de la ramificación donde solo una rama temporal realmente sucede, las *perspectivas múltiples* permiten evaluar distintos posibles escenarios de forma simultánea.

Por otro lado, se debe establecer la manera en la que se deben presentar visualmente los datos. En este sentido es importante tener en cuenta los siguientes aspectos:

- Mapeo del tiempo:** determina como el dominio temporal es visualmente codificado y puede ser *estático* o *dinámico*. En el enfoque *estático* el eje temporal es embebido dentro de la representación visual como una dimensión más, en general el eje cartesiano y . Por otro lado, en el enfoque *dinámico* se emplea el tiempo físico para mostrar una secuencia de visualizaciones durante el tiempo, generalmente en forma de animación
- Dimensionalidad:** se refiere a la dimensionalidad del espacio empleado para la visualización. En el espacio $2D$ se mapea la dimensión temporal a una de las dimensiones, y se emplean otros atributos visuales para representar el resto de las

dimensiones. El espacio $3D$ permite mapear la dimensión z al tiempo, mientras que el resto de las dimensión se usan para el resto de las variables del conjunto de datos.

También es importante tener en cuenta ciertos aspectos vinculados a la descripción de los datos temporales que, en definitiva, consisten en valores que se encuentran conectados de alguna manera a una dimensión temporal. Los mismos pueden ser agrupados de la siguiente manera:

- **Según su escala:** referido a si los datos son cuantitativos o cualitativos.
- **Según su marco de referencia:** permite determinar si los datos tienen una ubicación espacial específica (*espaciales*) o no (*abstractos*). Este aspecto juega un papel fundamental en cómo son presentados los datos, ya que si los datos son *espaciales* es necesario emplear el canal espacial para representar los datos, lo cual limita las posibilidades de representar el tiempo. Por otro lado, los datos *abstractos* al no poseer una ubicación espacial pueden ser organizados de manera arbitraria para favorecer la representación temporal.
- **Según su tipo:** en este contexto, un suceso temporal puede ser definido como un *evento* o un *estado*. El evento refiere a un punto del tiempo que produce un cambio de estado, en tanto que un estado es la transición entre eventos.
- **Según el número de variables:** vinculado a si la unidad de tiempo está asociada a un **único** valor o a **múltiples** valores.

Teniendo en cuenta las consideraciones expuestas anteriormente sobre cómo caracterizar el dominio temporal y los datos temporales, es posible definir una categorización que permita clasificar distintas técnicas temporales. En la Tabla 3.1, se muestra dicha categorización definida por Aigner et al. (2023).

Tominski y Aigner (2023) relevan distintas técnicas de visualización de datos temporales y las clasifican de acuerdo a los diferentes aspectos de la Tabla 3.1. Algunos ejemplos de estas técnicas con su correspondiente clasificación se muestran en las Figuras 3.10 y 3.11.

TIEMPO	
<i>Primitivas</i>	<i>Disposición</i>
Puntos	Lineal
Intervalos	Cíclica
DATOS	
<i>Número de Variables</i>	<i>Marco de Referencia</i>
Única	Abstracto
Múltiples	Espacial
REPRESENTACIÓN VISUAL	
<i>Mapeo de Tiempo</i>	<i>Dimensionalidad</i>
Estático	2D
Dinámico	3D

Tabla 3.1: Esquema simplificado de aplicación práctica de la categorización definida por Aigner et al. (2023)

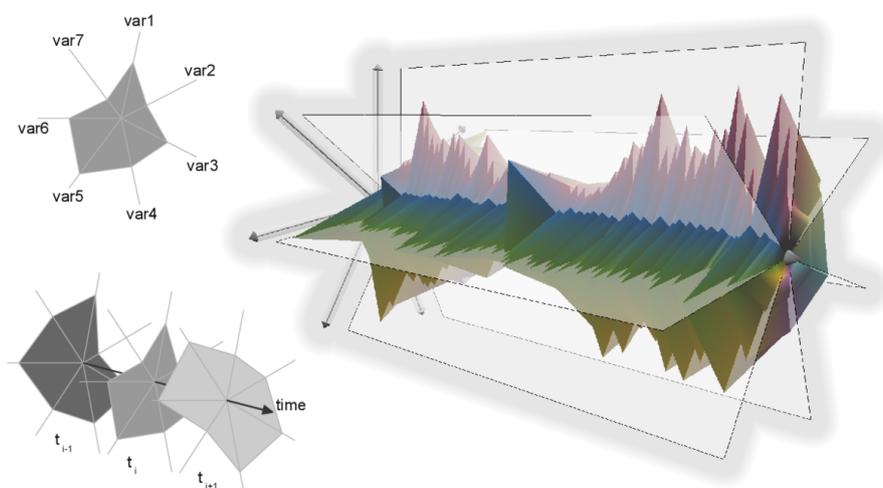


Figura 3.10: Técnica denominada Tubo Kiviat (Tominski et al., 2003; Kolence y Kiviat, 1973): Primitivas: puntos • Disposición: lineal • Número de Variables: múltiples • Marco de Referencia: abstracto • Mapeo de Tiempo: estático • Dimensionalidad: 3D

3.4. Técnicas para Datos Espacio-Temporales

Los datos espacio-temporales tiene la particularidad de estar caracterizados por una dimensión espacial (el *dónde*) y una dimensión temporal (el *cuándo*). Esto significa que

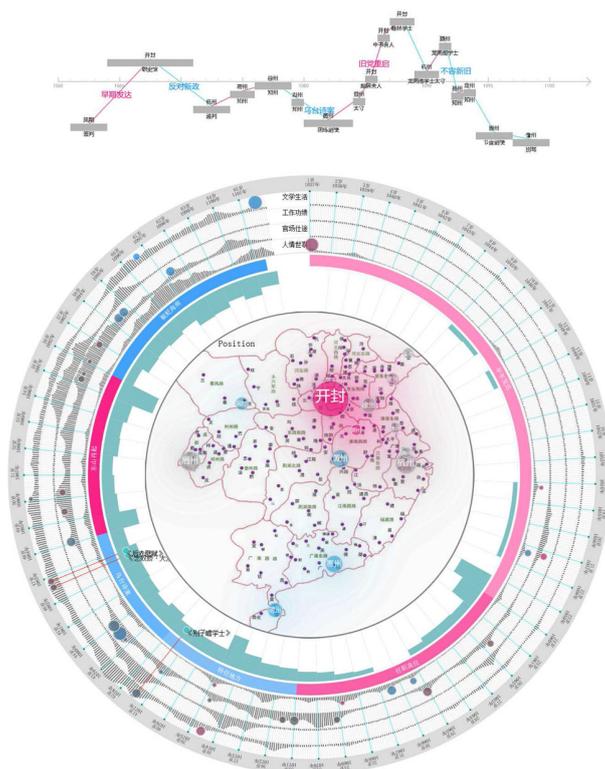


Figura 3.11: Técnica denominada Chro-Ring (Zhu et al., 2016): Primitivas: puntos e intervalos
 • Disposición: cíclico • Número de Variables: múltiples • Marco de Referencia: espacial • Mapeo de Tiempo: estático • Dimensionalidad: 2D

los datos contienen información sobre una posición espacial en un momento específico. En la literatura se pueden encontrar múltiples ejemplos de diferentes tipos de datos espacio-temporales, por lo cual resulta crucial determinar qué tipo se va a visualizar. Esto es necesario ya que mediante una adecuada comprensión, la formulación del problema resultará más precisa, y por lo tanto, se tendrá una mejor solución que se ajuste al problema.

En líneas generales existen cuatro tipos de datos espacio-temporales que responden a distintas características:

- **Datos de eventos:** se encuentran definidos por un evento puntual que tiene lugar en una ubicación y momento específicos (Andrienko et al., 2015). Además de la información espacio-temporal, se pueden incluir características adicionales que enriquezcan su contenido.

Entre las técnicas más empleadas para representar este tipo de datos se encuentran los *mapas de eventos* que consisten en colocar sobre un mapa un glifo que indique



Figura 3.12: Mapa de Eventos. Cada marcador representa eventos de temperatura ($^{\circ}\text{F}$) en la costa oeste de Estados Unidos. Figura basada en *Google Maps*.

la ocurrencia de un evento 3.12, y el *cubo espacio-temporal de eventos* (Gatalsky et al., 2004) que consiste en una representación 3D donde el mapa se coloca en la cara inferior y los marcadores se sitúan a diferentes alturas en función de su ordenamiento temporal.

- **Datos de trayectoria:** indican el recorrido de un objeto a lo largo del tiempo y su precisión y exactitud depende de la resolución espacio-temporal empleada para medir el cambio de posición. Generalmente, el uso de dispositivos como el GPS es la solución más común para obtener este tipo de datos. Como se detalló en el Capítulo 2, los dispositivos de seguimiento ocular permiten capturar y registrar datos de la trayectoria que siguen los ojos al realizar una determinada tarea.

Algunas de las técnicas más comunes empleadas son las correspondientes a *trayectorias* que consisten en unir mediante líneas los distintos puntos espacio-temporales registrados (Buschmann et al., 2014), los *mapas de flujo* para mostrar cómo muchos objetos se desplazan entre distintos nodos (Phan et al., 2005) y los *mapas de densidad de trayectoria* que emplean métodos para estimar densidades sobre un mapa de trayectoria estándar y así evitar la sobrecarga de información originada por múltiples líneas (Scheepens et al., 2011).

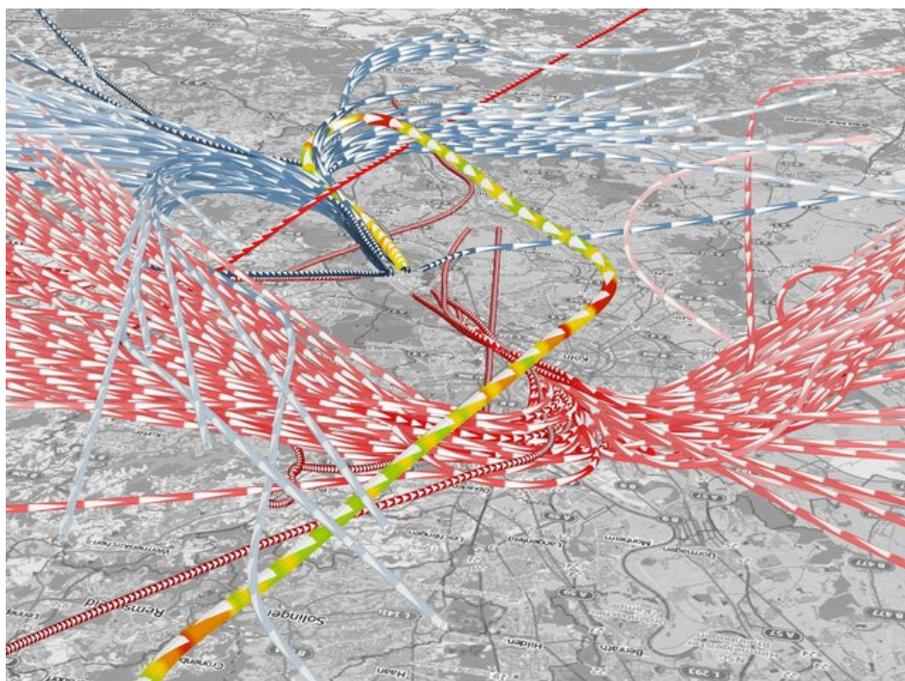


Figura 3.13: Mapa de trayectorias para rutas aéreas. Imagen basada en Buschmann et al. (2014)

- **Datos raster:** se obtienen mediante el uso de algún sistema de grilla que cuenta con puntos de referencia estáticos que capturan datos espacio-temporales fijos. Esto implica que los puntos de referencia están distribuidos espacialmente de manera fija, siguiendo un criterio conveniente seleccionado por el experto, y que los datos se adquieren a intervalos regulares.

Entre las técnicas más empleadas para visualizar este tipo de datos se encuentran los *mapas de contorno o isométricos* (Bengtsson y Nordbeck, 1964) y los *mapas rasters* (ver Figura 3.14). Ambos mapas muestran las ubicaciones de los puntos de referencia que conforman la cuadrícula y emplean métodos de interpolación para estimar los valores entre estos puntos, obteniendo así una representación completa de una región espacial determinada que cambia cada determinado tiempo mediante alguna animación.

- **Datos de referencia puntual:** a diferencia de los datos raster, en donde los puntos de referencias son estáticos, en este caso se encuentran en movimiento.

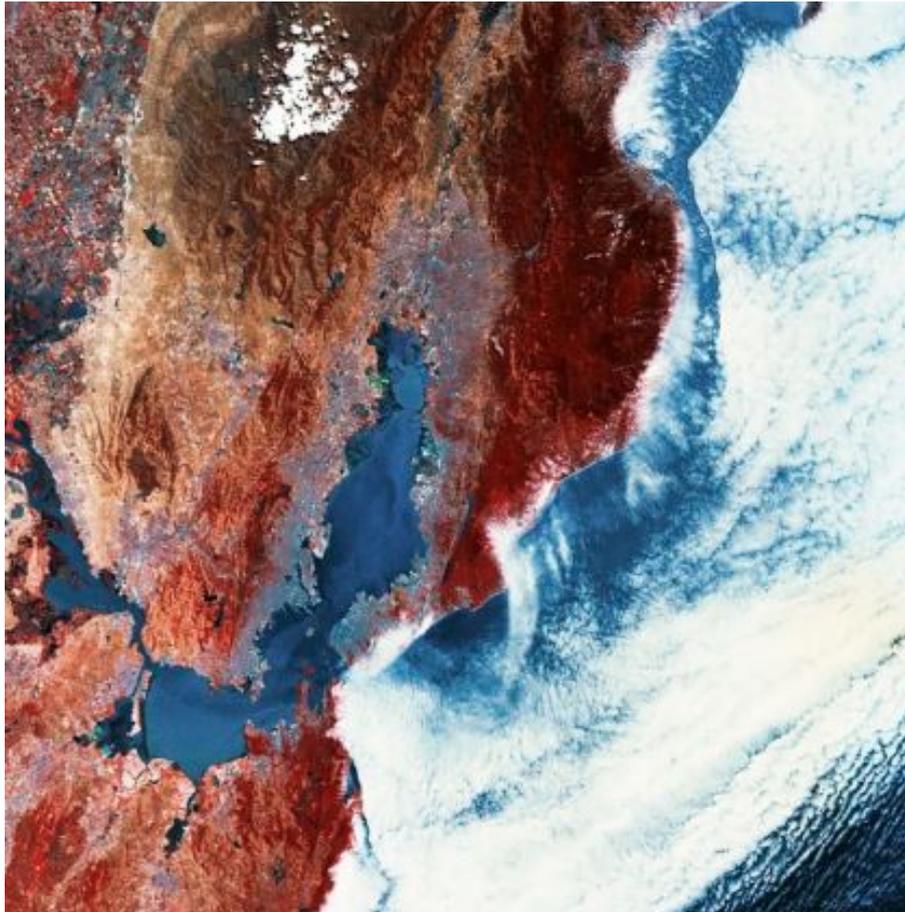


Figura 3.14: Mapa raster de la isla de Manhattan. Se genera un mapa de densidad basado en el espectro infrarrojo. Los valores rojos indican presencia de vegetación.

3.5. Técnicas para Datos de *Eye Tracking*

Luego de haber introducido en las secciones anteriores técnicas de visualización de datos multidimensionales, temporal y espacio-temporales, resulta natural pensar que se pueden aprovechar las mismas para combinarlas, adaptarlas o usarlas como base para generar soluciones particulares para analizar datos de *eye tracking*. El análisis de este tipo de datos requiere que dichas soluciones deben poder facilitar la interpretación de los patrones de atención y exploración visual de las personas.

El trabajo de Blascheck et al. (2017a, 2014) es pionero en el área de la visualización de *eye tracking* debido que recopila de forma exhaustiva las diversas técnicas empleadas en la literatura y ofrece una taxonomía bien definida que permite organizar y/o seleccionar una técnica de acuerdo a los requerimientos del experto de dominio. En la actualidad, esta taxonomía continúa vigente y es ampliamente usada por los investigadores al momento de diseñar una nueva solución.

Las técnicas de visualización para datos de *eye tracking* pueden agruparse en dos categorías principales: las basadas en puntos y las basadas en áreas de interés (AOI⁴). Algunas de éstas combinan ambos enfoques para proporcionar una perspectiva más integral. Estas técnicas permiten analizar los aspectos espaciales y temporales de los movimientos oculares, incluyendo fijaciones, sacadas y patrones de exploración visual (*scanpaths*).

A continuación, se presentan las principales técnicas correspondientes a estos dos conjuntos.

Técnicas Basadas en Puntos Estas técnicas representan datos de *eye tracking* sin la necesidad de definir previamente AOIs y resultan particularmente útiles para analizar cambios temporales en la posición de los ojos, de la atención y de las estrategias de exploración visual empleadas.

- *Visualizaciones basadas en Líneas Temporales* Representan el tiempo en un eje y los datos de *eye tracking* en otro, permitiendo analizar la evolución temporal de las fijaciones (Grindinger et al., 2010) (ver Figura 3.15). Son útiles para detectar tendencias y patrones generales de exploración visual.
- *Mapas de Atención (Heatmaps)*. Representan la densidad de fijaciones a lo largo del tiempo o entre participantes (Bojko, 2009; Špakov y Miniotas, 2007). Pueden presentarse en forma de mapas de luminancia, paisajes 3D o mapas topográficos 2D con líneas de contorno (Figura 3.16). Si bien resulta útil y ampliamente usado para estímulos estáticos, cuando se trata de estímulos dinámicos es necesario ajustar la forma en la que se calcula las regiones de atención de los participantes para tener en cuenta el movimiento de los objetos.
- *Visualizaciones de Scanpaths*: Conectan fijaciones consecutivas con líneas, representando la duración de cada fijación mediante el tamaño de los nodos (ver Figura 3.18). Son útiles para visualizar la secuencia y distribución de la atención visual.
- *Cubo Espacio-Temporal (STC⁵)*. Agrega la dimensión temporal a la representación espacial de los datos, proporcionando una visión integral del comportamiento ocular en diferentes momentos del experimento (Figura 3.17).

⁴Area of Interest

⁵Space-Time Cube

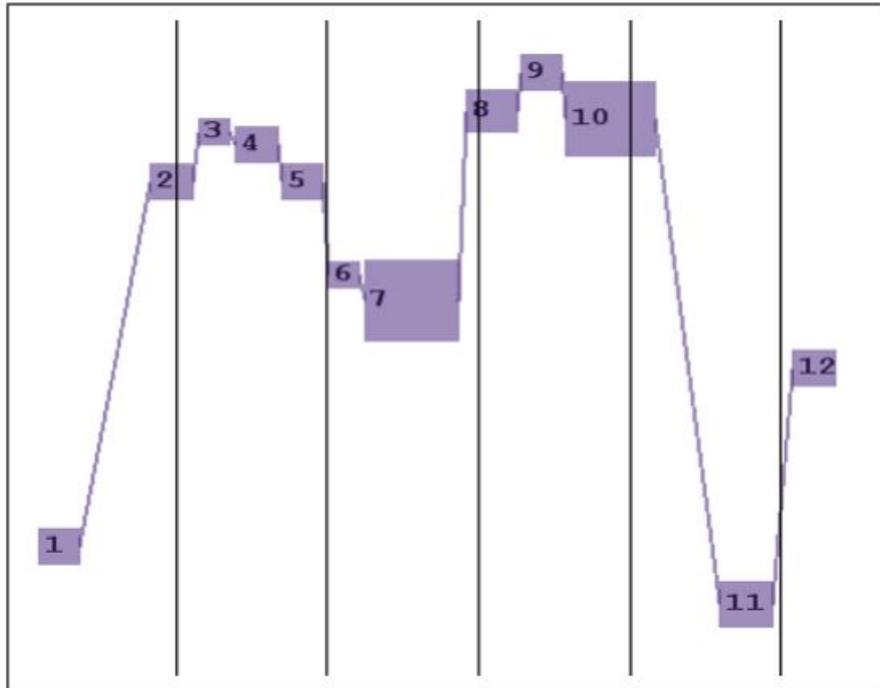


Figura 3.15: Visualización basada en Líneas Temporales, donde cada cuadrado representa una fijación y cada separación es de 1 segundo. Figura basada en Grindinger et al. (2010)

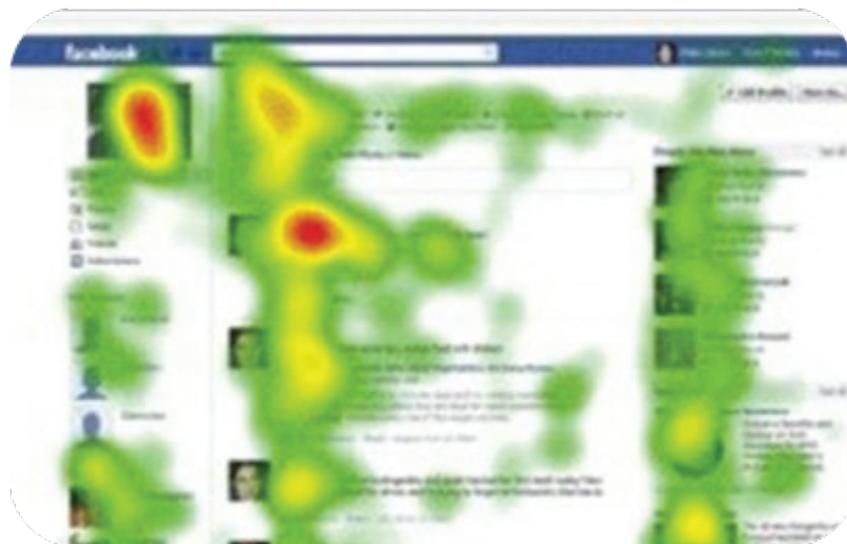


Figura 3.16: Mapa de atención típico empleado para mostrar cómo se distribuyen las áreas donde un individuo ha enfocado su mirada durante más tiempo. Utiliza una escala de colores para indicar las zonas de mayor a menor tiempo detenido, facilitando la identificación de patrones en el comportamiento visual.

Técnicas Basadas en Áreas de Interés (AOIs) Estas técnicas se centran en el análisis de regiones específicas en el estímulo visual, facilitando la comparación entre

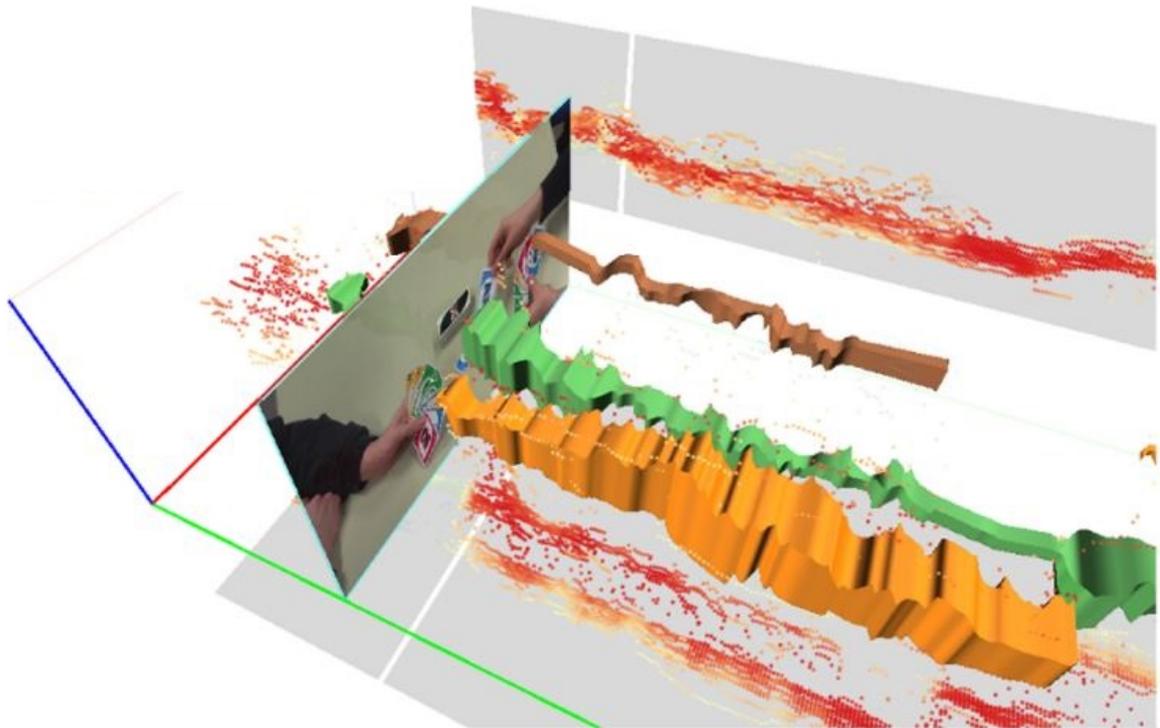


Figura 3.17: Aplicación de la Técnica de Cubo Espacio-Temporal sobre un video, donde a medida que avanza el mismo se construyen diferentes volúmenes de color que identifican las distintas Áreas de Interés. Figura basada en Kurzhals et al. (2014)

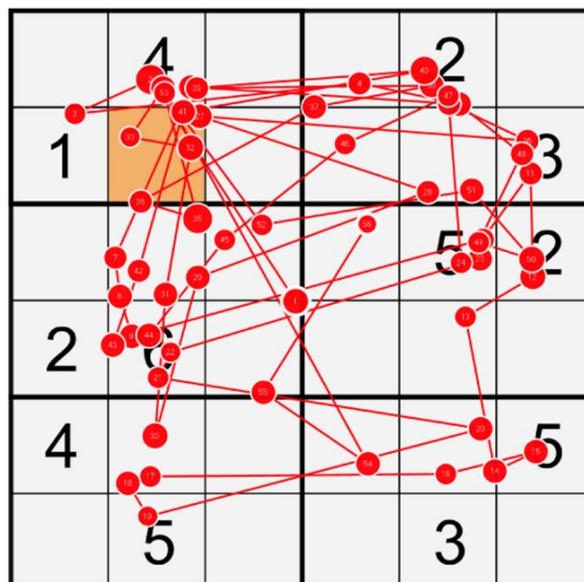


Figura 3.18: Representación de un *scanpath*, donde los puntos representan las fijaciones y las líneas, las sacadas que las conectan. Figura basada en Blascheck et al. (2017b)

diferentes participantes o condiciones experimentales. Estas regiones pueden estar previamente identificadas por el experto de acuerdo a los requerimientos del experimento, o bien, se pueden calcular empleando métodos de agrupamientos teniendo en cuenta los datos de todos los participantes. Los diferentes tipos de estas técnicas son:

- *Visualizaciones Temporales de AOIs*: Representan el orden de visita de los AOIs a lo largo del tiempo, permitiendo analizar la duración y distribución de las fijaciones dentro de cada región. El trabajo de Kurzhals et al. (2015) introduce el concepto de *Gaze Stripes* para ver los distintas partes del estímulo que son vistas (ver Figura 3.19).
- *Visualizaciones Relacionales de AOI*: Exploran las transiciones entre AOIs, empleando matrices de transición y gráficos dirigidos para representar la frecuencia y direccionalidad de los cambios en la atención visual (Goldberg y Kotval, 1999) (ver Figura 3.20).
- *Visualizaciones en Árbol*: Comparan secuencias de exploración visual entre participantes facilitando la identificación de patrones comunes en la interacción con los estímulos. Un ejemplo de esta técnica es introducido por Kurzhals y Weiskopf (2015) en su trabajo (ver Figura 3.21).

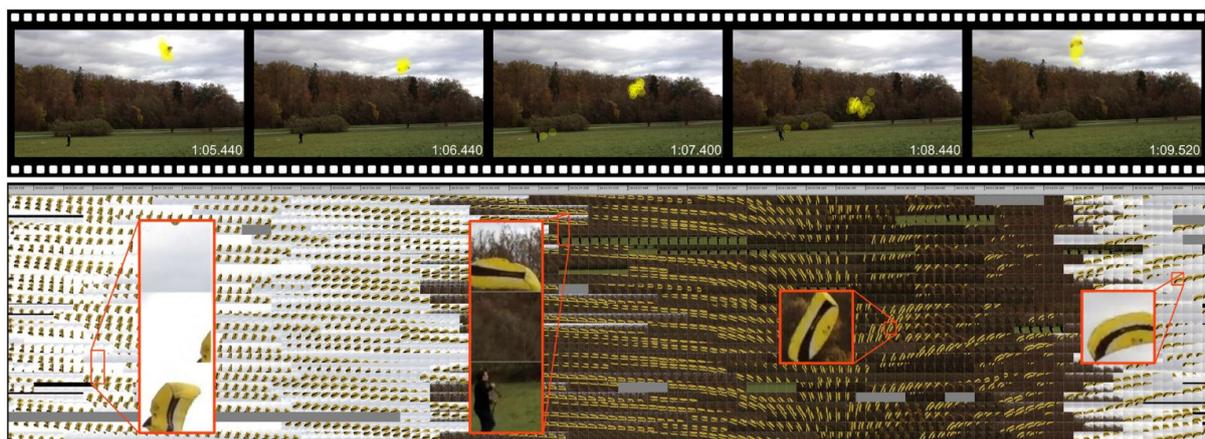


Figura 3.19: Representación *Gaze Stripes* donde cada fijación se encuentra representada por una porción del estímulo. Imagen basada en Kurzhals et al. (2015)

Criterios de Selección: Como explican Blascheck et al. (2017a), los diferentes trabajos de relevamiento de técnicas de visualización resultan incompletos o demasiados restrictivos para el caso de datos provenientes de *eye tracking*.

	AOI 1	AOI 2	AOI 3	
AOI 1	0.1	0.82	0.45	AOI 1
AOI 2	0.51	0.15	0.73	AOI 2
AOI 3	0.13	0.22	0.9	AOI 3

Figura 3.20: Matriz de Transiciones. Cada celda representa el número de transiciones normalizado entre AOIs. Imagen basada en Blascheck et al. (2017a)

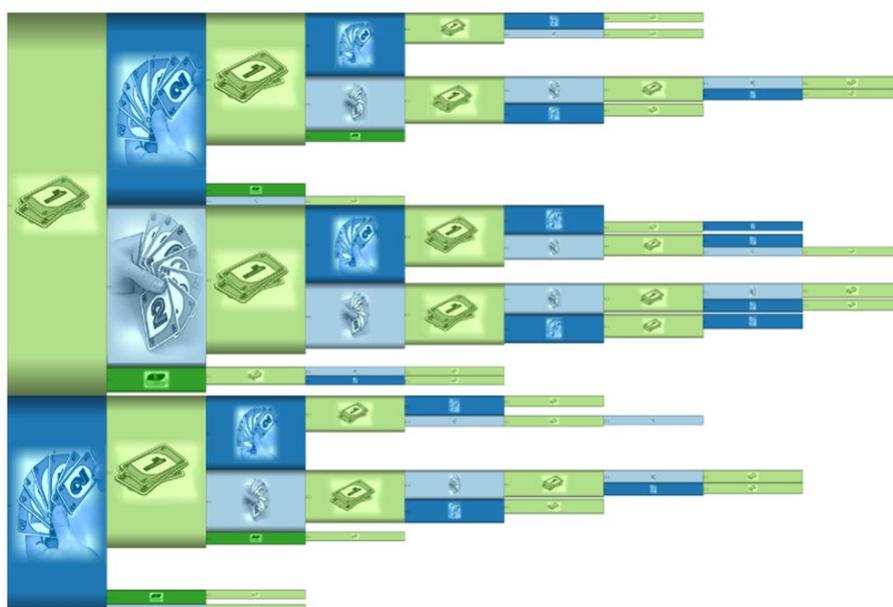


Figura 3.21: Visualización de Árbol de AOIs. Se emplea una visualización de tipo árbol para mostrar el orden de visita de los AOIs. Imagen basada en Blascheck et al. (2017a); Kurzhals y Weiskopf (2015)

Para simplificar y mejorar el proceso de selección de una técnica de visualización es importante tener en cuenta las decisiones de diseño de la misma y las necesidades de los usuarios expertos. En síntesis, al seleccionar una técnica de visualización es fundamental considerar:

- Los Gráficos Estadísticos: Analizar la posibilidad de incorporar diagramas de líneas,

barras y dispersión tradicionales que complementen las visualizaciones desarrolladas, al proporcionar una visión cuantitativa de los datos. Si bien no resultan novedosos desde el punto de vista de la visualización, son ampliamente demandados por los expertos de *eye tracking*.

- **La Interactividad:** Las herramientas interactivas permiten explorar los datos en profundidad, aplicando filtros y manipulaciones que permitan descubrir identificar patrones ocultos en los datos y/o relaciones entre variables que anteriormente no se habían tenido en cuenta. Dichas interacciones puede ser tan complejas como manipular la técnica de Cubo Espacio-Temporal (Kurzahls y Weiskopf, 2013), hasta interacciones más básicas como selección y filtrado sobre gráficos.
- **El Contexto:** Las visualizaciones pueden integrarse con el estímulo original (ver Figura 3.17) o presentarse de manera abstracta (ver Figura 3.20), dependiendo del nivel de interpretación requerido. Esto dependerá del nivel de análisis que requiera el experto que utilice la herramienta y del tipo de tarea que se desee resolver.
- **Utilizar Visualizaciones Animadas vs. Estáticas:** Las animaciones pueden facilitar la comprensión de la evolución temporal de los datos, mientras que las representaciones estáticas ofrecen una visión más estructurada.
- **Comparación de Usuarios Individuales vs. Grupos:** Algunas técnicas están diseñadas para analizar a un solo usuario, mientras que otras permiten el análisis agregado de grupos mediante técnicas de promediado y agrupación.

La selección de la técnica de visualización más adecuada depende de las preguntas de investigación y de la naturaleza de los datos analizados. En muchos casos, es recomendable combinar diferentes técnicas de visualización con métodos estadísticos e interactividad para obtener una comprensión integral de los patrones de atención visual. Esta integración permite contextualizar los resultados dentro del marco experimental y extraer conclusiones significativas a partir del análisis.

3.6. Coordenadas Generales de Líneas para datos de *Eye Tracking*

Durante las tareas de investigación llevadas a cabo en esta tesis, se identificó que uno de los principales desafíos era manejar datos de *eye tracking* de alta dimensionalidad. Esto se debe al gran volumen de medidas y eventos registrados por el dispositivo durante cada sesión.

Es por ello que se optó por profundizar en la investigación del campo referido a las Coordenadas Generales de Línea (GLC), descritas en la Sección 3.2, como posible alternativa para manejar estos *datasets* masivos. El resultado de dicha investigación se vió plasmado en una serie de trabajos de relevamiento y aplicación práctica, desarrollados en el marco de esta tesis doctoral, que permiten soportar un análisis completo y exhaustivo de las GLC respecto a su utilidad para diversos escenarios de aplicación.

El trabajo titulado "*Toward a taxonomy for 2D non-paired General Line Coordinates: a comprehensive survey*" (Antonini et al., 2023) establece una taxonomía para uno de los subconjuntos más relevantes de las GLC denominado *Non-Paired*, que contiene a las técnicas basadas en líneas más empleadas por la comunidad como las Coordenadas Paralelas y las Coordenadas Radiales. Se describe el conjunto de propiedades que las caracterizan y las interacciones que soportan, además de los escenarios de uso donde pueden ser aplicadas.

Los trabajos "*npGLC-Vis Library for Multidimensional Data Visualization*" (Luque et al., 2021) y "*GLC-Frame: A Framework and Library for Exploration of Multidimensional Data with General Line Coordinates*" (Luque et al., 2024b) detallan el diseño y desarrollo de herramientas de análisis visual basadas en GLC y sus correspondientes aplicaciones prácticas en distintos escenarios uso. Estas herramientas primeramente fueron desarrolladas para soportar el subconjunto de GLC mencionado anteriormente, para luego continuar hacia una versión que diera soporte al conjunto completo de técnicas GLC presentadas por Kovalerchuk (2018). Su disponibilidad abierta permite utilizar las técnicas sin necesidad de programar y permite que la comunidad científica pueda explorarlas y evaluarlas en distintas áreas de conocimiento.

Finalmente, los trabajos titulados "*Visual Analysis of Spinels with General Line Coordinates*" (Luque et al., 2024a) y "*SpinelVA. A new perspective for the visual analysis*"

and classification of spinel group minerals” (Antonini et al., 2024) son el resultado de aplicar sobre un dominio de aplicación en particular, las ciencias Geológicas, los conceptos de GLC y las técnicas de visualización para datos multidimensionales. En el primero, el uso de las GLC permitió la caracterización de grupos de datos geológicos, en tanto que en el segundo se emplearon otras técnicas de visualización multidimensional (tablas, métodos de proyección, etc.) e integración con métodos de aprendizaje automático, para poder automatizar la clasificación de muestras geológicas.

3.7. Contribuciones

En este capítulo, se ha abordado la disciplina de la visualización de datos como guía para el análisis exploratorio, haciendo énfasis en las técnicas más relevantes para el desarrollo de esta tesis. Primeramente, se han introducido y detallado diversas técnicas de visualización para datos multidimensionales con el objetivo de evaluar diferentes alternativas para la visualización de datos provenientes de *eye tracking*. Dado que los mismos cuentan con una componente temporal intrínseca, resulta necesario comprender los distintos aspectos vinculados a su representación visual.

Las decisiones de diseño de técnicas temporales descritas por Aigner et al. (2023) establecen los fundamentos necesarios a considerar cuando se incorpora el tiempo como una dimensión adicional para el análisis. Sin embargo, para contar con una visión global del fenómeno bajo estudio, se presentan las técnicas espacio-temporales que resultan más adecuadas para el tipo de dato empleado en este trabajo. Se introducen las diferentes técnicas de visualización diseñadas especialmente para datos de seguimiento ocular (Blascheck et al., 2017a), detallando y explicando su categorización y diferentes aspectos que se deben tener en cuenta para diseñar soluciones efectivas.

Finalmente, en esta tesis se abordó la problemática de tratar datos de *eye tracking* de alta dimensionalidad, mediante el uso de GLC como alternativa para su análisis. Se desarrollaron estudios teóricos, como una taxonomía de las GLC *Non-Paired*, y herramientas de análisis visual (*npGLC-Vis* y *GLC-Frame*) que permiten explorar datos multidimensionales. Mediante el estudio y desarrollo de estas técnicas fue posible aplicarlas en múltiples dominios, entre los cuales destaca el ámbito geológico, donde fueron útiles para caracterizar y clasificar minerales.

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Capítulo 4

Análisis Visual de Lectura de Micro-historias

La lectura es una tarea compleja que puede proporcionar información valiosa sobre nuestros procesos perceptivos y cognitivos. Para comprender cómo leen las personas, los investigadores han adoptado el uso de técnicas de seguimiento ocular. Investigaciones recientes estudian los movimientos oculares durante la lectura de oraciones cortas; sin embargo, la extensión de estos hallazgos a la lectura natural aún no ha sido estudiada en profundidad. El análisis visual de los datos de movimiento ocular se ha consolidado como un campo emergente que proporciona herramientas significativas para complementar el análisis estadístico y respaldar la formulación de hipótesis.

Este capítulo se enfoca en el análisis visual de la lectura natural de micro-historias, textos breves que condensan una gran cantidad de información. Se presenta una técnica de visualización innovadora para analizar los datos de movimiento ocular durante la lectura de micro-historias. En su diseño, se integran todas las características definidas para un experimento típico de lectura en una única vista, complementada con interacciones que facilitan la exploración. Esta técnica permite a los expertos analizar los movimientos oculares en la lectura de micro-historias, facilitando la identificación de relaciones entre características y el descubrimiento de conexiones ocultas que contribuyen a comprender el proceso cognitivo subyacente.

4.1. Introducción

La lectura ha sido un desafío constante en el ámbito del seguimiento ocular, siendo desarrollada y explorada principalmente por Reichle et al. (2003). Como se explica en el libro de Burch (2022), esta tarea no solo implica considerar cómo se lee un texto, sino también identificar qué palabra u oración es relevante para un participante y por qué.

Desde el principio, los experimentos de seguimiento ocular se llevaron a cabo para comprender cómo las personas procesan la información durante una tarea específica. En este contexto, se han utilizado diversos tipos de estímulos—como imágenes, textos y videos—para explorar diferentes aspectos de la cognición. Dependiendo del objetivo de la tarea, estos estímulos pueden ser dinámicos o estáticos. La complejidad de un estímulo visual depende de su semántica y de si éste cambia en el tiempo. Por ejemplo, una imagen estática presenta áreas semánticas visuales que se combinan para formar la imagen completa, mientras que un video, que es dinámico, introduce elementos que cambian con el tiempo, que añaden complejidad adicional. En particular, el texto es un estímulo estático poderoso cuya estructura interna permite explorar la relación entre las palabras y los patrones de atención visual a lo largo del tiempo con un esfuerzo mínimo.

Las micro-historias son un tipo particular de texto caracterizado por su brevedad y su alto contenido semántico. Estas propiedades las convierten en un estímulo textual natural interesante para evaluar diferentes procesos cognitivos mediante el análisis del movimiento ocular. Dado que las micro-historias no se han utilizado previamente como estímulo, no es fácil determinar qué conjunto de características debe considerarse en su análisis. Por otro lado, los experimentos de seguimiento ocular en la lectura de micro-historias generan una gran cantidad de datos de diversos tipos, muchos de los cuales tienen una naturaleza espacio-temporal. Por lo tanto, es esencial analizar conjuntamente las diversas características que emergen de estos experimentos para obtener conocimiento sobre ellas y encontrar un subconjunto adecuado que ayude a comprender el proceso cognitivo involucrado en su lectura.

Recientemente, han surgido diversas técnicas de visualización para facilitar el análisis de datos de seguimiento ocular. En el Capítulo 3 se sintetizan las más relevantes. Para una revisión exhaustiva del estado del arte en este ámbito, se recomienda consultar el trabajo de Blascheck et al. (2017b). Estas técnicas se han centrado en diversas aplicaciones considerando una amplia variedad de estímulos, entre ellos, la lectura de texto (Tang

et al., 2012; Špakov et al., 2017; Goldberg y Helfman, 2010). Debido a sus características, las técnicas de visualización diseñadas para datos de seguimiento ocular obtenidos de la lectura de otros tipos de textos generalmente no son adecuadas para su aplicación en micro-historias. La mayoría de las soluciones actuales están diseñadas para analizar un aspecto particular de la lectura, mientras que las micro-historias requieren un enfoque integral de todas las características en una sola vista para una mejor comprensión de los procesos cognitivos involucrados. Varios autores han propuesto numerosas características para estudiar la lectura natural considerando un nivel de análisis particular. En esta tesis, se revisan y se consideran todas estas características para lograr un examen completo y multidimensional de la lectura de micro-historias. A partir de esta revisión, se propone una técnica de análisis visual para obtener información sobre las muchas y potencialmente complejas relaciones que pueden existir entre las numerosas características involucradas en la lectura de micro-historias, con el fin de generar hipótesis y/o nuevas preguntas.

En este capítulo se abordan los aspectos necesarios para poder analizar los datos obtenidos de la lectura de dichas micro-historias. Los mismos se encuentran organizados y detallados de la siguiente manera:

- Relevamiento sobre la relación entre la aplicación de técnicas de *eye tracking* en la lectura y las técnicas de visualización diseñadas para soportar el análisis de los datos generados.
- Descripción de las propiedades vinculadas al uso de las micro-historias como estímulo novedoso para el proceso de lectura. Por otro lado, se estudian los movimientos oculares que son útiles para el análisis de este proceso, identificando y ampliando aquellos que son de interés para los expertos.
- Introducción de una técnica de análisis visual innovadora para analizar los datos de movimiento ocular durante la lectura de micro-historias. La técnica propuesta integra en una sola vista el estímulo y todas las características especificadas de la lectura. También se proporcionan interacciones asociadas para facilitar la exploración y el análisis en profundidad.
- Presentación de dos escenarios de uso para ilustrar cómo se puede emplear la técnica propuesta en el análisis del proceso cognitivo durante la lectura de micro-historias.

Finalmente, se presenta un prototipo funcional en línea de la técnica de visualización propuesta. La versión implementada está disponible en <http://eyetrackingvis.github.io/> y permite el análisis de datos a través de un navegador web estándar, proporcionando todos los detalles de codificación e interacciones definidos en este trabajo.

4.2. Trabajo Relacionado

Las tecnologías de seguimiento ocular se han utilizado para mejorar nuestra comprensión de cómo las personas leen en diferentes contextos. Se han realizado experimentos para analizar el comportamiento del movimiento ocular en diversas tareas, como la lectura de fragmentos de código (Peterson et al., 2019; Blascheck y Sharif, 2019), la captura y análisis del comportamiento de lectura en la Web (Beymer y Russell, 2005), la lectura *on-line* (Leckner, 2012), la lectura de palabras y oraciones para estudiar el rendimiento cognitivo en personas sanas y en pacientes con diferentes patologías (Bax, 2013; Biondi et al., 2018a), entre otras. El análisis de los conjuntos de datos recopilados en estos experimentos requiere diferentes técnicas de visualización.

Para mayor claridad, se organizan el trabajo relacionado en dos secciones. Primero, se describen los estudios previos sobre experimentos de seguimiento ocular llevados a cabo durante la lectura fluida de diferentes tipos de textos. Luego, se proporciona una visión general de las técnicas de visualización utilizadas para analizar los resultados de estos experimentos.

4.2.1. *Eye tracking* en la lectura

Durante los últimos 35 años, los investigadores han analizado el comportamiento ocular durante la lectura fluida, estudiando la influencia de las propiedades sintácticas, semánticas y morfológicas del estímulo (Rayner, 1998; Kliegl, 2007; Parker y Slattery, 2019). El análisis de los movimientos oculares es muy útil en neurociencia y, en particular, en la evaluación del proceso y el comportamiento cognitivo durante la lectura (Raney et al., 2014; Biondi et al., 2018a). Existen muchas medidas para definir y comparar el proceso de lectura entre uno o varios participantes. De acuerdo a Holmqvist et al. (2011), estas medidas se pueden clasificar en dos grupos bien establecidos: de movimiento y de posición. Las medidas de movimiento permiten identificar qué Áreas de Interés (AOIs)

fueron visitadas (y la secuencia de trayectoria seguida), mientras que las medidas de posición son relevantes para determinar dónde centran su mirada los participantes, durante cuánto tiempo y qué tan lejos están del centro del AOI. El diámetro de la pupila también es una medida importante, ya que permite evaluar el esfuerzo cognitivo que un participante invierte en procesar una oración o una palabra (Just y Carpenter, 1993). La combinación significativa de estas medidas permite identificar las estrategias utilizadas por los lectores para procesar y comprender el texto. El análisis de diferentes aspectos es necesario para comprender este fenómeno desde múltiples perspectivas.

Finalmente, es importante tener en cuenta que el proceso de lectura debe analizarse considerando no sólo los aspectos relativos al movimiento ocular, sino también las características del texto en estudio. En el trabajo de Rayner (2009) se detallan las características léxicas del texto que son relevantes para complementar el análisis del proceso de lectura. En esta tesis se tomará como referencia el relevamiento realizado por Rayner (2009) para definir una clasificación que tenga en cuenta las características propias de la lectura de micro-historias integrando cuestiones vinculadas al texto y a los movimientos oculares.

4.2.2. Visualización de Datos de *Eye Tracking*

Holmqvist et al. (2011) detallan técnicas de visualización básicas para explorar datos de movimiento ocular como complemento de los métodos estadísticos tradicionales. Sin embargo, la mayoría de estas técnicas no son fáciles de comparar entre sí y requieren funciones adicionales para identificar patrones relevantes (Kumar et al., 2016; Goldberg y Helfman, 2010). Como se ha detallado en el Capítulo 3, existen diferentes técnicas que resultan más adecuadas para el tratamiento de estos datos y que pueden ser categorizadas según la taxonomía propuesta por Blascheck et al. (2017a) de acuerdo a distintos criterios de diseño. Sin embargo, muchas de las soluciones presentadas cubren aspectos parciales e incompletos de ciertas tareas, como puede ser la lectura, restringiendo la capacidad de expresividad y por lo tanto el análisis de los expertos.

En cuanto a la visualización de datos de lectura, Tang et al. (2012) introdujeron un sistema para explorar estrategias de lectura mediante visualizaciones básicas que muestran cómo los participantes interactúan con el texto. Esta aplicación fue pionera en el campo y ha sido adoptada por muchos fabricantes de dispositivos de seguimiento ocular como el

explorador visual predeterminado de los datos registrados. Aunque esta solución incorpora una gran cantidad de variables, un aspecto tan relevante como la dinámica pupilar no es tenido en cuenta. Špakov et al. (2017) presentó una técnica que combina múltiples visualizaciones en una sola vista para facilitar la exploración de datos recopilados en experimentos donde las personas están aprendiendo a leer. Sin embargo, este enfoque no permite evaluar de manera sencilla las transiciones entre AOIs. Yang y Wacharmanotham (2018) introducen el *Alpscarf* como una extensión de los gráficos *scarfplot* tradicionales (Richardson y Dale, 2005) que permite explorar patrones temporales, pero solo es útil cuando las AOIs pueden organizarse en una jerarquía.

El gráfico de transición radial desarrollado por Blascheck et al. (2013) y su aplicación en múltiples escenarios (Blascheck et al., 2017b) es una extensión del trabajo previo relacionado con la visualización de relaciones entre múltiples AOIs de manera eficiente. Blascheck y Sharif (2019) describieron una aplicación de este método en un experimento de lectura para visualizar patrones comunes entre todos los participantes. Sin embargo, este enfoque tiene limitaciones cuando el número de AOIs es superior a diez, no permitiendo agregar información complementaria sobre el proceso de lectura y no modelando transiciones dentro de una misma AOI.

Otro enfoque para explorar grandes volúmenes de datos de seguimiento ocular consiste en utilizar múltiples vistas vinculadas. Como explican Burch et al. (2021), las vistas vinculadas son útiles para inspeccionar los datos desde varias perspectivas. Estas vistas pueden representar diferentes técnicas visuales aplicadas al mismo conjunto de datos o la misma técnica utilizada varias veces para mostrar diferentes aspectos.

En resumen, esta revisión de los métodos más utilizados para visualizar datos de seguimiento ocular durante la lectura revela que la mayoría de las técnicas sólo muestran aspectos específicos del fenómeno. Por ejemplo, enfoques estándar como el *scanpath* (Norton y Stark, 1971), el mapa de atención (Mackworth y Mackworth, 1958) o la matriz de transición (Goldberg y Kotval, 1999) son útiles para obtener una visión general de los datos (patrón de lectura o tiempo de fijación), pero no están diseñados para comunicar información detallada de manera efectiva.

En este capítulo, se introduce el diseño y desarrollo de una nueva técnica de análisis visual para abordar los problemas descritos anteriormente, considerando todas las características importantes en la lectura de micro-historias. En este enfoque, se decide utilizar

una visualización radial en lugar de una alternativa cartesiana. Las visualizaciones radiales han ganado popularidad recientemente como una alternativa atractiva y útil para presentar información. Sin embargo, este aspecto no es la única razón para utilizar este enfoque. Burch y Weiskopf (2014) abordaron esta cuestión en su trabajo, donde analizan las ventajas y desventajas de las visualizaciones radiales y su utilidad en el descubrimiento de conocimiento. Draper et al. (2009) proporcionan una revisión de trabajos que emplean representaciones radiales en diferentes dominios y proponen una taxonomía basada en siete patrones de diseño. Estos patrones pueden explicarse utilizando dimensiones de diseño que deben considerarse al construir una nueva visualización radial. En la Sección 4.4.2, se describe cómo estas dimensiones se implementan en el método propuesto y sus ventajas sobre las visualizaciones cartesianas.

4.3. Movimiento Oculares en la Lectura de Micro-Historias

En esta sección, se describen las propiedades de las micro-historias. Luego, se presentan los movimientos oculares durante la lectura, y se amplían y categorizan las características más importantes en la lectura de micro-historias.

4.3.1. Micro-historias y sus características

La micro-historia es un género literario que ha alcanzado popularidad entre el público en el siglo XXI y se caracteriza principalmente por su brevedad, estructura, simplicidad gramatical y narrativa. La mayoría de las micro-historias comparten dos características principales: brevedad y efectividad. La brevedad puede definirse por un cierto número de palabras o letras (hasta 140 palabras) (López y Conde, 2012) y la efectividad se refiere a la capacidad de jugar con el lenguaje, la polisemia de las palabras y contar una historia en muy pocas oraciones. Valls (2008) describe la estrategia compositiva de la micro-historia como “un destello de significado”. En otras palabras, una micro-historia busca contar la historia más grande, rica y compleja posible dentro de un límite determinado de palabras. Esto requiere la atención concentrada del lector durante un corto período de tiempo para poder comprenderla.

Muchos estudios se han centrado principalmente en el procesamiento a nivel de palabra y oración para medir estrategias cognitivas o habilidades de los lectores (Lou et al., 2017). Sin embargo, los lectores suelen leer párrafos completos, y la carga cognitiva o las habilidades de alfabetización involucradas en esta situación son más complejas que al leer una sola palabra u oración, ya que implican un conjunto de habilidades para procesar con precisión y comprender la información textual durante la lectura (Zimmerman et al., 2007). Durante el procesamiento de fragmentos de texto (a nivel de pasaje), se requieren habilidades adicionales, como centrarse en la información relevante e importante de un pasaje, establecer conexiones con conocimientos previos e integrar piezas de información clave dentro del mismo (Van der Schoot et al., 2009).

En comparación con los cuentos tradicionales o las fábulas, o con fragmentos de obras más extensas, las micro-historias resultan muy atractivas porque no se limitan a la lectura de una sola palabra u oración, sino que permiten al lector integrar diferentes oraciones para formar una representación mental del texto. Esto puede utilizarse generalmente para obtener medidas de comprensión de la historia (Schotter et al., 2014) o de estrategias de lectura (Hyönä y Nurminen, 2006). A pesar de su brevedad, las micro-historias ofrecen múltiples posibilidades interpretativas, estimulan la creatividad lingüística mediante la explosividad de sus enfoques y el uso de diversas formas de expresión, y fomentan habilidades como el pensamiento lateral y la flexibilidad cognitiva.

Estas características convierten a las micro-historias en un estímulo interesante para evaluar distintos procesos cognitivos a través del análisis del movimiento ocular.

4.3.2. Movimientos oculares en la lectura

Últimamente, el proceso de lectura ha comenzado a ser estudiado en diversos contextos de lectura utilizando la facilidad proporcionada por los registradores oculares. Esta investigación se centra en los movimientos oculares, que pueden agruparse en dos categorías bien establecidas: fijaciones y sacadas. Los movimientos oculares de fijación son aquellos en los que los ojos se mantienen relativamente inmóviles, permitiendo que la imagen de interés se proyecte sobre la fovea. Durante estas fijaciones, se producen pequeños movimientos involuntarios—como microsacadas, temblores y deriva—que aseguran que la visión no se desvanezca. Por otro lado, las sacadas son las transiciones entre dos fijaciones consecutivas y brindan información sobre cómo el usuario procesa el estímulo en

el espacio y el tiempo. Durante la lectura de un texto, las sacadas pueden ser hacia atrás (conocidas mayormente como regresiones) o hacia adelante, y muestran cómo un lector escanea el estímulo.

La variabilidad en las fijaciones y las sacadas refleja los procesos cognitivos asociados con la comprensión del texto. De hecho, los lectores habilidosos tienden a exhibir duración de fijaciones más cortas, sacadas más largas y menos regresiones que los lectores más lentos (Rayner, 1998). En este contexto, los movimientos oculares son un fuerte indicador de los procesos cognitivos involucrados en el proceso de lectura.

La evaluación de la carga de trabajo es muy útil para determinar cuándo las habilidades cognitivas, perceptuales o motoras de una persona son superadas. Ésta no puede ser observada directamente y debe inferirse a partir de la observación del comportamiento o de la medición de procesos psicológicos y fisiológicos. Diversas características asociadas con los movimientos del rastreo ocular se han utilizado para evaluar la carga de trabajo en una variedad de tareas, incluida la lectura (Zagermann et al., 2016). En general, se sabe que la dinámica de la pupila y las fijaciones son sensibles a la carga cognitiva (Zhan et al., 2016). Chen et al. (2011) expresan que la duración de una fijación en una determinada AOI está relacionada con el nivel de procesamiento cognitivo. Concluyen que, cuanto mayor es la carga cognitiva, mayor es la duración de las fijaciones y menor es la tasa de fijaciones, siendo ambos indicadores de un aumento en la atención requerida conforme aumenta la complejidad de la tarea. Varios autores también han mostrado que la pupila se dilata cuando la dificultad de la tarea y el esfuerzo cognitivo para resolverla son mayores (Fernández et al., 2016a; van der Wel y van Steenbergen, 2018).

En varios experimentos sobre la lectura de textos, se ha observado que la reducción de la amplitud de las transiciones generalmente está relacionada con un aumento en el tiempo de fijación en cada palabra (Zagermann et al., 2016; Raney et al., 2014; Hyönä y Kaakinen, 2019).

La comprensión de lectura de una historia particular sigue un enfoque de abajo hacia arriba, donde el lector construye una representación coherente en la memoria integrando palabras en oraciones y oraciones en una micro-historia. Esta mayor demanda cognitiva para comprender un texto se refleja en los movimientos oculares (Hyönä y Kaakinen, 2019). Los estudios durante la lectura de textos han mostrado que los lectores permanecen más tiempo en los límites de las oraciones, donde integran la información presentada en

una oración antes de pasar a la siguiente (Rayner et al., 2000). La razón de este comportamiento probablemente sea que los lectores quieren asegurarse de que han comprendido la oración que acaban de leer antes de pasar a la siguiente, lo que produce un aumento en los tiempos de fijación en la última palabra de cada oración. El procesamiento integrador en los límites de las oraciones también puede reflejarse en fijaciones regresivas hacia partes anteriores de la oración o, a veces, hacia una oración anterior.

Además de la complejidad de los movimientos oculares, es esencial considerar las características del texto que se lee, es decir, la longitud de las palabras, su predictibilidad y frecuencia de uso en el idioma, las propiedades sintácticas, etc. Este escenario complejo hace necesario contar con una técnica de visualización que integre toda la información codificada en los datos del movimiento ocular de manera comprensible, para relacionar esta información con las diferentes propiedades del texto que se lee y facilitar el análisis de las variables involucradas y cómo se relacionan entre sí.

Varios autores definen diferentes características del comportamiento ocular en la lectura que son útiles para el estudio del procesamiento global del texto, como el tiempo de permanencia, el tiempo de fijación, la longitud de las palabras, la frecuencia de las palabras, la dirección de transición, el patrón de lectura, etc.

Hyönä et al. (2003) proporcionan una clasificación completa de las características del comportamiento ocular en la lectura. Estas características están específicamente definidas para la lectura de textos y consideran que las palabras, oraciones y regiones son AOIs. Se extendió entonces esta clasificación para considerar las características adicionales necesarias para analizar la lectura de micro-historias (ver Tabla 4.1). Cabe mencionar que en este trabajo en particular, luego de la etapa de limpieza y pre-procesamiento de datos, las transiciones y las sacadas son idénticas. Por lo tanto, de ahora en adelante, se utilizarán las palabras transición y sacada indistintamente. Además de dichas características, se agregan otras asociadas con las palabras (Longitud de la Palabra y Frecuencia de la Palabra), con las fijaciones (Posición de Aterrizaje y Diámetro Pupilar), con los estímulos (Salto de Línea y Orden de las Oraciones), con los lectores (comportamiento Pupilar) y con las transiciones (Amplitud, Ángulo, Velocidad Promedio, Velocidad Máxima, Duración y Dirección). El conjunto completo de las características requeridas para este trabajo se detalla en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1: Clasificación de las características más importantes de los datos de *eye tracking* durante la lectura de micro-historias.

Características		Definición
Palabra	Tiempo de permanencia	Tiempo total que un participante mantiene la fijación o simplemente mira dentro de una palabra (AOI). El tiempo de fijación de la oración se calcula como la suma del tiempo de fijación pasado en cada palabra de la oración.
	Tiempo de mirada	Suma de todo el tiempo de fijaciones hacia adelante en una palabra determinada.
	Longitud de la palabra	Longitud de la palabra medida en caracteres.
	Frecuencia de la palabra	Número de ocurrencias de la palabra en un corpus determinado. Este valor puede ser absoluto o normalizado (el número de ocurrencias se escala con una escala logarítmica para facilitar la comparación).
	Palabras omitidas	Palabras omitidas por el lector en el proceso de lectura.
Fijación	Posición de aterrizaje	En qué parte de la palabra objetivo los ojos del lector aterrizaron inicialmente.
	Duración de la fijación	Duración de una fijación, es decir, la cantidad de tiempo que un lector mantiene la fijación en una posición de aterrizaje.
	Diámetro pupilar	Diámetro de la pupila del lector durante una fijación.
Transición	Tipo de transición	El tipo de transición puede ser intra-palabra (las posiciones de aterrizaje de ambas fijaciones que definen la transición corresponden a la misma palabra) o inter-palabra (las posiciones de aterrizaje de las fijaciones que definen la transición corresponden a diferentes palabras).
	Amplitud	Distancia angular que recorre el ojo durante el movimiento.
	Ángulo	Ángulo entre el plano horizontal y la dirección del movimiento.
	Velocidad promedio	Promedio de la velocidad del movimiento ocular durante la transición.

Características		Definición
	Velocidad máxima	Máximo del movimiento ocular durante la transición.
	Duración	Cantidad de tiempo invertido en la transición.
	Dirección	Dirección, relativa a la fijación, en la que se orienta el saque (transición hacia adelante o hacia atrás).
Lector	Orden temporal de lectura	Trayectoria de lectura de toda la micro-historia, es decir, el scanpath de la lectura de la micro-historia.
	Comportamiento pupilar	Variación en el diámetro de la pupila durante el proceso de lectura.
	Patrón de lectura	Comportamiento general del lector en la lectura de una micro-historia, basado en el tiempo total que pasó en cada palabra o oración.
Estímulo	Salto de línea	Punto en el estímulo donde el texto que normalmente continuaría en la misma línea comienza al inicio de una nueva línea.
	Orden de las palabras en la oración	Orden original de las palabras en el estímulo.
	Orden de las oraciones	Orden original de las oraciones en el estímulo.

En la Figura 4.1, se muestra un ejemplo de un *scanpath* sobre una micro-historia tradicional para ilustrar las características mencionadas anteriormente. En la Figura 4.1A, es posible apreciar las fijaciones realizadas por un lector con el respectivo orden temporal, duración y diámetro pupilar. Por ejemplo, la fijación 1 tiene una duración de $100ms$, un diámetro pupilar de $425mm$, y la posición de aterrizaje está situada entre las letras *q* y *u*. La palabra *Aquel* tiene un tiempo de permanencia de $180ms$, un tiempo de mirada de $180ms$ y una longitud de 5 caracteres. Por otro lado, la palabra *hombre* tiene un tiempo de permanencia de $200ms$, un tiempo de mirada de $0ms$ y una longitud de 6 caracteres. Finalmente, la palabra *se* es una palabra omitida. En la Figura 4.1B, se muestran las características de las sacadas. La amplitud se define como la distancia angular $D(Pos_i, Pos_{i+1})$, la velocidad es $D(Pos_i, Pos_{i+1})/\Delta t$ y la aceleración como $(Vel_{i+1} - Vel_i)/\Delta t$. Por ejemplo, la sacada de la fijación 1 a la fijación 2 es una transición



Figura 4.1: Un *scanpath* sobre una micro-historia tradicional ilustrando (A) las características de las fijaciones y (B) las características de las sacadas.

inter-palabra hacia adelante con una duración de $100ms$. Por otro lado, la sacada de la fijación 2 a la fijación 3 es una transición inter-palabra hacia atrás.

4.4. Técnica de Visualización

Esta sección se centra en el diseño de una técnica de visualización para asistir en el análisis del comportamiento ocular durante el proceso de lectura de micro-historias. Dicha técnica de visualización soporta completamente las características definidas para las micro-historias en la sección anterior (ver Tabla 4.1) e integra estas características en la representación visual. La vista general codifica la mayoría de ellas simultáneamente a primera vista. Luego, oraciones y características a nivel de palabra pueden integrarse bajo demanda. Esta vista general facilita el análisis de los datos de movimientos oculares, permitiendo descubrir patrones de lectura. A continuación, se discuten los aspectos técnicos de la técnica de visualización propuesta.

4.4.1. Diseño Racional

Para diseñar esta técnica se siguieron los criterios de diseño descritos en Draper et al. (2009), donde las decisiones para construir una nueva visualización radial se basan en patrones y dimensiones. Los patrones de diseño permiten organizar los componentes en la pantalla y las dimensiones son el mapeo entre un concepto del dominio y su correspondiente representación visual. Los autores propusieron siete patrones de diseño y detallaron una serie de dimensiones de diseño que se pueden usar para crear nuevas visualizaciones. Entre esas dimensiones podemos encontrar las unidades de visualización, que se refieren a los componentes gráficos que conforman la visualización radial, y la significancia del

centroide, que se refiere al papel que juega el punto central del lienzo de la visualización en la semántica de la visualización.

El enfoque propuesto en este trabajo integra diferentes patrones de diseño que se utilizan para codificar múltiples características del problema. De acuerdo con la característica bajo estudio, se emplea el patrón particular que es la mejor opción para visualizarla. Para analizar el tiempo de permanencia relacionado con una palabra (o una oración), el patrón estrella es la mejor opción para comparar o detectar un comportamiento particular (ver el gráfico radial interno en la Figura 4.3). Para codificar la jerarquía del texto y las transiciones entre AOIs se emplea el patrón concéntrico (ver el anillo de palabra, el anillo de oración y la espiral de transición en la Figura 4.3). A nivel de dimensión, se proponen diferentes símbolos gráficos para codificar las características de interés. Finalmente, el centroide en la técnica tiene tres significados diferentes de acuerdo con el nivel de análisis realizado por el experto del dominio. Corresponde al valor cero en la escala de tiempo que, en el gráfico Radial, representa el tiempo de permanencia. También representa el nodo raíz de la jerarquía del texto, y con respecto a las transiciones, da una referencia temporal.

En las siguientes secciones, se describen en detalle cómo se implementan los aspectos restantes y su significado en el contexto del dominio del problema.

4.4.2. Representación Visual

La técnica de visualización consiste en dos vistas interconectadas: la vista de gráfico radial y la vista de estímulo (ver Figura 4.2). Además, se proporciona un panel de filtros. La vista de estímulo está ubicada a la izquierda del gráfico radial principal, proporcionando contexto para el análisis exploratorio. Se proporciona un panel de navegación en la parte superior de la vista de estímulo para navegar entre micro-historias y participantes.

El gráfico radial consiste en dos anillos concéntricos, dos espirales por tramos (ubicadas dentro y fuera de estos anillos circulares) y un gráfico Radar interno (ver Fig. 4.3). Ambas espirales giran alrededor de un punto central, que es el origen del gráfico radial, una se aleja del anillo exterior y la otra se acerca al anillo interior. En el gráfico radial principal (ver Fig. 4.3), la micro-historia se distribuye en los anillos, en sentido horario. El anillo exterior se llama *anillo de palabra* porque allí, la micro-historia se detalla a nivel de palabra (ver Fig. 4.4A). El anillo interior se llama *anillo de oración* ya que

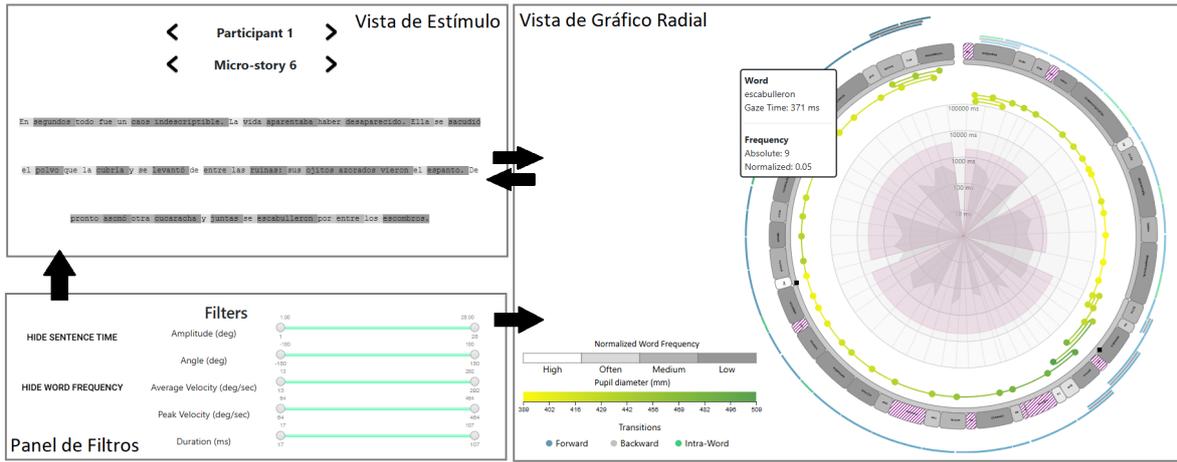


Figura 4.2: La técnica de análisis visual propuesta tal como se presenta en la herramienta desarrollada para su acceso. La misma se compone de dos vistas interconectadas: la vista de Estímulo y la vista de Gráfico Radial. La primera permite seleccionar entre los diferentes participantes y las micro-historias, además de presentar el estímulo tal cual fue presentado durante el experimento, respetando el tipo de fuente y la disposición del texto en pantalla. La segunda codifica visualmente las diferentes medidas oculares obtenidas durante la lectura, para facilitar la exploración de los datos. Adicionalmente, el Panel de Filtros permite filtrar y seleccionar propiedades referidas al estímulo y a las medidas de los movimientos oculares. Las flechas en negro indican si la interacción entre las vistas es bidireccional o unidireccional.

allí, la micro-historia se detalla a nivel de oración. El *anillo de palabra*, con radio r_{in} , se divide en sectores anulares. Cada uno de ellos corresponde a un AOI, es decir, a una palabra o una palabra seguida de un signo de puntuación. Para preservar el significado del AOI, mostramos una etiqueta de texto con la palabra asociada (o palabra + signo de puntuación). El sector anular AS_i depende del radio del anillo y es proporcional a la longitud L_i de la i -ésima AOI. Luego, AS_i se calcula de la siguiente forma:

$$AS_i = 2\pi r_{in} \frac{L_i}{L}, L = \sum_{i=0}^k L_i$$

Como en un AOI puede haber fijaciones o no, es importante poder diferenciar entre las dos situaciones a primera vista. Si hay fijaciones en un AOI en particular, los eventos que ocurrieron en esta área deben ser analizados. Si no hay ninguna, puede ser interesante tener solo una idea cualitativa de la longitud del AOI. Por lo tanto, los sectores anulares correspondientes se mapean con una textura a rayas morada. Inicialmente, las AOIs se representan en blanco o texturizadas. El *anillo de oración*, con radio r , se divide en

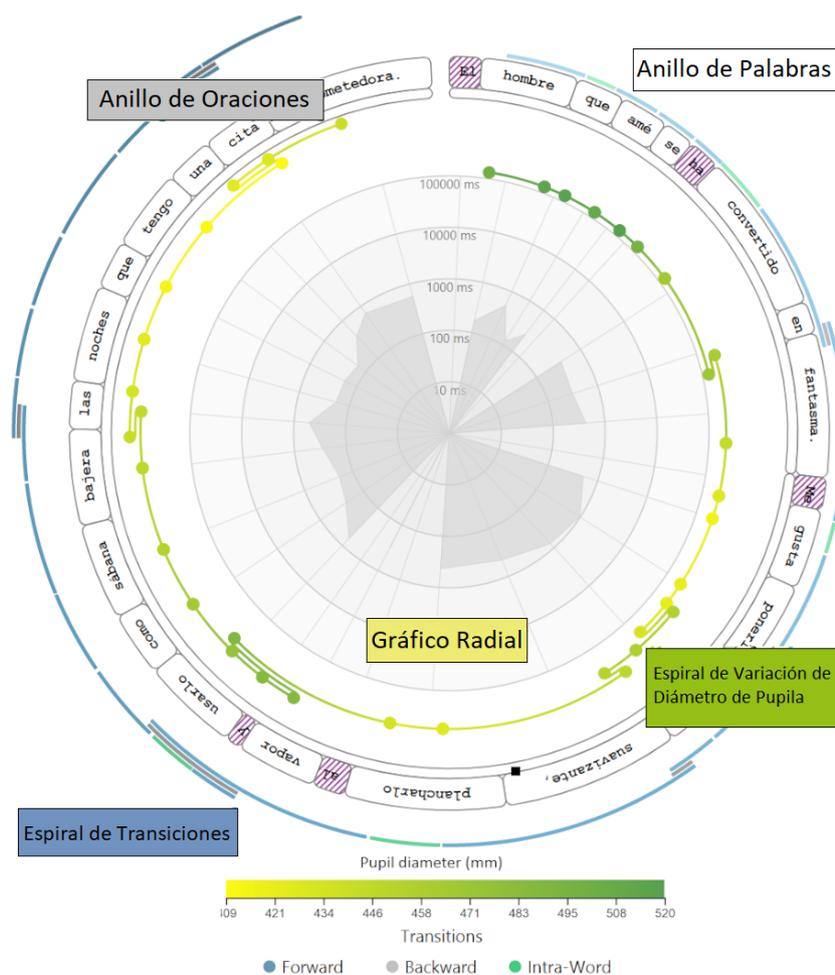


Figura 4.3: El gráfico radial principal, compuesto por dos anillos concéntricos (el anillo de palabra y el anillo de oración), dos espirales por tramos (la espiral de variación del diámetro de la pupila y la espiral de transición), y un gráfico Radar interno.

arcos de un grosor dado. Cada arco corresponde a una oración representando su longitud. Además, también se puede indicar dónde ocurren los saltos de línea en el texto. Esto se marca con un rombo negro colocado abajo a la derecha del AOI correspondiente.

Las transiciones se codifican con la espiral exterior por tramos (ver Fig. 4.4C) en un enfoque similar al descrito por Lorigo et al. (2008). Una transición corresponde a una sacada y se representa mediante un arco de esa espiral. Cuando en el proceso de lectura ocurre un cambio en la dirección de las transiciones (adelante/atrás o viceversa), la espiral aumenta su radio. Las posiciones de entrada y salida para cada transición j se definen por

$$positions_{pqj} = (AS_p/2 \pm off_p, AS_q/2 \pm off_q)$$

donde off es el desplazamiento de la fijación relativo al centro del AOI. El color de la

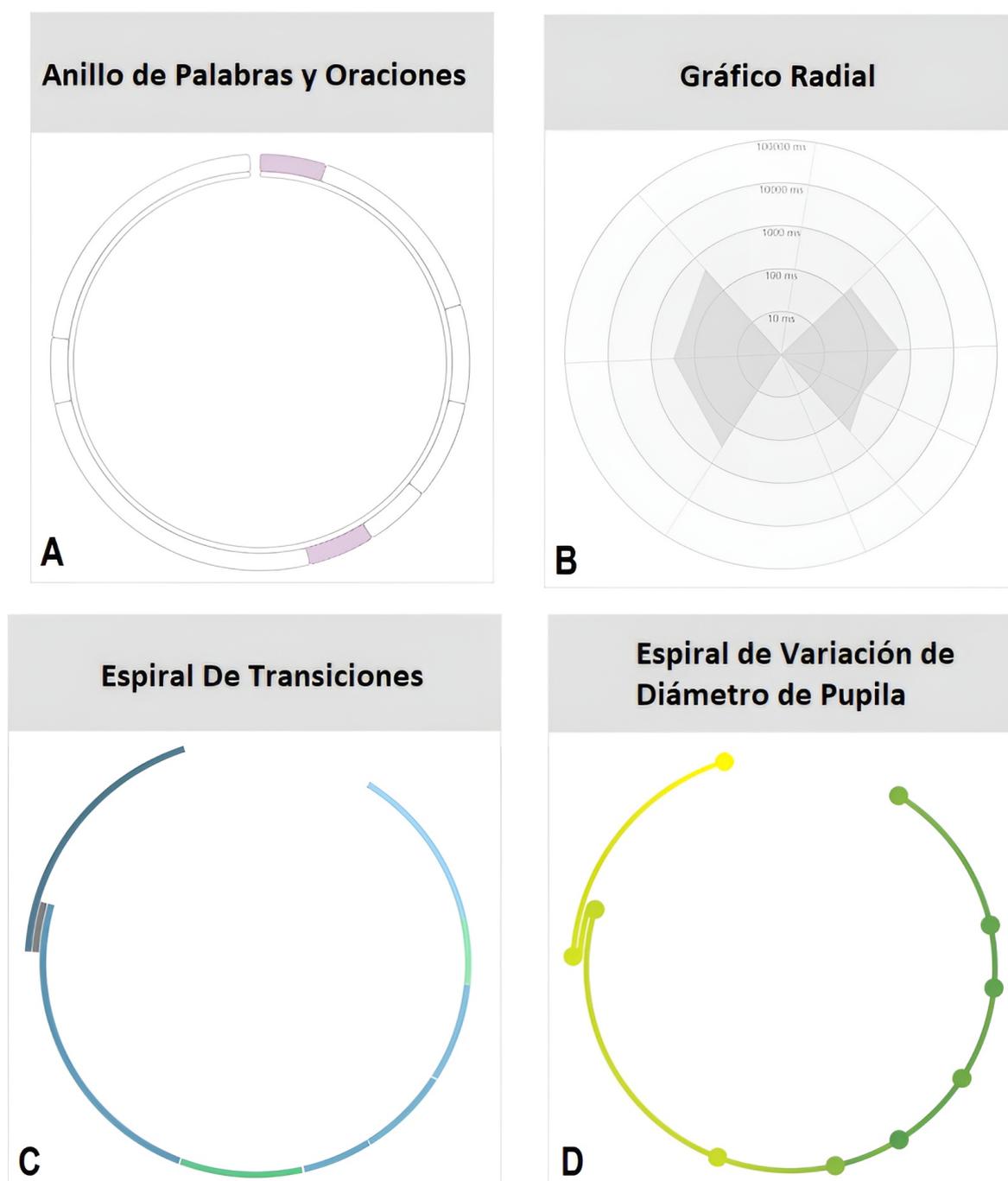


Figura 4.4: Componentes individuales que constituyen la técnica visual: (A) el anillo de palabra y el anillo de oración, (B) el gráfico radar, (C) la espiral de transición y (D) la espiral de variación del diámetro de la pupila.

espiral está asociado al tipo de transición (intra-palabra, inter-palabra, y hacia atrás). Las transiciones hacia adelante se codifican con azul o azul verdoso, dependiendo de si son transiciones inter-palabra o intra-palabra. Las transiciones hacia atrás se codifican con gris claro. Además, la disminución de la luminosidad de los segmentos de la espiral

codifica el patrón de lectura de la trayectoria completa de lectura de la micro-historia.

Las variaciones en el diámetro de la pupila se codifican con la espiral interior por tramos (ver Fig. 4.4D) alejándose de los anillos. Los segmentos de la espiral se unen mediante círculos. Cada círculo representa una ubicación de fijación y su color (calculado según una escala logarítmica que permite mostrar pequeños cambios en los datos) representa el diámetro de la pupila. Para reforzar el cambio de la pupila entre dos fijaciones, proponemos un gradiente de color suave asociado con el enlace que conecta los círculos.

Para preservar el orden temporal de las transiciones y el flujo de variación del diámetro de la pupila, definimos $2n + 1$ niveles de lectura continua, donde n es el número de transiciones hacia atrás. Cada nivel se define como una secuencia de transiciones hacia adelante durante las cuales el lector no regresa a un AOI previa. Esta espiral sigue el mismo patrón de recorrido que el correspondiente a las transiciones, permitiendo así su asociación temporal.

En la sección interna del gráfico mostramos el tiempo de permanencia para cada AOI, palabra u oración, con un gráfico Radar (ver Fig. 4.4B). El tiempo total pasado en cada AOI para las palabras se presenta como un punto en el eje radial correspondiente. Conectando estos puntos, generamos un polígono. La longitud desde el centro del gráfico Radar hasta este punto representa la longitud de un radio y es proporcional al tiempo de permanencia de la fijación en relación con el valor máximo del tiempo de permanencia calculado a través de todas las fijaciones registradas. Este gráfico tiene como objetivo mostrar una forma comparable y distintiva que representa cómo un participante lee una micro-historia con énfasis en el tiempo que pasa en cada palabra. El tiempo total pasado en cada AOI (oración) se superpone con los tiempos individuales empleados en cada palabra de la oración y se presenta como un sector circular con su radio representando el tiempo. Se usa una escala radial logarítmica para tener una representación comparable del tiempo parcial y total empleado por oración. Las escalas de color se eligieron de tal manera que los extremos se puedan distinguir debido a la variación en la luminosidad. El esquema de color es útil para personas con daltonismo (verificado por el simulador de daltonismo Coblis (Flück, 2020)).

Junto al gráfico principal, el texto de la micro-historia se muestra en la Vista de Estímulo de la misma manera que se muestra durante el experimento, permitiendo al analista explorar la visualización en el contexto del estímulo (Figura 4.2). Finalmente,

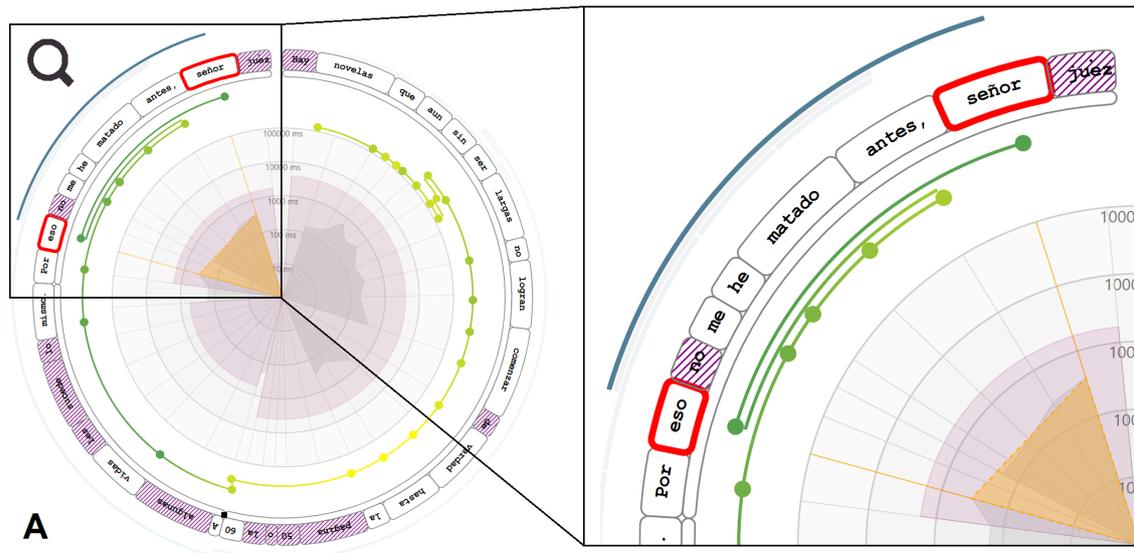
el panel de filtro ubicado en la parte inferior izquierda de la pantalla proporciona un conjunto de controles deslizantes para filtrar las transiciones según sus propiedades. De esta manera, el usuario puede elegir qué transiciones son importantes para su análisis seleccionando un rango de valores para ellas. El panel de botones permite visualizar el tiempo de la oración en el gráfico radial y la frecuencia de palabras tanto en la vista de estímulo como en la vista del gráfico radial. El tiempo de la oración se calcula como el promedio de los tiempos de sus palabras, mientras que la frecuencia de palabras se codifica con una escala de color gris con cuatro categorías: “Alta”, “Frecuente”, “Media”, y “Baja”. Estas categorías se calcularon a partir de un histograma de las frecuencias normalizadas de todas las palabras usadas en las micro-historias.

4.4.3. Interacciones

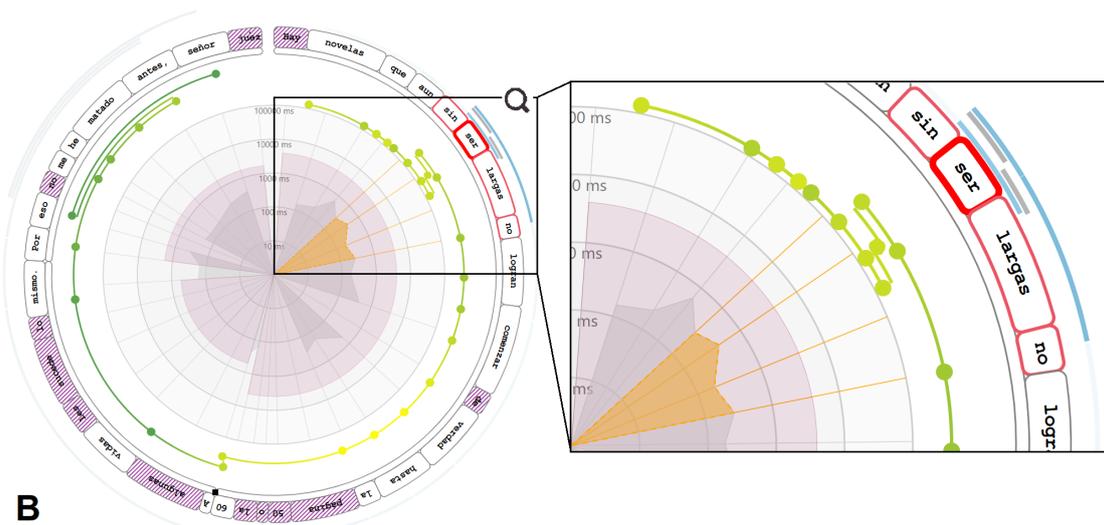
La técnica soporta interacciones tanto basadas en AOIs (palabras u oraciones) como en transiciones. De acuerdo a Yi et al. (2007), se proporcionan tres categorías diferentes de interacciones: explorar, abstraer/elaborar y filtrar. A continuación, se detalla cómo estas interacciones fueron diseñadas e implementadas en la técnica.

Interacciones sobre un AOI

Las micro-historias pueden exhibir diferentes características en distintos niveles. A nivel de palabra, las interacciones se centran en la palabra bajo análisis, considerada como la palabra objetivo, y su relación con otras palabras (ver Fig. 4.5B). Esta relación considera las palabras que tienen al menos una transición en común con la palabra objetivo. Para interactuar a nivel de palabra, la palabra objetivo debe ser *clikeada* dos veces. En este caso, las AOIs de la palabra objetivo y las palabras relacionadas se destacan con un borde rojo, siendo el borde de la palabra objetivo más ancho para identificarla. Además, cada vértice del polígono en el sub-Gráfico Radar se actualiza considerando la suma de los tiempos en las fijaciones involucradas. Es decir, si una palabra tiene varias transiciones asociadas, la posición del vértice en el eje radial correspondiente a esta palabra, considera la suma de los tiempos de cada fijación asociada a las múltiples transiciones. Por lo tanto, el tiempo total de fijación se destaca para esa palabra y las palabras previas y posteriores en las que ocurrieron transiciones, permitiendo apreciar las variaciones en el tiempo durante las transiciones. Un análisis basado en transiciones es útil para saber



Hay novelas que aun sin ser largas no logran comenzar de verdad hasta la página 50 o la 60. A algunas vidas les sucede lo mismo. Por **eso** no me he matado antes, **señor** juez.



Hay novelas que aun **sin ser largas no** logran comenzar de verdad hasta la página 50 o la 60. A algunas vidas les sucede lo mismo. Por eso no me he matado antes, señor juez.

Figura 4.5: Interacciones sobre una transición (A) y sobre un AOI (B). En (A), las palabras asociadas con la transición seleccionada están destacadas (*eso* y *señor*). En (B), el AOI objetivo (la palabra *ser*) está destacada en gris oscuro y las AOIs de las palabras relacionadas están destacados en un gris más claro.

cómo se explora el texto, mientras que un análisis basado en palabras es relevante para entender qué palabras son importantes para el participante durante la lectura. Además, se proporciona más información sobre la palabra, como la frecuencia de la palabra y el tiempo de mirada (ver Fig. 4.2E).

A nivel de oración, las interacciones se centran en la oración bajo análisis. Para seleccionar la oración en foco, se debe hacer doble clic en el correspondiente *anillo de oración* (ver Fig. 4.2C). El sub-Gráfico Radar muestra la suma de los tiempos en las fijaciones involucradas en la oración. Su transparencia permite apreciar, en contexto, los tiempos de las fijaciones por palabra.

Interacciones sobre una transición

Al hacer clic en una transición particular, las palabras asociadas con ella se destacan con un borde rojo (ver Figura 4.5A). Las transiciones restantes se suavizan para evitar distraer la atención del analista, pero no se borran para proporcionar contexto. El sub-Gráfico Radar naranja mostrado en el centro resalta los tiempos de permanencia en cada palabra relacionada con las fijaciones involucradas en la transición. Estos se muestran en el contexto de los tiempos de permanencia totales en cada palabra (polígono gris). Como las vistas están vinculadas, esta interacción también se refleja en la vista de Estímulo (ver Figura 4.5A). Además, se puede proporcionar más información sobre la transición, como amplitud, duración, velocidad media y máxima, ángulo y dirección bajo demanda (ver Figura 4.2D).

La técnica también soporta el filtrado de transiciones mediante barras deslizantes, situadas en el Panel de Filtros. El usuario puede filtrar transiciones según las características mencionadas anteriormente.

4.4.4. Codificación de las características

La micro-historia se presenta en el gráfico radial principal y en la vista de Estímulo, exactamente como se muestra al lector durante la sesión de lectura (ver Sección 4.4.2). Así, todas las características relacionadas con el estímulo se codifican en estas dos vistas vinculadas, el *Salto de Línea*, el *Orden de las Palabras en la Oración* y el *Orden de las Oraciones en la Micro-Historia*.

En la vista de gráfico radial se muestra cómo el lector mueve los ojos durante el proceso de lectura, codificando tanto el orden en que lee como el tiempo que le lleva hacerlo. La espiral exterior representa el *Orden Temporal de Lectura*. Su opacidad disminuye a medida que avanza la lectura, indicando el avance del tiempo.

Al mismo tiempo, también es posible seguir la variación de la pupila (*Comportamiento*

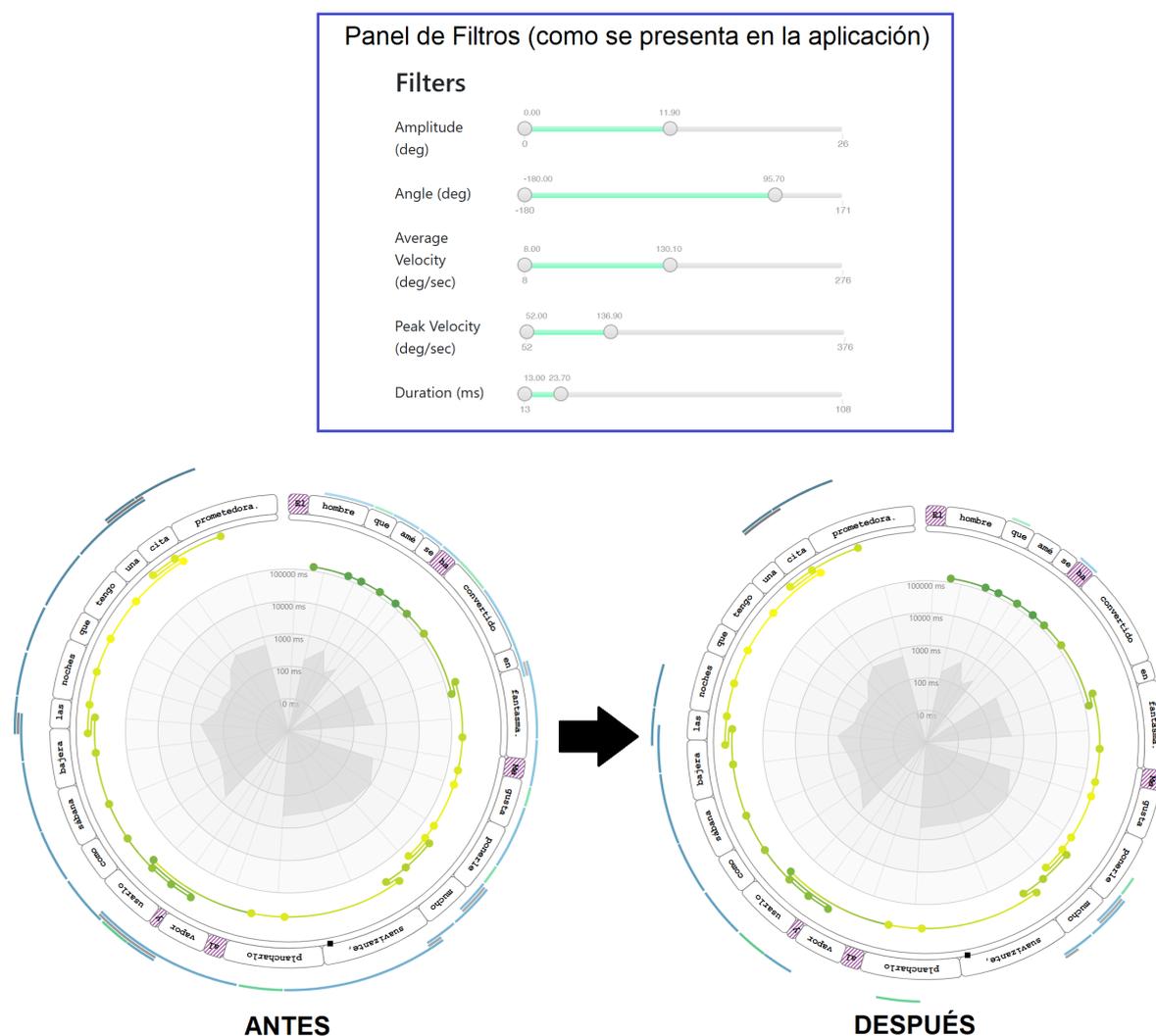


Figura 4.6: Panel de Filtros y su utilización para filtrar transiciones en función de las propiedades Amplitud, Ángulo, Velocidad Promedio, Velocidad Máxima y Duración. Primera- mente se muestra el Gráfico Radial Principal en su estado inicial y el resultado de aplicar los filtros seleccionados.

Pupilar) en la espiral interior que evoluciona con el mismo patrón temporal hacia adelante que la espiral exterior y acompaña la secuencia de lectura, variando en color según la variación de la pupila. El *Patrón de Lectura* puede considerar tanto el tiempo total pasado en una palabra como en una oración. Ambos se muestran en el gráfico Radar interior. El polígono formado al unir los puntos de los tiempos de fijación en cada palabra constituye un patrón de lectura de la micro-historia. Cada lector generará uno diferente (ver Fig. 4.11).

Las características de las palabras también se visualizan en el gráfico radial principal.

Éstas están concentradas principalmente en el anillo de palabras, donde se representan las palabras y sus longitudes (ver Sección 4.4.2). Las *Palabras Omitidas* (palabras que nunca son fijadas) se mapean con una textura rayada. Hacer doble clic en la palabra permite ver, en el gráfico Radar, su *Tiempo de Permanencia* en el eje radial centrado en la palabra (ver Figura 4.5B). También es posible comparar si ese tiempo aumentó o disminuyó con respecto a las palabras leídas previamente y posteriormente. Cuando se selecciona una palabra, esas palabras se destacan. La *Frecuencia de la Palabra*, tanto absoluta como normalizada, puede obtenerse al pasar el cursor sobre la palabra (ver Figura 4.2E). Además, un botón de la interfaz permite mostrar el *Tiempo de Permanencia* correspondiente para las oraciones, superpuesto al *Tiempo de Permanencia* de las palabras en ellas. Debido a su transparencia, también es posible ver los tiempos de permanencia de las palabras. Otro botón permite codificar la frecuencia de la palabra coloreando cada palabra y segmento de oración en el Anillo de Palabras y Anillo de Oración, respectivamente (ver Figura 4.7). En este caso, las palabras en la vista de Estímulo también se colorean para mantener la coherencia entre las vistas.

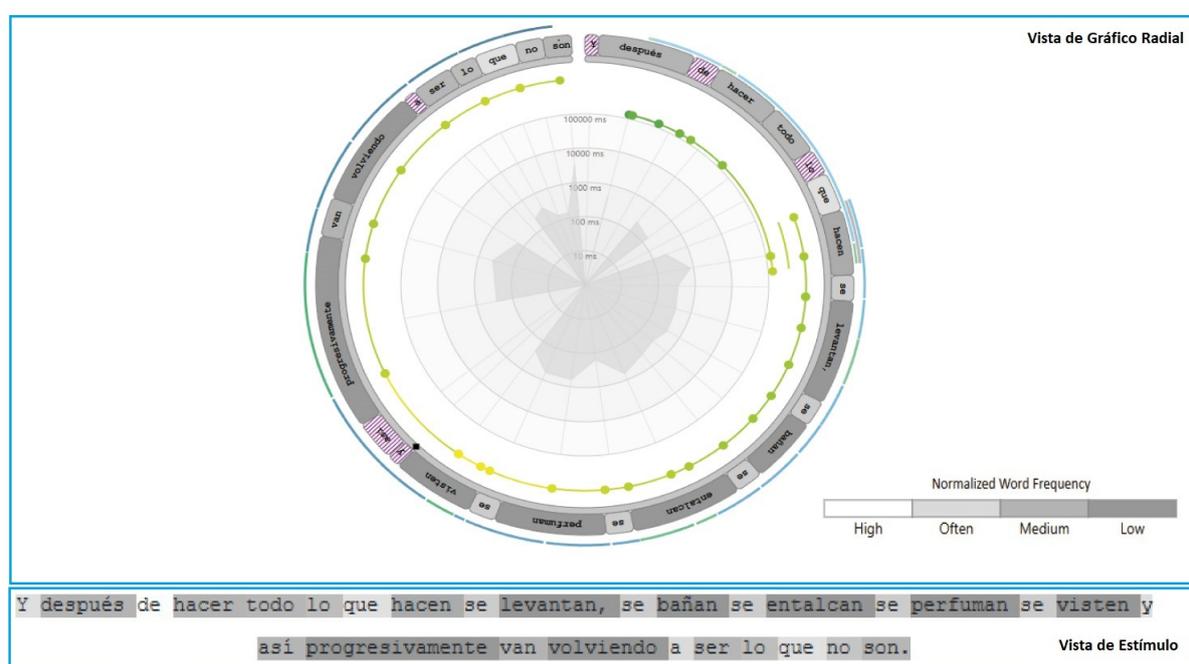


Figura 4.7: Actualización del color de las palabras en función de su valor de frecuencia relativa tanto en la Vista de Estímulo como en la Vista de Gráfico Radial.

Cuando ocurre una fijación, es necesario saber dónde se fijaron los ojos en la palabra inicialmente (*Posición de Aterrizaje*), la duración de esta fijación y el diámetro de la

pupila en ese punto. Estas Posiciones de Aterrizaje se visualizan donde la espiral exterior se interrumpe. En el punto correspondiente de la espiral interior, el *Diámetro de la Pupila* se representa mediante un círculo de color. El *Tiempo de Mirada*, calculado sobre la base de la *Duración de la Fijación* en la palabra, puede obtenerse al pasar el cursor sobre la palabra (ver Figura 4.2E). Finalmente, las transiciones se visualizan como segmentos en la espiral exterior. Tanto la *Dirección* como el *Tipo de Transición* se identifican mediante el color del segmento de arco que corresponde a la transición. En el caso del *Tipo de Transición*, puede ser intra-palabra o inter-palabra, correspondiendo al verde-azul y azul, respectivamente. La *Dirección de la Transición* relativa a una fijación puede ser hacia adelante o hacia atrás y se representa en azul o gris, respectivamente. Las características adicionales de la transición (ver Tabla 4.1) se obtienen pasando el cursor sobre el arco de transición (ver Figura 4.2D).

Cabe destacar que todas las características cualitativas se visualizan simultáneamente en el gráfico radial principal. Otras características cuantitativas, como la *longitud de la palabra* y el *diámetro de la pupila*, se muestran cualitativamente. Estas últimas, así como otras características cuantitativas, se muestran numéricamente bajo demanda. Los resultados ilustran cómo la técnica de visualización desarrollada permite analizar los datos de seguimiento ocular durante la lectura de micro-historias, considerando la mayoría de sus características simultáneamente y en el contexto del estímulo. Estos resultados subrayan el potencial de la técnica para realizar un análisis visual de los movimientos oculares en la lectura de micro-historias, permitiendo integrar y correlacionar las principales características.

4.4.5. Comparación

En la Sección 4.2.2 se discuten las limitaciones y la utilidad de los métodos de vanguardia para visualizar datos de seguimiento ocular. Para entender mejor cómo la técnica presentada es útil en este contexto, es preciso compararla con algunos de los métodos empleados en la literatura. Se compara la técnica desarrollada con dos métodos actuales que se consideran más relacionados con el enfoque propuesto: el Gráfico Radial de Transiciones (RTG¹) (Blascheck et al., 2017b) y el AlpScarf (AlpS) (Yang y Wacharamanotham, 2018) (ver Figura 4.8).

¹Radial Transition Graph

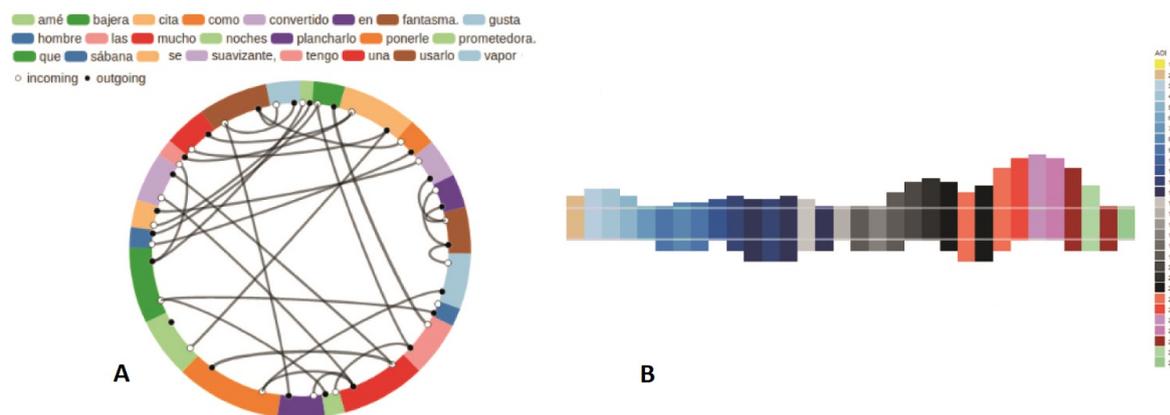


Figura 4.8: Comparación de las técnicas de visualización RTG y Alps para una micro-historia. En el caso de RTC (A) no es posible identificar el orden en que se dan las transiciones entre palabras y la repetición de color, cuando se excede un número determinado de AOIs, imposibilita saber de qué palabra se trata. En cuanto al Alps (B), su mecanismo de definición de una escala de colores en función del orden esperado de AOIs genera colores semejantes cuando la cantidad de AOIs crece, y por lo tanto se vuelve más difícil de distinguir conforme la micro-historia tenga más palabras.

En primer lugar, se considera analizar si el RTG y el Alps soportan las características detalladas en la Tabla 4.1. Sin embargo, dado que la técnica propuesta en esta tesis fue diseñada especialmente para estímulos textuales y teniendo en cuenta las características mencionadas anteriormente, se cree que una comparación taxativa no sería justa. Por lo tanto, se compara la efectividad de los métodos involucrados considerando las características básicas del texto (Rayner et al., 2006), las características básicas de las medidas de seguimiento ocular (Holmqvist et al., 2011), y el diseño utilizado (Burch et al., 2008; Kim y Draper, 2014).

La técnica propuesta en este trabajo de tesis codifica las características básicas del texto (longitud de palabra, frecuencia de palabra y posición de la palabra) y las medidas básicas de seguimiento ocular (tiempo de fijación, fijaciones y variación del diámetro pupilar) como se explicó en las Secciones 4.4.2 y 4.4.4. La posición original de las palabras no se conserva en el método RTG ni está representada explícitamente en el Alps; sin embargo, en este último se puede inferir a partir de las etiquetas de la barra de color. Ni la longitud de las palabras (o el tamaño de las AOIs) ni sus frecuencias asociadas (o la frecuencia de las AOIs) se codifican en ninguno de los dos métodos. Respecto a las medidas

de seguimiento ocular, el tiempo de fijación se representa en el RTG como el tamaño de los segmentos del anillo, pero ni la duración individual de las fijaciones, ni la variación del diámetro pupilar, ni el orden temporal de las transiciones están representados en esa técnica. Por otro lado, aunque en AlpS la duración de las fijaciones se codifica como el ancho de los rectángulos, este método no permite representar la variación del diámetro pupilar. Además, AlpS representa el orden de las transiciones utilizando componentes visuales llamados montañas, valles y arroyos.

Además, es importante analizar si las técnicas de visualización se enfocan en las características espaciales o temporales de los datos. Las técnicas espaciales solo se enfocan en cómo se distribuye la atención del participante (como el RTG), mientras que las técnicas temporales representan el orden en el que se visitaron las AOIs (como el AlpS). La técnica propuesta en esta tesis sigue un enfoque espacio-temporal, integrando ambos aspectos, y tiene el potencial de codificar el comportamiento completo del participante en una sola vista. Respecto a la disposición visual de los elementos, AlpS sigue un enfoque cartesiano, que en el caso particular de una tarea de lectura, no escala bien cuando el número de palabras (oraciones) es grande debido a un patrón entrecruzado. Las micro-historias pueden tener múltiples AOIs y pueden ocurrir muchas transiciones entre éstas, lo que puede llevar a la oclusión de los datos. La técnica propuesta y el RTG emplean un enfoque radial, que ha sido estudiado como una alternativa para evitar estos problemas y ayudar al análisis.

Finalmente, la técnica propuesta en esta tesis doctoral, al igual que el RTG y AlpS, presenta problemas de escalabilidad. En los métodos RTG y AlpS, la limitación está dada por las estrategias de coloreado que identifican cada AOI con un color único (RTG) o un grupo de AOIs con una variación de tono o luminancia (AlpS), induciendo a que múltiples y diferentes AOIs tengan la misma representación visual. Este es un problema cuando el número de AOIs es mayor a una docena, que es un número pequeño en las micro-historias. Como detallamos en la Sección 4.5.4, nuestro enfoque también presenta problemas de escalabilidad, pero abordamos este problema integrando la vista de Estímulo.

4.5. Escenarios de Uso

Durante la exploración de los datos en estudio, los expertos comúnmente formulan varias preguntas e hipótesis a partir de éstos. La exploración visual es un proceso iterativo en el que los usuarios adquieren conocimiento sobre los datos y construyen nuevas preguntas utilizando su propia experiencia y la información adquirida. Este ciclo de reorientación es posible gracias a las interacciones ofrecidas por la herramienta y a cómo los usuarios pueden procesar o modificar los datos para descubrir información útil. Teniendo esto en cuenta, se colaboró con un grupo de expertos en seguimiento ocular y neurociencias para realizar tareas no remuneradas con la herramienta. Debido a que estos expertos tienen conocimientos básicos en visualización, se les presentó lo esencial de la técnica para aprovechar las utilidades que se ofrecen. Los expertos definieron un conjunto de preguntas relevantes en la etapa inicial del análisis, según su experiencia previa:

- Pregunta 1: La micro-historia requiere la máxima atención del lector. ¿Es posible apreciar esta sobrecarga cognitiva a partir de los movimientos oculares y el comportamiento de la pupila?
- Pregunta 2. ¿Es posible detectar visualmente los momentos en que el lector integra la información del texto en la memoria?

Estas preguntas son un primer paso en el análisis y deben ser usadas como hallazgos preliminares que podrían ser reformulados posteriormente para cubrir otro aspecto del estudio o para detectar un caso particular. Para ilustrar cómo la técnica de visualización diseñada y sus interacciones pueden ayudar en el análisis exploratorio de los movimientos oculares durante la lectura de micro-historias, definimos dos escenarios de uso basados en las preguntas formuladas.

A continuación, se proporcionan detalles sobre las micro-historias y los lectores involucrados en los escenarios de uso. Luego, se examina cómo el análisis de los datos obtenidos de los registros de lectura puede ser abordado para responder las preguntas planteadas. Se hace especial énfasis en que responder las preguntas planteadas implica analizar, en su conjunto, varias de las características listadas en la Tabla 4.1.

4.5.1. Corpus de Micro-historias y Lectores

Para configurar los escenarios se utilizó un conjunto de 15 micro-historias en español agrupadas por longitud. Para ser coherentes con la definición de micro-historia, la longitud promedio del texto es de 54 ($DE^2=20$) palabras y la longitud media de las palabras es de 5 ($DE=3$) letras. Cuatro participantes (hablantes nativos de español) fueron parte de nuestra sesión de grabación. Se seleccionaron personas jóvenes entre 25 y 35 años con educación universitaria pertenecientes a nuestra institución. Ninguno de los participantes mostró signos de problemas visuales ni recibió pago por su participación.

4.5.2. Escenario de Uso 1

Pregunta 1. La micro-historia requiere la máxima atención del lector. ¿Es posible apreciar esta sobrecarga cognitiva a partir de los movimientos oculares y el comportamiento de la pupila?

Como se explicó en la Sección 4.3.2, diversas características asociadas con los movimientos de seguimiento ocular como, por ejemplo la dinámica pupilar y las fijaciones, se han utilizado para evaluar la carga cognitiva en la lectura. La Fig. 4.9 muestra una sesión de análisis particular donde un participante procesa el texto durante la lectura de una micro-historia con énfasis visual en el comportamiento de la pupila (anillo interior), el tiempo de fijación (gráfico radar) y las sacadas (anillo exterior). El objetivo de los analistas es identificar las partes más relevantes de la micro-historia y su efecto en la lectura. Al inicio de la sesión, los expertos analizan la variación del diámetro pupilar y se dan cuenta rápidamente de que la parte central de la micro-historia resulta más relevante en comparación con el resto del texto.

A medida que el participante avanza en el texto, el anillo interior muestra cómo el diámetro pupilar aumenta considerablemente en la parte central del texto y luego disminuye nuevamente antes de llegar al final de la micro-historia. Además, los expertos notan que hay 3 sectores del texto donde el participante realiza regresiones mientras lee (ver Figura 4.9A, 4.9B y 4.9C). En los sectores A y B, el lector realiza solo una regresión, pero en el sector C, el número de regresiones aumenta. Luego, los expertos se enfocan en

²Desviación estándar

En el más recóndito paraje del bosque rebulle el perro que todos llevamos dentro, buscando un camino de regreso a casa, el perro herido entre zarzales, el perro abandonado contra la cuneta, de pelambre hirsuta, lengua inerte colgando una rosa chicle, el perro sucio, el perro de azúcar, con su voz ronca, con la voz de las ramas temblando, el perro libre y feliz, libre, feliz, ladrador, perdedor, que todos llevamos dentro.

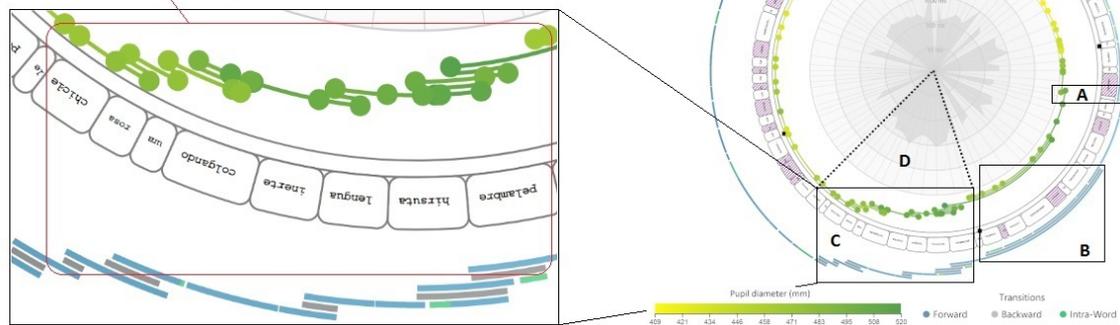


Figura 4.9: Una sesión de análisis en la que los expertos identifican que la parte más relevante del texto está en el medio de la micro-historia. El lector realiza regresiones en los sectores A, B y C. Además, en el sector C el diámetro pupilar está dilatado y el tiempo de fijación permanece alto para un conjunto de palabras consecutivas (D). Esto indica que este sector podría ser el más relevante para comprender la micro-historia.

el sector C, y después de explorar las diferentes características codificadas en la visualización, les resulta claro que para un conjunto dado de palabras consecutivas, el tiempo de fijación (tiempo total que un participante fija su mirada en una palabra) permanece alto (ver Figura 4.9D) y la tasa de fijaciones disminuye. Para explorar la relación entre la amplitud de las transiciones y el tiempo de fijación, los expertos usan el Panel de Filtros seleccionando solo aquellas transiciones con pequeña amplitud, verificando que, de hecho, las transiciones que involucran palabras con fijaciones más largas tienen menores amplitudes (Figura 4.10).

Los expertos pudieron apreciar la relación visual entre el comportamiento de la pupila y las transiciones entre palabras, revelando que la parte central del texto requiere más atención para una mejor comprensión de la micro-historia por parte del participante, lo que lleva a un gran número de fijaciones y sacadas para integrar la información crítica. Este aumento está relacionado con los cambios en el diámetro pupilar y muestra cómo tanto el sistema oculomotor como el de memoria trabajan en armonía para captar el significado del texto.

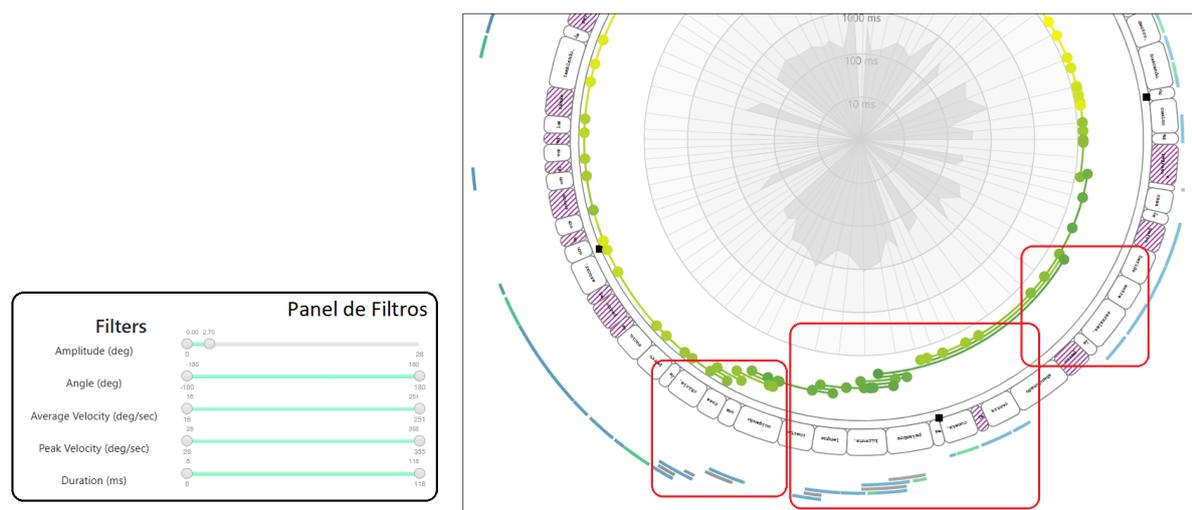


Figura 4.10: Luego de aplicar un filtrado de las transiciones visibles en la vista de Gráfico Radial hasta un valor de 2.70° grados visuales, se puede ver en las regiones delimitadas por rectángulos rojos, que las mismas se producen en las palabras con mayor número de fijaciones.

4.5.3. Escenario de Uso 2

Pregunta 2. ¿Es posible detectar visualmente los momentos en que el lector integra la información del texto en la memoria?

La demanda cognitiva de comprender un texto se refleja en los movimientos oculares (ver Sección 4.3.2). Específicamente, un tiempo de fijación más largo en la última palabra de una oración indica el tiempo necesario para entender una oración antes de pasar a la siguiente.

La Figura 4.11 muestra cómo un lector particular procesa una micro-historia compuesta por dos oraciones. Para responder a la pregunta planteada, el analista comienza explorando el gráfico radar para verificar si el lector pasa más tiempo al final de las oraciones, presumiblemente integrando la información en la memoria. Al seleccionar la última palabra de cada oración, ya sea desde la vista del Estímulo o directamente en el gráfico radial principal, los tiempos de fijación de la palabra seleccionada y las palabras relacionadas se resaltan en el gráfico radar, revelando que efectivamente el lector pasa más tiempo en la última palabra de cada oración que en el resto de la respectiva oración (ver Figura 4.11B y 4.11C). Además, el lector sólo realiza una regresión durante toda la lectura (ver Figura 4.11A) al final de la primera oración. Los analistas suponen que, al retroceder, el lector se da otra oportunidad para examinar visualmente una región del

La Figura 4.12 muestra otra sesión de análisis, en la que un lector procesa otra micro-historia también compuesta por dos oraciones. En este caso, el lector también pasa más tiempo en los límites de las oraciones (ver Figura 4.12A), pero realiza dos regresiones que llamaron la atención de los analistas. En ambas regresiones, el lector retrocede a palabras distantes en el texto, y ninguna regresión se corresponde con el final de las oraciones.

Los analistas concluyen inicialmente que quizás el lector necesita retroceder porque se encontró con una palabra desconocida o poco frecuente. El analista luego activa la codificación de frecuencia de palabras y se aprecia que, en realidad, las palabras involucradas en las regresiones son palabras de baja frecuencia, lo que explica la razón de la regresión. Además, gracias a la vista interconectada del Estímulo, los analistas descubrieron que este lector muestra un comportamiento interesante. Al seleccionar las regresiones, los analistas notaron que en ambas regresiones la palabra objetivo está colocada encima de la palabra origen en la línea superior inmediata del texto en el estímulo original.

4.5.4. Limitaciones

La escalabilidad visual y perceptual es un aspecto importante a considerar. Si el participante realiza muchas transiciones hacia atrás, el espacio requerido para dibujar las mismas crece por un factor de dos. Esta situación resulta en una gran separación entre el anillo de palabras y el arco de transición en una parte del texto. Esta limitación también puede ocurrir en el gráfico Radial principal que, aunque más adecuado que una representación lineal, presenta una limitación cuando el número de palabras aumenta. Este problema se ha resuelto parcialmente reduciendo el tamaño de la fuente. Aunque puede llegar al límite de legibilidad en el gráfico Radial, en la vista de Estímulo el texto aún puede leerse con la misma claridad con la que se presenta a los lectores. De esta forma, el usuario puede analizar el gráfico Radial y siempre saber, independientemente del tamaño de la micro-historia, a qué palabra corresponde un sector del anillo en el gráfico Radial.

Por otro lado, cuando el participante realiza muchas fijaciones en una región particular del texto, los círculos que representan cada fijación pueden superponerse. Esta superposición puede considerarse un indicador visual de aquellas áreas en las que el participante prestó más atención. Sin embargo, se considera que pueden ser necesarias interacciones específicas para lidiar con la superposición, y se planea trabajar en esto como parte del

trabajo futuro. Un enfoque interesante podría ser la generación de *clusters* para aquellas regiones densas de fijaciones y proporcionar las interacciones correspondientes para manipularlas.

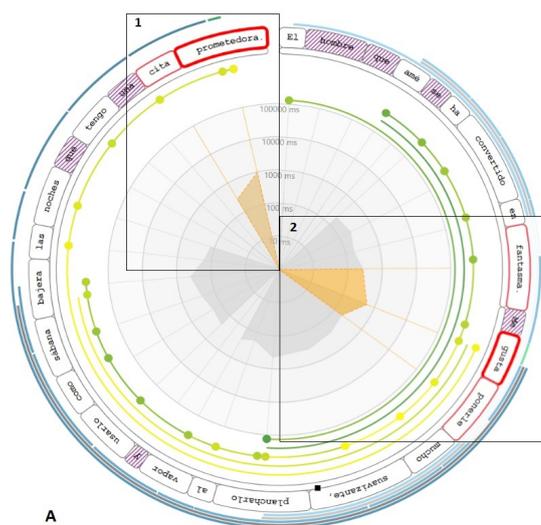
En términos de rendimiento computacional, la técnica tiene una complejidad de $O(n+m)$, donde n es el número de palabras de una micro-historia y m es el número de transiciones realizadas por el participante. En ese sentido, cuando el tamaño de la micro-historia alcanza el límite de palabras establecido, el número de transiciones crece en consecuencia, lo que hace que el tiempo para generar el gráfico sea más lento.

4.6. Conclusiones y Trabajo Futuro

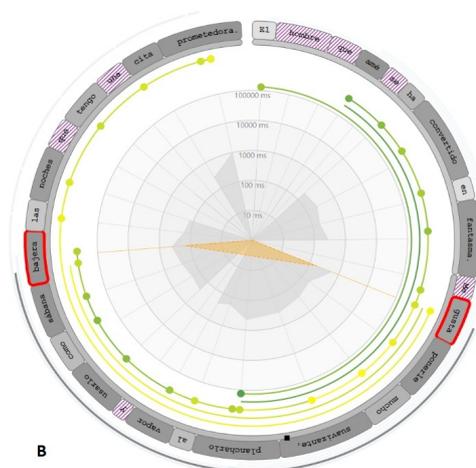
En este capítulo se detalla el proceso de diseño y desarrollo de una nueva técnica de visualización para analizar los datos de *eye tracking* durante la lectura de micro-historias. La misma está dirigida a aquellos usuarios de la tecnología de seguimiento ocular, tanto científicos como profesionales. También se ofrece una clasificación detallada de las características más relevantes que deben tenerse en cuenta durante la lectura de micro-historias (ver Tabla 4.1). Estas son integradas en la técnica de visualización propuesta con las correspondientes interacciones asociadas, a fin de facilitar la exploración y el análisis.

Como resultado del trabajo descrito en este capítulo, los resultados obtenidos se publicaron en el artículo titulado *Visual analysis of eye movements during micro-stories reading* (Luque et al., 2022). La publicación de una nueva técnica de visualización para analizar datos de *eye tracking*, y en particular, el uso novedoso de micro-historias como estímulo, contribuye a comprender cómo las diferentes características relevadas influyen en la lectura. De esta manera, es posible para los expertos determinar y analizar las relaciones que existen entre ellas y su efecto en los procesos cognitivos asociados.

Finalmente, se espera aplicar esta técnica a problemas específicos del dominio relacionados con el uso de la lectura de micro-historias. Resulta particularmente interesante, por ejemplo, estudiar si cada micro-historia tiene un patrón de lectura característico cuando la lee un lector promedio. Además, se planea extender la técnica de visualización centrándose en la comparación de múltiples lectores y micro-historias.

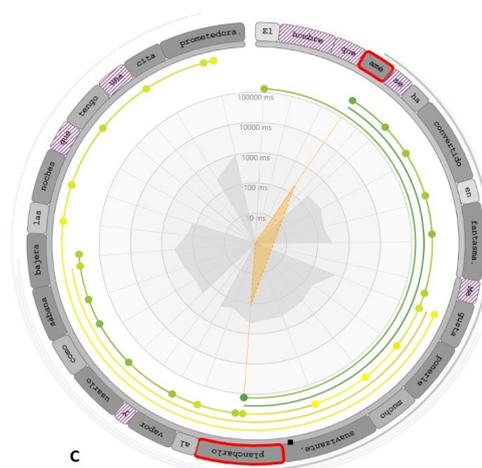


A



B

El hombre que se ha convertido en fantasma una cita prometedora en un momento suavemente planchazo al vapor como mucha bajeta luz rochete tempo una cita prometedora



C

El hombre que se ha convertido en fantasma una cita prometedora en un momento suavemente planchazo al vapor como mucha bajeta luz rochete tempo una cita prometedora

Figura 4.12: Una sesión de análisis donde un lector particular procesa una micro-historia compuesta por dos oraciones. El lector pasa más tiempo al final de las oraciones (A.1 y A.2) y realiza dos regresiones en toda la lectura (B y C). Gracias a la vista correlacionada de Estímulo, los analistas descubrieron que en ambas regresiones la palabra objetivo está colocada encima de la palabra fuente en la línea superior inmediata del texto en el estímulo original.

Capítulo 5

Análisis Visual de Lectura de Oraciones

Este capítulo explora el desarrollo y la aplicación de técnicas de visualización, enfatizando su rol en el análisis de comportamientos relevantes durante la lectura de oraciones cortas (de alta y baja predictibilidad) y proverbios. Usando estas técnicas, los investigadores comprenden mejor cómo las personas leen y procesan las oraciones, por medio del análisis de las diferentes medidas relacionadas a los movimientos oculares. También se presenta una herramienta innovadora de exploración visual llamada *SentenceVis* que combina aprendizaje automático y visualización de datos, permitiendo la exploración interactiva de datos de seguimiento ocular para identificar patrones y asociaciones relacionadas con el comportamiento durante la lectura. Esta herramienta, desarrollada en el contexto de este trabajo de tesis, brinda la posibilidad de potenciar la investigación en los procesos cognitivos al ofrecer diversas perspectivas de los datos recolectados, para identificar comportamientos que puedan traducirse en marcadores cognitivos de interés. Mediante el uso de la misma es posible comprender de forma visual cada una de las etapas que intervienen en el proceso de toma de decisiones, lo cual permite identificar qué variables tienen mayor relevancia para caracterizar compartimientos específicos.

5.1. Introducción

La tecnología de seguimiento ocular ha emergido como una herramienta poderosa para comprender diversos aspectos del comportamiento humano mediante el análisis de

los movimientos oculares en respuesta a diferentes estímulos. Al capturar dónde y cuánto tiempo una persona observa áreas específicas, los datos de seguimiento ocular ofrecen una rica fuente de información que puede ser utilizada en diversos campos, incluyendo psicología, neurociencia, interacción humano-computadora y marketing. Sin embargo, el gran volumen y la complejidad de los datos de seguimiento ocular requieren técnicas de visualización efectivas para hacer los datos más accesibles e interpretables para los investigadores.

Visualizar los datos de seguimiento ocular implica transformar los puntos de mirada crudos, los patrones de fijación y las sacadas en representaciones significativas como mapas de calor, gráficos de mirada y superposiciones dinámicas, entre otras. Estas visualizaciones no solo ayudan a identificar patrones y tendencias en los datos, sino que también facilitan la comparación de la locación de la atención visual entre diferentes sujetos o condiciones. El desarrollo y la mejora de los métodos de visualización son esenciales para maximizar el valor de los estudios de seguimiento ocular, permitiendo una comprensión más profunda del comportamiento visual y promoviendo una toma de decisiones informada en aplicaciones como la investigación cognitiva.

En este capítulo, se presenta un enfoque basado en aprendizaje automático y análisis visual para analizar datos de lectura de oraciones, con el objetivo de caracterizar el comportamiento de adultos jóvenes y mayores. Dichas oraciones tienen la particularidad de agruparse en oraciones de baja y alta predictibilidad, y proverbios. Esta característica permite estudiar cómo las propiedades semánticas del texto afectan a los procesos internos de lectura de una persona, y cómo terminan influenciando estas las distintas estrategias de búsqueda visual.

La principal contribución es el diseño y desarrollo de una herramienta de análisis visual y sus correspondientes interacciones que facilitan la comprensión de diferentes aspectos del proceso de lectura, tanto a nivel de transiciones como de pupila. Esto permite mejorar la interpretabilidad de los resultados obtenidos de los distintos grupos etarios en función de los movimientos oculares registrados, identificando qué características y/o variables tienen mayor relevancia. Además, se detalla un escenario de uso extensivo que ilustra cómo emplear la herramienta en la realización de una tarea de interés para los expertos en el dominio.

5.2. Trabajo Relacionado

El campo del seguimiento ocular experimentó avances significativos en los últimos años en lo que respecta a su visualización y a la evaluación de procesos cognitivos durante la lectura. La tecnología de seguimiento ocular ha proporcionado a los investigadores una herramienta poderosa para investigar cómo los individuos procesan textos e imágenes en pantallas y materiales impresos. Esta investigación tiene aplicaciones prácticas en la mejora de la comprensión lectora, el diseño de interfaces de usuario y la accesibilidad para personas con dificultades de lectura, entre otras.

Como se detalló en el Capítulo 3, existen distintas técnicas de visualización que pueden ser empleadas para el análisis de los datos obtenidos de experimentos de *eye tracking* (Chan, 2006; Blascheck et al., 2017b; Aigner et al., 2023). Estas visualizaciones permiten a los investigadores obtener información sobre las estrategias de lectura, como el orden en que los lectores se enfocan en elementos específicos, la duración de las fijaciones y los patrones de sacádicas.

Otro aspecto importante se refiere a la evaluación de los procesos cognitivos durante la lectura utilizando seguimiento ocular. Los investigadores han utilizado el seguimiento ocular para investigar varios fenómenos cognitivos, como la identificación de palabras, el análisis de oraciones y la comprensión de textos cortos (ver Capítulo 4). Al analizar los movimientos oculares, los investigadores pueden obtener información sobre los mecanismos de atención, el rol del contexto semántico en la lectura y cómo los procesos cognitivos cambian bajo diferentes condiciones, como leer bajo restricciones de tiempo o con distracciones (Bax, 2013; Kruger et al., 2013).

Además, los estudios han explorado las aplicaciones del seguimiento ocular en entornos educativos (Was et al., 2016). Los investigadores han utilizado el seguimiento ocular para entender las dificultades de lectura y desarrollar intervenciones para personas con trastornos de lectura, como la dislexia (Rello y Ballesteros, 2015).

El desarrollo de visualizaciones de seguimiento ocular ha mejorado la interpretabilidad de los datos, mientras que la evaluación de los procesos cognitivos ha tenido un impacto en diversos aspectos de la lectura, desde el reconocimiento de palabras hasta la comprensión. Estos conocimientos tienen aplicaciones prácticas en campos como la educación, la accesibilidad y el diseño de interfaces de usuario, con el potencial de mejorar la experiencia de lectura para personas de diferentes grupos etarios y con habilidades

diferentes.

Por otro lado, el uso de aprendizaje automático se ha convertido en una herramienta esencial para el análisis de datos de seguimiento ocular, lo que permite a los investigadores extraer valiosos conocimientos de esta compleja información de manera más eficiente. Estos algoritmos están entrenados para detectar y categorizar patrones de movimiento ocular (Lüken et al., 2022), como fijaciones, sacadas y *smooth pursuit*¹, al mismo tiempo que manejan grandes conjuntos de datos y automatizan el procesamiento de datos.

Sin embargo, el uso del aprendizaje automático para el análisis de este tipo plantea un desafío relacionado con la interpretabilidad. Para abordar esta preocupación, los investigadores han recurrido cada vez más a técnicas de Inteligencia Artificial Explicable (*XAI*²) (Nauta et al., 2023). Los métodos *XAI* tienen como objetivo proporcionar explicaciones comprensibles para los humanos sobre las predicciones de los modelos de aprendizaje automático, lo que facilita que los expertos confíen en los resultados obtenidos. Esta integración de *XAI* con el análisis de datos de seguimiento ocular no solo mejora la confiabilidad de los hallazgos, sino que también profundiza la comprensión de los procesos cognitivos involucrados en la lectura.

En este capítulo se presenta el diseño y el desarrollo de una herramienta de análisis visual que permite combinar distintas técnicas de visualización de datos de *eye tracking* y enfoques de aprendizaje automático. Además, se proveen técnicas que permiten inspeccionar los resultados obtenidos de los modelos de clasificación empleados para caracterizar a los participantes en jóvenes y adultos.

5.3. Contexto

5.3.1. Medidas de *Eye-Tracking*

Tal como se detalló en el Capítulo 2 existen diversas medidas asociadas a los movimientos oculares que pueden ser empleadas para evaluar el comportamiento de un sujeto en determinada tarea.

Para poder analizar los datos correspondientes a la lectura de oraciones, es preciso incorporar una serie de medidas relacionadas a la pupila que se describen a continuación:

¹Seguimiento Suave

²Explainable Artificial Intelligence

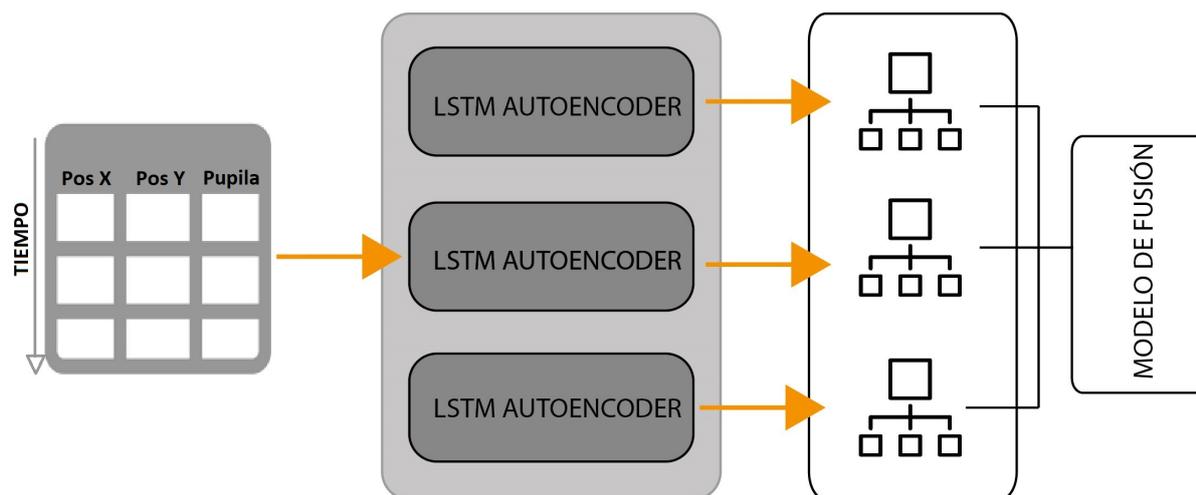


Figura 5.1: Descripción del *pipeline* empleado para el procesamiento y clasificación de datos empleando un enfoque de aprendizaje automático para series temporales.

- **Diámetro:** Es el tamaño de la pupila, que puede medirse en milímetros o píxeles. El diámetro de la pupila está influenciado por diversos factores, como cambios en la intensidad de la luz, carga cognitiva y excitación emocional. El diámetro de la pupila puede utilizarse para evaluar la carga cognitiva.
- **Dinámica:** Se refiere a los cambios en el diámetro de la pupila a lo largo del tiempo. La dinámica pupilar puede utilizarse para evaluar el tiempo y la precisión de los procesos atencionales, los efectos de la carga cognitiva sobre el procesamiento visual y los efectos del envejecimiento, y los trastornos neurológicos sobre el sistema nervioso autónomo.

5.3.2. Modelos de Aprendizaje Automático

En este trabajo se implementan modelos de aprendizaje automático para analizar y detectar comportamientos de interés relacionados con la lectura. Estos modelos fueron entrenados utilizando el corpus de oraciones de referencia (Fernández et al., 2016b) y se aplicaron para identificar patrones, tendencias y anomalías durante la lectura.

En la Figura 5.1 se ilustra cómo los distintos conceptos explicados a continuación se integran y articulan para conformar un modelo de clasificación que será utilizado para distinguir entre los grupos de interés para los expertos.

Autoencoder Long Short-Term Memory

La *Long Short-Term Memory*³ (LSTM) es un tipo de Red Neuronal Recurrente (RNN⁴) diseñada para abordar el problema del desvanecimiento del gradiente en las RNN tradicionales. Las redes *LSTM* utilizan un mecanismo interno para recordar u olvidar selectivamente información a lo largo del tiempo, lo que les permite capturar dependencias a largo plazo en datos de series temporales.

Los *autoencoders*⁵ LSTM pueden ser utilizados para la compresión de datos de series temporales y la extracción de características. La estructura del *autoencoder* consiste en un codificador y un decodificador, que se entrenan por separado para reconstruir los datos de entrada. Durante las pruebas, solo se utiliza el codificador para extraer características de baja dimensionalidad que alimentan la red *LSTM*. Esto reduce la dimensionalidad de los datos de entrada y mejora la eficiencia de la red *LSTM*.

Una forma de integrar un *autoencoder* en la estructura de la celda LSTM es integrar directamente el codificador y el decodificador en la estructura de la misma. Esta simplificación optimiza el flujo de información en la celda, lo que resulta en un mecanismo de actualización del estado más robusto y eficiente para gestionar las dependencias tanto a corto como a largo plazo.

Modelos de Fusión

En el caso particular de los movimientos oculares, la serie temporal que los describe es multidimensional, ya que incorpora información relativa tanto a la posición cartesiana (coordenadas x e y) como a la pupila (valor de registro) en cada instante de tiempo que está determinado por la frecuencia de muestreo. Adicionalmente, puede contener mayor información agregada como la velocidad, la aceleración, la presencia de parpadeo, dependiendo de la configuración inicial con la que se haya provisto al equipo de registro. Por conveniencia en la facilidad de cómputo, trataremos a cada dimensión como una serie temporal unidimensional, por lo cual para una serie temporal de $N \times 3$ dimensiones se define un conjunto de 3 series temporales de $N \times 1$ que la representa. Esto requiere una nueva forma de procesar dichas series para combinarlas y capturar toda la información y

³Una posible traducción al español es Memoria a Corto Plazo Prolongada.

⁴Recurrent Neural Network.

⁵Una posible traducción al español es Auto-codificador.

las relaciones útiles. Los esquemas de fusión se pueden dividir en tres grupos:

- *Fusión Temprana*: las características de los datos se extraen antes de la fusión para manejar diferentes tasas de muestreo. Además, es importante tener en cuenta el tipo de fuentes de datos (continuas o discretas) y cómo fusionarlas. Estos procesos convergen en un vector muy grande y denso que combina todas las características de todas las modalidades.
- *Fusión Conjunta*: esta es una alternativa intermedia entre la fusión temprana y la fusión tardía, donde se generan capas de características ocultas para crear representaciones de características intermedias. Estas representaciones extraídas de los datos de entrada se utilizan por el clasificador.
- *Fusión Tardía*: este enfoque se centra en la etapa de toma de decisiones, y para cada modalidad, se construye un clasificador y sus predicciones se combinan. Por lo general, la fusión tardía da un mejor rendimiento porque los errores de múltiples modelos no están correlacionados. Determinar cómo fusionar varios modelos no es una tarea trivial y existen muchas técnicas adecuadas según los requisitos del problema (reglas de Bayes, fusión máxima y fusión promedio).

Para este trabajo, utilizamos el esquema de Fusión Tardía debido a su flexibilidad para adaptarse a distintas fuentes de datos y a su capacidad para proporcionar un mejor análisis de los métodos empleados.

Explicabilidad del Aprendizaje Automático

La explicabilidad de un modelo es uno de los requisitos fundamentales en la actualidad para comprender su comportamiento y la calidad de sus predicciones. Dependiendo del tipo de análisis, es posible contar con métodos que permiten interpretaciones tanto locales como globales, ofreciendo información a nivel general y por instancia de datos. Mediante representaciones visuales, los patrones y relaciones complejas presentes en los datos se hacen más accesibles, lo que posibilita a los investigadores identificar tendencias, anomalías y otros aspectos relevantes. Asimismo, las herramientas de visualización facilitan la comparación y el análisis de las predicciones del modelo, y las explicaciones derivadas de dichos métodos se alinean con la estructura de los datos y el proceso de toma de decisiones del modelo.

5.4. Requerimientos de Diseño

La herramienta propuesta en este trabajo es el resultado de la revisión de las tareas realizadas por expertos en ciencias cognitivas, seguimiento ocular y visualización de datos. Para llevar a cabo este proceso, se planificaron reuniones y discusiones que permitieron aclarar qué esperaban los expertos de una solución basada en análisis visual. Se detectaron los siguientes requisitos:

R1: *Proporcionar una visión general de todos los participantes para un determinado conjunto de oraciones*

Los expertos se enfocan en detectar los comportamientos generales de los participantes que leen diferentes tipos de oraciones. Su objetivo es comprender las diferencias temporales y espaciales entre dos o más participantes. Por lo tanto, los participantes deben poder:

- Seleccionar un tipo particular de oración para que el experto analice como leen los participantes.
- Determinar a simple vista cómo difieren los caminos de dos participantes (o conjunto de participantes).
- Determinar si existe una diferencia temporal entre los participantes, es decir, cual participante demoró más (o menos) en completar la lectura de una oración.
- Detectar valores atípicos en los datos.

R2: *Soportar la exploración de una sola oración a nivel de pupila y de transiciones*

Los expertos expresaron su necesidad de realizar análisis más detallados, permitiendo la comparación simultánea de los aspectos temporales y espaciales de los datos. Para lograr una comprensión más precisa del proceso de lectura, es esencial considerar tanto la variación temporal de la pupila durante la lectura como la estructura y la dinámica de las transiciones en el texto. Estas dos dimensiones proporcionan información complementaria que permite analizar cómo los movimientos oculares y las propiedades del texto interactúan, facilitando así el poder obtener una comparación más adecuada. Por lo tanto, la herramienta debe permitir lo siguiente:

- Visualizar la variación de la pupila a lo largo del tiempo.

- Visualizar la distribución de transiciones en la oración.
- Interactuar con ambos aspectos para analizar cómo uno impacta en el otro.
- Permitir el análisis individual (o grupal) de los participantes.

R3: *Permitir el análisis del impacto de las características de la oración en los movimientos oculares*

Uno de los aspectos más relevantes para los expertos es el conjunto de oraciones utilizado para recopilar la información. Como se explicará más adelante, este conjunto de datos contiene algunas propiedades que son de interés para comprender ciertos comportamientos de los movimientos oculares y, por lo tanto, cómo se desarrolla el proceso cognitivo del participante. La lista de tareas necesarias para cumplir con este requisito incluye:

- Seleccionar propiedades específicas de la oración.
- Detectar regiones de interés en función de una propiedad específica.
- Examinar el impacto de esa propiedad en los movimientos oculares.

R4: *Apoyar la inspección de la relación entre el corpus de oraciones y los datos de seguimiento ocular*

Para interpretar los resultados obtenidos, considerando todas las lecturas realizadas por los participantes y el *corpus* de oraciones, los expertos necesitan una visión global que les permita detectar cualquier agrupamiento entre individuos jóvenes y adultos. Para lograr esto, los expertos deben poder:

- Obtener una visión general de la distribución de los datos de lectura utilizando alguna técnica de reducción de dimensionalidad.
- Obtener una visión general del *corpus* de oraciones que permita establecer grupos similares entre ellas.
- Inspeccionar y comparar subgrupos de datos de lectura y/o de oraciones.

5.5. Datos y Materiales

El conjunto de datos utilizado en este estudio consiste en un *corpus* de oraciones previamente recopiladas por Fernández et al. (2016c, 2015) durante un experimento de seguimiento ocular en la lectura. Estas oraciones fueron seleccionadas por su relevancia en la medición del rendimiento cognitivo durante la lectura y poseen propiedades específicas que permiten un análisis profundo de este aspecto crítico de la comunicación escrita. La elección de este *corpus* se basa en la premisa de que, al utilizar un conjunto de datos con estas características, podemos obtener resultados más significativos y aplicables en el campo de la comprensión lectora.

5.5.1. Participantes

El conjunto de datos se construyó a partir de las sesiones de lectura de un grupo de 40 individuos. Este grupo se dividió en un grupo joven y un grupo adulto, compuesto por jóvenes y mayores respectivamente, donde ambos son sanos y no presentaban trastornos neurológicos. En el caso del grupo joven la edad promedio es 25 años, en tanto que en el grupo adulto el promedio de edad es 69 años. A cada grupo se le indicó leer un número similar de oraciones (aproximadamente 100 oraciones) de algunos de los tipos mencionados a continuación.

5.5.2. Tarea y Estímulos

El conjunto de datos consta de oraciones escritas en español que pueden clasificarse en refranes, oraciones de baja predictibilidad y oraciones de alta predictibilidad. Los refranes son dichos comúnmente conocidos en la sociedad y consisten en palabras que son de uso cotidiano para todos. Los otros dos grupos se refieren a oraciones de baja y alta predictibilidad construidas a partir de un experimento de *cloze task*⁶ para determinar qué palabras son más propensas a ocurrir durante la lectura. Este experimento se realiza antes de la lectura de todos los participantes y sirve como base al emplear un pequeño grupo de individuos sanos para determinar el valor próximo de una palabra. De esta manera, un sujeto analiza múltiples oraciones e intenta determinar la siguiente palabra que podría aparecer a medida que lee. Esto permite un cálculo empírico de la predictibilidad de las

⁶Tarea de completar palabras

oraciones como una suma ponderada de los valores de predictibilidad de cada palabra que la compone.

Además, como mecanismo de validación y comprensión, se añadieron preguntas de control después de cada oración para determinar si los sujetos comprendían lo que leían. Esto proporciona un conjunto de datos válido con valor semántico para el análisis de la lectura.

5.6. *Sentence Vis*

En esta sección, se describen las decisiones de diseño de la herramienta *SentenceVis* y su arquitectura. Es importante destacar que ésta es una herramienta *end-to-end*⁷ que cubre el análisis desde la adquisición de los datos crudos hasta la generación de visualizaciones que aportan valor para el análisis del comportamiento basado en la lectura.

5.6.1. Representaciones Visuales

A continuación se describe cómo se encuentra construida la herramienta propuesta para manejar los datos relacionados con la lectura de oraciones. Se detallan las transformaciones de los datos en cada una de las vistas propuestas, con el fin de destacar comportamientos específicos y generales que resulten de utilidad para los expertos. En cada una de las etapas, las representaciones propuestas buscan resaltar los elementos y las relaciones de interés para los expertos, teniendo en cuentas los requerimientos descritos en la Sección 5.4.

Vista General

Esta vista basada en el requerimiento **R1** (ver Figura 5.2) proporciona una perspectiva global de las diversas oraciones a través de una técnica visual basada en glifos, lo que permite determinar el número de transiciones y cambios pupilares de cada participante a lo largo del tiempo. Los glifos se encuentran organizados de forma matricial, de manera tal que las filas corresponden a cada participante y las columnas también. Esta organización matricial se encuentra dividida en tres secciones bien definidas, cada una ofreciendo información diferente del proceso de lectura:

⁷Extremo a extremo



Figura 5.2: Vista General de *SentenceVis*. Matriz de glifos que representan el comportamiento individual de un participante cuando lee una determinada oración, así como también, la comparación entre participantes.

- **Diagonal:** Contiene el glifo que representa a cada participante. Representa el cambio pupilar del participante a lo largo de toda la lectura, e indica los períodos de lectura continua, sin regresiones, además de la cantidad de veces que se realizaron regresiones, en el caso de que se hayan producido.
- **Sub-matriz Triangular Inferior:** Muestra un glifo que representa la combinación de lecturas entre un par de participantes, indicando qué partes del camino comparten y cuáles no. Además, proporciona información sobre el valor pupilar más significativo entre ambos.
- **Sub-matriz Triangular Superior:** Utiliza una representación rectangular coloreada para indicar qué participante tardó más tiempo en completar la lectura de la oración. Esto ayuda a determinar si el número de re-lecturas está influenciado por el tiempo total de lectura.

El principal elemento visual en esta vista es el glifo que representa el comportamiento de un participante y la comparación entre pares. A continuación, se detallará la construcción de cada uno de los glifos utilizados, según el propósito para el que fue diseñado.

La Figura 5.3 detalla el proceso de construcción del glifo que representa la lectura de

un participante y corresponde a los glifos ubicados en la diagonal principal. En este caso, como se indica en (A), se comienza a partir de los datos que representan el *scanpath* que define las fijaciones y las sacadas que unen a las mismas. En negro se indican las sacadas que representan que las fijaciones se realizaron de manera secuencial hacia adelante y en rojo aquéllas que exhiben un comportamiento regresivo, como consecuencia de que el participante volvió hacia atrás para hacer una re-lectura.

En (B) se genera la construcción inicial del glifo a partir de los datos del *scanpath*, donde el tamaño en ancho del mismo se refleja mediante un escalamiento el ancho que ocupa la oración en pantalla. Un grupo continuo de sacadas (progresivas o regresivas) son agrupadas de manera secuencial en un solo segmento para indicar que en esa región espacial la lectura fue continua. Así se tiene que que las dos primeras sacadas constituyen la base del glifo, en tanto que la tercera sacada implica un movimiento hacia atrás en la lectura, por lo que se añade un *offset* en altura para resaltar este comportamiento. Este proceso se ejecuta de forma iterativa hasta completar todas las sacadas, teniendo en cuenta que siempre que haya un cambio en el sentido de la lectura se deberá añadir un nivel en altura.

Finalmente en (C) se añade el color final basado en una escala amarillo-verde para indicar los cambios en la dinámica pupilar del participante.

Para el caso del glifo de comparación entre dos participantes (correspondientes a la sub-matriz Triangular Inferior), como se ve en la Figura 5.4, el mismo se construye a partir de la superposición de los glifos individuales que los identifican. Esta superposición permite identificar qué regiones espaciales de la oración son visitadas por ambos participantes y cuáles no. Para mantener la consistencia en cuanto al criterio de que el coloreo del glifo debe reflejar el comportamiento pupilar, se debe realizar una operación adicional para asegurar que se resalten de forma adecuada los patrones de interés. Para ello se asigna una nueva escala de colores para cada participante, empleando una escala blanco-rojo para el participante 1 y una blanco-azul para el participante 2. Esto permite que en las regiones donde se genere la superposición espacial de datos entre dos participantes, se evalúa cuál tiene el mayor valor de dinámica pupilar y se colorea ese sector con la escala de color correspondiente. De este modo, es posible preservar en el glifo final las dinámicas propias de cada participante que no se ven alteradas por la superposición con el otro.

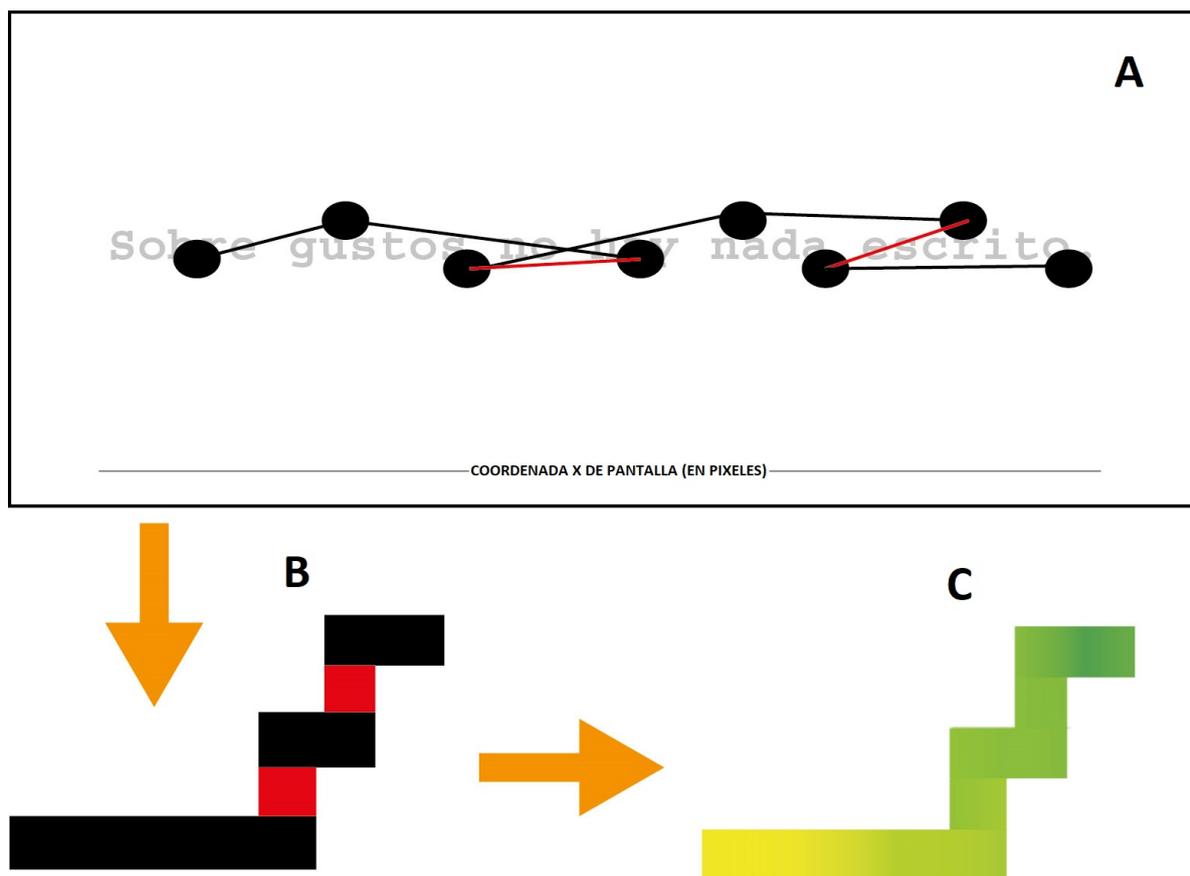


Figura 5.3: Ejemplificación del procedimiento de construcción de glifo empleado en la Vista General. (A) *Scanpath* asociado a un participante. (B) Construcción inicial del glifo, donde las secciones negras y rojas indican sentidos *hacia adelante* y *hacia atrás* respectivamente de la lectura. (C) Construcción final del glifo con el coloreo teniendo en cuenta la dinámica pupilar.



Figura 5.4: Ejemplificación del procedimiento de construcción del glifo de comparación entre un par de participantes.

En cuanto a la marca cuadrada situada en la Sub-matriz Triangular Superior, la misma representa cuál de los dos participantes comparados demoró más en completar la lectura mediante el uso del color y el tamaño. Se emplea una escala de color divergente entre rojo y azul para indicar cual es la diferencia temporal entre un participante A y un participante B respectivamente. Por otro lado, se emplea el tamaño de la marca para reforzar de manera cuantitativa que tan grande es la diferencia temporal entre las lecturas

de los participantes.

Vista de Oraciones

Esta vista basada en los requerimientos **R2** y **R3** (ver Figura 5.5) permite un análisis detallado de cómo una oración es leída por los participantes. Se proporcionan dos visualizaciones para analizar diferentes aspectos relacionados con la dinámica pupilar y el análisis espacial de las fijaciones. La dinámica pupilar se analiza temporalmente en función de las fijaciones para determinar cómo el tiempo de fijación se relaciona con el tamaño de la pupila. En contraste, el análisis espacial identifica qué palabras en la oración fueron las más relevantes teniendo en cuenta las transiciones realizadas por los participantes.

La Figura 5.5 A muestra la visualización espacial, ajustada por el largo de la oración más un *offset* a los lados, indicando así las regiones de la oración que tuvieron mayor relevancia para el participante. Para identificar el grupo etario al que pertenece cada participante se emplea el color rosa para los adultos y el color gris para los jóvenes. Esta representación visual condensa de forma horizontal las transiciones entre las distintas palabras, dando lugar a regiones con mayor intensidad cuando existen múltiples transiciones solapadas.

La Figura 5.5 B indica la dinámica pupilar donde el gráfico se encuentra ajustado por el tiempo máximo de lectura entre los participantes, en donde cada segmento corresponde a una fijación; la longitud de dicho segmento indica la duración y el color, el valor de dinámica pupilar asociado. En los intervalos de tiempo en los que no hay datos registrados se deja un espacio en blanco, en tanto que en la parte inferior de cada fila se añade una barra para representar una transición que une dos fijaciones consecutivas y se colorea de acuerdo al tipo. Para el caso de transiciones hacia adelante se emplea el color gris, en tanto que para transiciones regresivas se usa el color celeste.

En la parte superior, se muestra la oración analizada, desglosada y coloreada según dos parámetros semánticos relevantes: frecuencia y predictibilidad. La predictibilidad, detallada en el trabajo de Biondi et al. (2018a), es un valor que se encuentra en el rango de -2.55, para indicar palabras con predictibilidad baja y +2.55 para los casos de alta predictibilidad. Para el caso de la frecuencia, ésta es calculada tomando en cuenta



Figura 5.5: Vista de Oraciones de *SentenceVis*. Relación entre el estímulo y sus propiedades semánticas con las medidas propias del movimiento ocular. En **A** se muestra las representaciones visuales espaciales que permiten identificar qué regiones de la oración fueron más relevantes para los lectores. En rojo se marcan los participantes pertenecientes al grupo de adultos mayores y en gris, al de los jóvenes. En este ejemplo, la última fila con textura de líneas rayadas indica que para ese participante no hay datos registrados para la oración seleccionada. En **B** se muestra una representación temporal de las fijaciones y la dinámica pupilar que sirve como complemento a la representación espacial. De esta manera es posible seleccionar un determinado segmento temporal o espacial, y ver su impacto en su contraparte.

el Corpus de Referencia del Español Actual (CREA⁸) conformado por libros, noticias, notas, para calcular la aparición de cada palabra. A fin de poder realizar una comparación más adecuada, los valores absolutos de las frecuencias son transformados empleando un logaritmo de base decimal.

Esta vista cuenta con un conjunto de interacciones que permiten manipular las diver-

⁸<https://www.rae.es/banco-de-datos/crea>

sas representaciones visuales propuestas. Ambas representaciones permiten una selección a nivel de participante para poder ver cómo es el impacto a nivel espacial y a nivel de dinámica pupilar. Por otro lado, se proveen una serie de selectores que permiten ordenar los participantes en función de algunos de los criterios provistos y colorear la oración en función de las propiedades de la oración.

Vista de EDA Visual

Esta vista basada en el requerimiento **R4** recibe la denominación EDA⁹ (ver Figura 5.6), por la sigla en inglés para la expresión Análisis Exploratorio de Datos, y es utilizada para proporcionar representaciones de proyecciones multidimensionales interconectadas que permiten analizar cómo la estructura semántica de las oraciones se relaciona con las medidas capturadas en las lecturas realizadas por los participantes a lo largo de todo el *corpus* de oraciones.

En esta vista se usan las representaciones condensadas de las distintas lecturas obtenidas mediante el uso de los *Autoencoders LSTM* y que son posteriormente representadas con el método de reducción dimensionalidad UMAP¹⁰. Esto permite identificar de forma visual si las lecturas tienen características que favorezcan la separación en los dos grupos etarios identificados.

Además, las oraciones se codifican mediante su correspondiente representación vectorial y luego son proyectadas visualmente usando la técnica UMAP (McInnes et al., 2018), para identificar si su estructura permite agruparlas en los distintos tipos detallados.

5.7. Escenario de Uso

En esta sección se detalle un ejemplo de un escenario de uso en el que se puede aplicar la herramienta propuesta *SentenceVis*. Éste es definido teniendo en cuenta las necesidades de los usuarios expertos y el tipo de información que requieren para sus estudios, en función de los requerimientos detallados en la Sección 5.4.

Una tarea relevante para los usuarios expertos es poder determinar, en función de los datos obtenidos de la lectura, cómo se comportan los participantes en la lectura de las distintas oraciones. Esto se logra utilizando datos referidos al diámetro de pupila y

⁹*Exploratory Data Analysis*

¹⁰*Uniform Manifold Approximation and Projection*

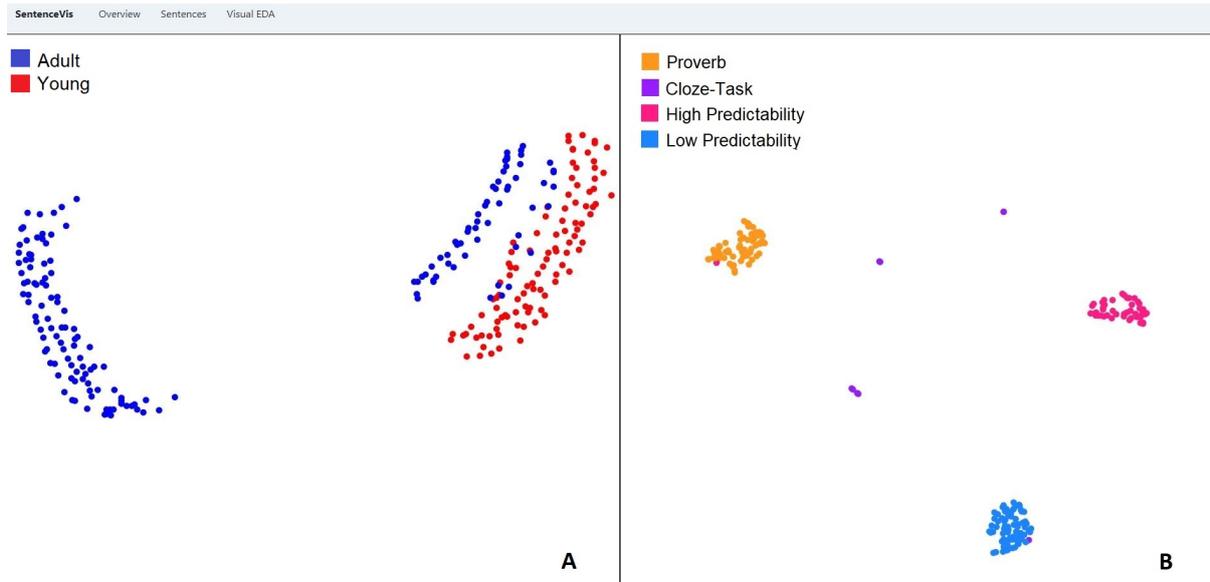


Figura 5.6: Vista EDA Visual de *SentenceVis*. Proyecciones multidimensionales tanto del corpus de oraciones como de los registros de lectura. En **A** se representan los registros de lectura de todos los participantes y se encuentran coloreados de acuerdo al grupo al cual pertenecen, esto es jóvenes (ROJO) y adultos mayores (AZUL). En **B** se muestra cómo se encuentran agrupadas semánticamente los distintos tipos de oraciones del conjunto de datos, teniendo en cuenta su representación vectorial que condensa sus propiedades intrínsecas.

la posición espacial (representada por las coordenadas x e y), lo que permite aprovechar el aspecto espacio-temporal y proporcionar un mejor entendimiento del proceso de lectura. Además, las medidas derivadas de estos registros crudos (la dinámica pupilar, las transiciones, las fijaciones) se pueden incorporar para obtener representaciones más condensadas que permitan caracterizar distintos grupos de datos.

Para llevar a cabo esta tarea, los expertos emplean la Vista de Oraciones para analizar los datos de lecturas ordenados de acuerdo a la opción de transiciones regresivas, con el fin de determinar si existe un agrupamiento distinguible entre los grupos de jóvenes y adultos mayores (ver Figura 5.7). De acuerdo a este criterio de ordenamiento, los participantes adultos mayores (en rojo) están posicionados en la parte superior, mientras que los participantes más jóvenes (en gris) están posicionados en la parte inferior. También se pueden observar algunos ítems de datos atípicos que inicialmente parecen tener un comportamiento similar al grupo contrario.

El rectángulo negro en la Figura 5.7 **A** indica que el análisis espacial permite identificar palabras en la oración que desencadenan re-fijaciones y re-lecturas, y estas palabras están

relacionadas con sus características semánticas, como el valor de predictibilidad explicado en la Sección 5.5.2. Algunas de estas palabras que resulta relevantes son “la”, “araña”, “que”, “siendo” y “mosca” que tienen un rol clave en comprender la oración, ya que la misma es de tipo proverbio. Además, a través de las interacciones de *textitbrushing* y *linking*, este comportamiento se puede vincular a la dinámica pupilar, confirmando que estas palabras son desencadenantes cognitivos. Tal como se muestra en la Figura 5.8, al seleccionar en cada fila las regiones espaciales donde más transiciones se realizaron (que es resaltada mediante los rectángulos azules), es posible apreciar el impacto en la dinámica temporal. La zonas delimitadas por los rectángulos negros en la representación de la dinámica pupilar exhiben que se produce un cambio en el tamaño de pupila, lo cual es esperable al tratarse de palabras de alta predictibilidad.



Figura 5.7: Utilización de la vista de Oraciones para poder identificar qué movimientos oculares permiten caracterizar los grupos etarios de jóvenes y adultos. La combinación de un criterio de ordenamiento según la cantidad de transiciones regresivas y el valor de predictibilidad de las palabras, permite comprender cómo es el comportamiento de cada uno de estos grupos.

En la representación visual de la dinámica pupilar (Figura 5.7 B), los rectángulos de borde negro indican “vacíos” prolongados en la secuencia temporal entre fijaciones, lo que



Figura 5.8: Ejemplo del uso de las interacciones sobre la Vista de Oraciones. La selección realizada sobre las regiones espaciales por usuario permite identificar cómo las re-lecturas sobre una región de la oración desencadenan una respuesta pupilar de interés.

sugiere comportamientos anómalos que pueden deberse a datos faltantes o a errores en la toma de los datos.

5.8. Discusión

En esta tesis se muestra que es posible utilizar la herramienta para analizar cómo sujetos pertenecientes a dos grupos etarios disjuntos leen diferentes tipos de oraciones. Cada vista de la aplicación representa una parte del modelo que se emplea para procesar los datos y ofrece una representación visual de cada parte del pipeline explicado en la Sección 5.3.2. Mediante las interacciones y las representaciones visuales es posible identificar comportamientos particulares tales como:

- **Valores atípicos:** A través del uso de representaciones en la Vista General y la Vista de Oraciones, es posible identificar a los participantes que exhiben un comportamiento anómalo en comparación con el grupo en general. Este enfoque permite determinar si los valores atípicos se deben a captura de datos corruptos, dinámicas pupilares extremas o participantes que realizan múltiples fijaciones y re-fijaciones por encima del promedio (ver Figura 5.9).
- **Dinámica pupilar:** Para el caso específico de evaluar el comportamiento pupilar como marcador cognitivo, la Vista de Oraciones puede ser utilizada para observar cómo los participantes leen una oración en particular y la respuesta pupilar correspondiente. Como se explicó en la Figura 5.8, al usar interacciones de *brushing* y *linking* es posible determinar si existen regiones del texto que desencadenan respuestas cognitivas significativas.

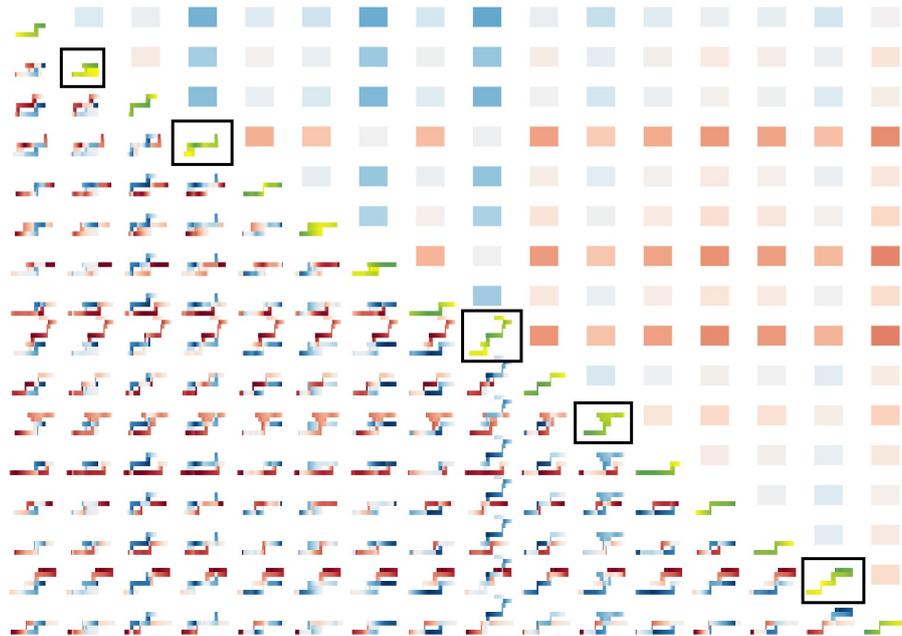


Figura 5.9: Uso de la Vista General para detectar participantes que tienen comportamientos que difieren de la mayoría o no son el esperado por los usuarios expertos. Los rectángulos negros indican a dichos participantes.

- **Caracterización de varios tipos de oraciones:** La vista de EDA Visual ofrece una perspectiva global sobre cómo se agrupan las oraciones según su estructura semántica (ver Figura 5.10), mientras que el resto de las vistas de la herramienta proporcionan una perspectiva más local sobre cómo la lectura impacta cada parte de las oraciones.

5.9. Conclusión y Trabajo Futuro

En este trabajo presentamos un modelo basado en aprendizaje automático y una aplicación visual para su uso en el análisis y exploración de datos de seguimiento ocular durante la lectura de oraciones. Con diferentes técnicas de visualización es posible tener una representación precisa de cada etapa del *pipeline* presentado en la Sección 5.3.2 y su utilidad en la toma de decisiones llevada a cabo por los usuarios expertos. Esto se logró empleando conceptos de explicabilidad de modelos en conjunto con el análisis visual, para ofrecer una alternativa integral que permita comprender los diferentes comportamientos de los participantes.

Además, se planea ampliar las capacidades de la herramienta de análisis visual para

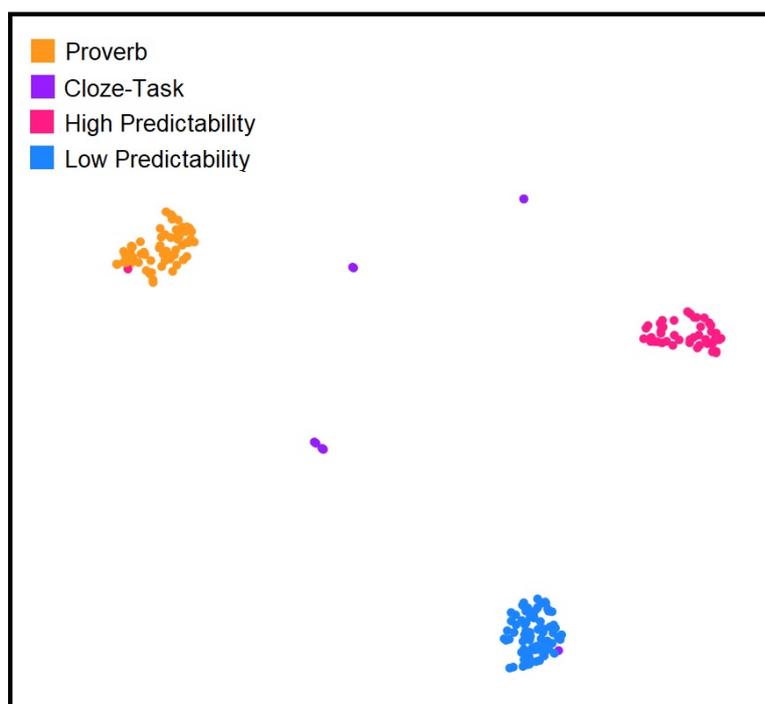


Figura 5.10: Caracterización de la estructura global de los distintos grupos de oraciones presentados en el conjunto de datos. Como se puede apreciar, las oraciones empleadas para realizar el experimento de *cloze task* no pertenecen a un grupo en concreto.

admitir interacciones complejas sobre el modelo en tiempo real en tareas específicas donde se requiera un análisis más profundo. El modelo de aprendizaje automático fue creado para manejar datos de lectura de oraciones, pero empleando una arquitectura flexible. Esto permite que se pueda utilizar para diversos tipos de estímulos como videos, entornos virtuales, etc. considerando modificaciones específicas para incorporar estos nuevos tipos de datos y la información contextual correspondiente.

Capítulo 6

Análisis Visual de Estímulos

Dinámicos

Los datos de la pupila en estímulos dinámicos presentan varios desafíos debido a la naturaleza compleja y variable de la dinámica pupilar. Uno de los principales desafíos es la dificultad de visualizar e interpretar estos conjuntos de datos, particularmente en el contexto de estímulos dinámicos. Para abordar este problema, se presenta el diseño y desarrollo de una herramienta de análisis visual para explorar y analizar medidas relacionadas con el movimiento ocular, incluida la dinámica pupilar, en el contexto de estímulos dinámicos. Estos estímulos están centrados específicamente en un conjunto de datos compuesto de fragmentos de videos (de ahora en más llamados clips) correspondientes a películas de *Hollywood* (Costela y Woods, 2019). En este capítulo se detallan cómo las medidas de pupila pueden ser empleadas para detectar y contextualizar momentos de atención de los participantes cuando observan un video.

La herramienta presentada facilita el examen y la representación de los cambios en la atención y el esfuerzo cognitivo en entornos dinámicos. Se estudiaron las diferentes alternativas existentes en la literatura para analizar estímulos dinámicos y cómo éstas pueden ser extendidas para incorporar la información relacionada a la pupila. Adicionalmente, se definen escenarios de uso para mostrar cómo puede utilizarse la herramienta para realizar análisis preliminares basados en la dinámica pupilar y en la información relacionada con el número y duración de las fijaciones, permitiendo la comparación de participantes o estímulos. La incorporación de la visualización como un aspecto relevante en el análisis de los datos de la pupila en estímulos dinámicos tiene como objetivo explorar el potencial

de este enfoque para detectar cambios en el esfuerzo cognitivo.

6.1. Introducción

El avance de las técnicas de visualización ha contribuido significativamente al campo del *eye-tracking* al facilitar el análisis de datos en las primeras etapas de la experimentación (Burch, 2022; Andrienko et al., 2012). La abundancia de estímulos disponibles en la investigación de *eye-tracking* proporciona una amplia gama de posibilidades para realizar experimentos. La complejidad de estos estímulos depende de la tarea y de los objetivos específicos de la investigación (Pei et al., 2022; Roy et al., 2010; Carmi y Itti, 2006). Tanto los estímulos estáticos como los dinámicos¹ han impulsado el desarrollo de diversas técnicas de visualización destinadas a abordar aspectos específicos de la percepción visual y el movimiento ocular.

En los últimos años, ha crecido el interés en el análisis de estímulos dinámicos, como videos cortos o la visualización libre en entornos naturales (Aschwanden et al., 2019; Lappi, 2015; Edewaard et al., 2020). Como resultado, han surgido nuevas técnicas para abordar la dimensión temporal de los datos e incorporar esta variable en el análisis (Kurzahls y Weiskopf, 2013; Kurzahls et al., 2014). Si bien la mayoría de estas técnicas integran medidas (Holmqvist et al., 2011) como el tiempo de fijación, la posición y las agregaciones de eventos temporales, y la secuencia de AOIs, notamos la ausencia del comportamiento pupilar como una medida adicional para enriquecer el análisis.

El uso del análisis del comportamiento pupilar como método para evaluar la atención (Kinner et al., 2017; Laeng et al., 2012; Preuschoff et al., 2011), los procesos cognitivos (Zagermann et al., 2016; Fernández et al., 2016a) y la carga mental (Klingner et al., 2011) de los participantes durante la ejecución de una tarea ha ganado relevancia en investigaciones recientes. Los estudios han demostrado el potencial de este enfoque para informar el diseño de nuevos paradigmas experimentales y estímulos. Sin embargo, la implementación del análisis pupilar presenta muchos desafíos, incluyendo las condiciones experimentales, las características de los estímulos y la tecnología empleada para medir la variación temporal de los valores de pupila.

¹Por conveniencia, se emplearán las expresiones *estímulo estático* y *estímulo dinámico* para referirse a los distintos tipos de estímulos artificiales explicados en el Capítulo 2

El objetivo principal de este trabajo es diseñar y desarrollar una herramienta para analizar la dinámica pupilar en el contexto de estímulos dinámicos. Esta herramienta integra técnicas de visualización para facilitar el examen de los datos de *eye-tracking*, teniendo en cuenta las medidas más relevantes. La herramienta está disponible en <https://icic.uns.edu.ar/graphviz/>. Además, se ha incorporado un conjunto de interacciones para permitir el examen de casos específicos de interés para los expertos. También se detallan escenarios de uso basados en un amplio conjunto de datos publicados con videos cortos, para ilustrar cómo funciona la herramienta propuesta en diferentes tareas.

6.2. Trabajo Relacionado

Los estímulos dinámicos, como los videos, presentan desafíos únicos en el contexto de la investigación de seguimiento ocular. Uno de los principales desafíos radica en integrar la componente temporal de los videos, lo que requiere la sincronización precisa de los datos de seguimiento ocular con los fotogramas correspondientes. Además, la naturaleza dinámica de los videos exige el uso de técnicas especializadas para analizar los datos de la mirada (Kurzahls et al., 2014; Bruder et al., 2019), como los paradigmas de seguimiento de la mirada contingente (*gaze-contingency*²), que permiten la presentación de diferentes estímulos según adónde mire un participante. Otro desafío es la gran cantidad de datos generados por los videos, lo que puede dificultar su procesamiento y análisis. Para superar estos desafíos, los investigadores han propuesto el uso de vistas interconectadas (Burch et al., 2022; Kumar et al., 2021), que permiten la visualización simultánea de diferentes aspectos de los datos de la mirada, como el estímulo, el comportamiento pupilar y el *scanpath*. Además, se ha propuesto el uso de técnicas de aprendizaje automático, como el aprendizaje profundo (Xiao et al., 2023), para ayudar a automatizar el análisis de los datos de la mirada en videos. A pesar de estos desafíos, el uso de videos como estímulos en la investigación de seguimiento ocular ha permitido una comprensión más profunda de la atención visual y de los procesos cognitivos involucrados en la visualización de estímulos dinámicos.

Como señala Burch et al. (2021), existe una necesidad de soluciones de visualización

²*Gaze-contingency*: Se refiere a una metodología experimental donde la apariencia o claridad de los elementos visuales cambia en tiempo real dependiendo de los movimientos oculares del participante.

basadas en vistas interconectadas para facilitar la exploración de los movimientos oculares. Debido a las limitaciones de una sola técnica para proporcionar información adecuada a los expertos, se ha propuesto el uso de múltiples técnicas de visualización para abordar este problema. La capacidad de interactuar con estas vistas permite la creación de nuevos flujos de trabajo que se alinean con la hipótesis del experto. Uno de los principales beneficios de las vistas interconectadas es que permiten al usuario comprender los datos de una manera más completa (Scherr, 2008). Al mostrar los mismos datos en múltiples visualizaciones desde diversas perspectivas, el usuario puede obtener una comprensión más profunda de los patrones y relaciones existentes en los datos. Esto es particularmente importante cuando se manejan conjuntos de datos grandes o complejos, ya que puede resultar difícil comprenderlos completamente con una sola visualización. Otro beneficio de las vistas interconectadas es que permiten al usuario tomar decisiones más precisas e informadas basadas en los datos. Al visualizar los datos desde múltiples perspectivas, el usuario puede identificar patrones y tendencias que pueden no ser evidentes en una sola visualización. Las vistas interconectadas también permiten explorar los datos de manera más eficiente. Al contar con múltiples visualizaciones de los mismos datos, el usuario puede cambiar rápidamente entre diferentes vistas para enfocarse en aspectos específicos de estos. Esto puede acelerar significativamente el proceso de exploración de datos, haciéndolo más fácil y eficiente para encontrar la información necesaria. En resumen, las vistas interconectadas son un aspecto importante de la visualización de datos, ya que permiten al usuario obtener una comprensión más integral de los datos, tomar decisiones más precisas e informadas y explorar los datos de manera más eficiente.

Como se mencionó en el Capítulo 5, la incorporación de datos de la pupila en el análisis visual de los datos de seguimiento ocular puede mejorar significativamente el conocimiento que se puede obtener de los datos (Blascheck et al., 2017a). Las mediciones del tamaño y la forma de la pupila, pueden proporcionar información sobre el estado cognitivo y emocional de una persona. Por ejemplo, los cambios en el tamaño de la pupila pueden indicar cambios en la atención o el nivel de interés en un estímulo. La dilatación pupilar también puede servir como un poderoso indicador de excitación emocional, ya que pupilas más grandes suelen asociarse con emociones positivas y pupilas más pequeñas con emociones negativas. Cuando los datos de la pupila se combinan con los datos de seguimiento ocular, los investigadores y usuarios expertos pueden obtener una comprensión más completa de

la atención visual de una persona y su respuesta emocional a un estímulo. Esto puede ser particularmente útil en campos como la psicología, la neurociencia, el *marketing* y la interacción humano-computadora.

Para integrar la información de la pupila con la posición de la mirada, es posible realizar un análisis de correlación que permita determinar la relación entre ambas medidas. Se ha estudiado la correlación entre las componentes de la posición (x e y) para mejorar la granularidad en análisis dinámicos y como mecanismo para sincronizar temporalmente múltiples eventos durante una tarea (Milisavljevic et al., 2018). Al agregar la medición pupilar, es posible incorporar otra dimensión de análisis que permita capturar nuevos comportamientos dinámicos.

Técnicas de visualización como los diagramas de dispersión y las gráficas de series temporales pueden utilizarse para mostrar eficazmente los datos de la pupila en relación con los datos de seguimiento ocular, lo que permite identificar patrones y tendencias. Es importante destacar que la adición de datos de la pupila a la visualización de los datos de seguimiento ocular puede proporcionar una imagen más detallada y precisa del esfuerzo cognitivo.

6.3. Requerimientos de Diseño

El enfoque visual presentado en este trabajo se desarrolló en función de los requisitos establecidos por expertos en seguimiento ocular. Mediante reuniones colaborativas, se identificaron los requisitos esenciales para llevar a cabo el análisis de video, tanto a nivel de clip como de conjunto de datos.

R1: *Identificar visualmente qué regiones del estímulo son compartidas por los participantes*

Uno de los requisitos fundamentales expresados por los expertos es analizar cómo los cambios en la dinámica pupilar impactan los patrones de observación de los participantes. De esta manera, si múltiples participantes comparten comportamientos pupilares similares, es importante determinar cómo esto se relaciona con el estímulo y la distribución de sus fijaciones. Por lo tanto, los expertos deben poder:

- Detectar y seleccionar comportamientos pupilares similares.
- Inspeccionar cómo dicha selección se refleja en el estímulo presentado.

R2: *Identificar el impacto de la correlación con respecto a las fijaciones, la dilatación pupilar y el estímulo*

Los expertos se enfocan en aspectos específicos de la correlación al comparar participantes. La correlación utilizada en este trabajo se calcula considerando la dinámica pupilar y la posición, dos medidas que ayudan a determinar la carga cognitiva. De esta manera, los valores de correlación permiten identificar si existe una relación (positiva o negativa) entre estas variables y cómo se relacionan con el procesamiento del estímulo. Por lo tanto, los expertos deben poder:

- Seleccionar regiones temporales donde la correlación sea relevante.
- Determinar cómo la selección impacta sobre la distribución de fijaciones y sobre las regiones observadas del estímulo.

R3: *Evaluar los movimientos oculares en todos los clips del conjunto de datos*

El análisis del conjunto de datos completo permite a los expertos identificar patrones de comportamiento generales. Estos patrones buscan comprender el comportamiento de la pupila y las fijaciones, así como su relación con las características del clip. Este requisito está asociado con las siguientes tareas:

- Obtener una visión general del comportamiento de diferentes medidas oculares mediante una representación basada en reducción de dimensionalidad.
- Seleccionar comportamientos de interés.
- Inspeccionar y comparar clips usando representaciones visuales adicionales.

R4: *Soportar el análisis del impacto de los atributos del clip en la vista de proyección y la vista de distribución*

Los expertos buscan una mejor comprensión de cómo diferentes atributos del clip (como el número de rostros, las condiciones de iluminación, el tipo de entorno, etc.) afectan la variación pupilar, así como la cantidad y la duración de las fijaciones realizadas por los participantes del conjunto de datos. Por lo tanto, la herramienta debe:

- Filtrar y seleccionar un subconjunto del conjunto de datos completo, teniendo en cuenta las características de los clips.
- Inspeccionar cómo se comporta este subconjunto en términos de dinámica pupilar y métricas de fijación.

6.4. Métodos y Material

Para llevar a cabo el análisis de datos oculares se utiliza el conjunto de datos proporcionado y documentado por Costela y Woods (2019). Este conjunto de datos corresponde a los registros de seguimiento ocular asociados a participantes que ven 206 clips de video de películas de *Hollywood*³. En total se trata de 76 participantes y cada uno de ellos ve 24 clips en promedio seleccionados de forma aleatoria. Los registros se encuentran conformados por la marca temporal, las coordenadas de posición x e y , el tamaño de la pupila y un arreglo que indica las muestras que tienen datos faltantes. Además de los datos de seguimiento ocular, se incluyen los archivos de clips de video sin procesar de una duración de 30 segundos extraídos de fragmentos de 30 minutos de película. Cada clip tiene información subjetiva asociada a diferentes categorías como género, importancia de los rostros humanos, importancia de las figuras humanas, importancia de los objetos construidos por humanos, importancia de la naturaleza, iluminación y ambiente.

A partir de los datos crudos se calcula la información agregada que consiste en medidas relacionadas con fijaciones, sacadas y dinámica pupilar. Estas medidas son extraídas empleando técnicas de referencia en el campo como los métodos basados en dispersión y en velocidad (Salvucci y Goldberg, 2000). Para esta tesis, se utiliza el enfoque basado en velocidades debido a sus resultados rápidos comprobados Salvucci y Goldberg (2000) y al hecho de que coincide con el método utilizado por el registrador ocular empleado para armar el conjunto de datos (Costela y Woods, 2019).

6.5. Herramienta de Análisis Visual

En esta sección se detallan las decisiones de diseño y las técnicas visuales necesarias para la construcción de la herramienta de análisis visual propuesta. Primeramente se introduce la arquitectura general adoptada en cuanto al manejo de datos y organización visual de la información que se le presentará al usuario experto. Luego, se detallan las distintas técnicas visuales empleadas para soportar y llevar a cabo los distintos requerimientos de diseño especificados en la Sección 6.3. Finalmente, se describen los distintos mecanismos de interacciones provistos para poder manipular la herramienta.

³<https://osf.io/g64tk/>

6.5.1. Arquitectura de la Herramienta

La herramienta propuesta está construida sobre D3js (Bostock et al., 2011) debido a su facilidad de uso para desarrollar técnicas de visualización personalizadas. Tiene dos vistas principales para abordar los requisitos relacionados con la exploración del conjunto de datos completo (**R3** y **R4**) y/o la exploración de datos relacionados con un video en particular (**R1** y **R2**): Vista por Clip (Figura 6.1) y Vista Global por Clips (Figura 6.2).

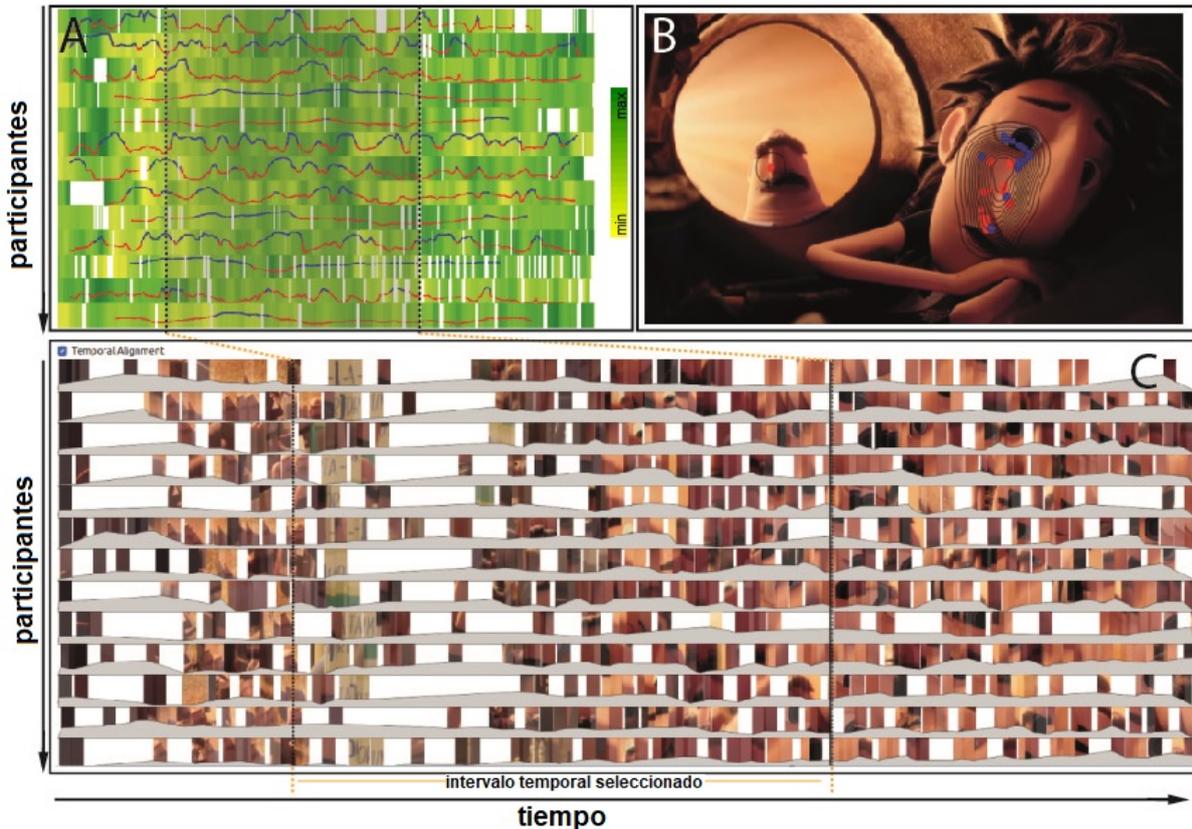


Figura 6.1: Vista por Clip. El usuario experto puede explorar todos los participantes involucrados en un determinado clip, lo que permite satisfacer los requerimientos **R1** y **R2**. Esta vista está compuesta por tres sub-paneles: la Vista del Comportamiento Temporal de la Pupila (A), la Vista del Estímulo (B) y la Vista de Franjas de Mirada Basadas en la Pupila (C).

La Vista por Clip integra tres vistas:

- *La Vista del Comportamiento Temporal de la Pupila* (Figura 6.1 A) ilustra el comportamiento temporal de las pupilas para cada participante durante la prueba.
- *La Vista del Estímulo* (Figura 6.1 B) muestra el video corto que se está examinando para contextualizar los movimientos oculares del(los) participante(s).

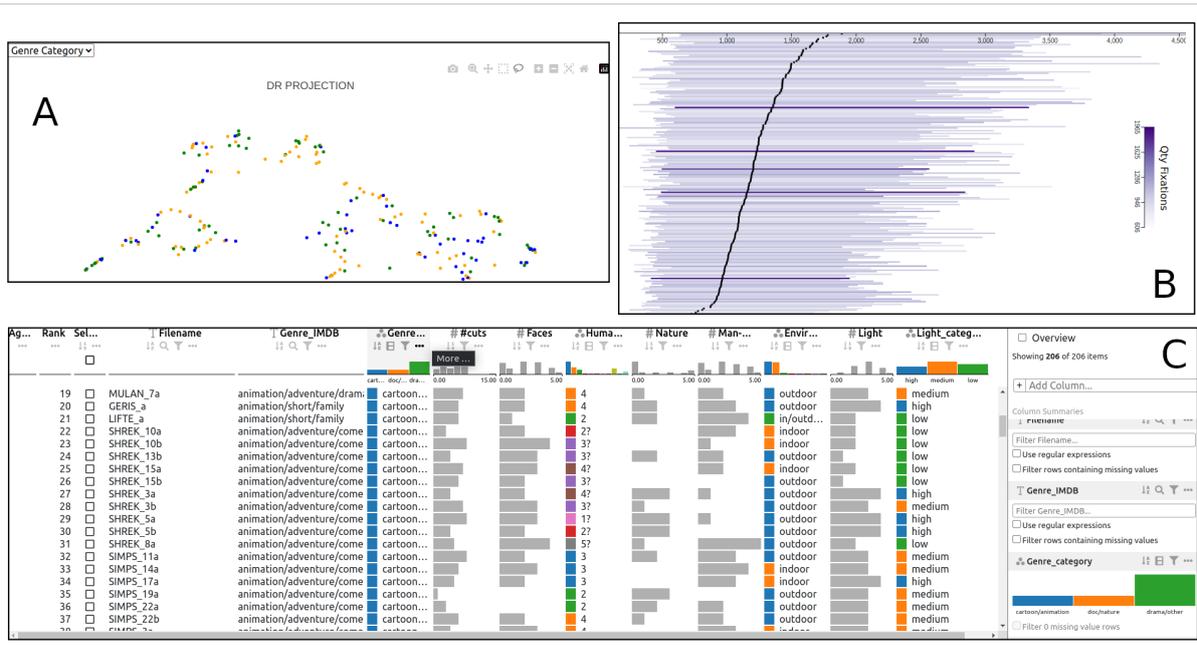


Figura 6.2: Vista Global por Clips. El usuario experto puede analizar el conjunto de todos los clips disponibles, cumpliendo así con los requerimientos **R3** y **R4**. Esta vista está compuesta por tres sub-paneles: la Vista de Reducción Dimensional (A), la Vista de Distribución (B) y la Vista de Tabla (C).

- La *Vista de Franjas de Mirada Basadas en la Pupila* (Figura 6.1 C) ilustra las regiones del video que fueron fijadas por cada participante. Además, incorpora información visual relacionada con el comportamiento pupilar a nivel de fijación.

La Vista Global por Clips también tiene tres vistas:

- La *Vista de Reducción Dimensional* (Figura 6.2 A) es un diagrama de dispersión basado en la técnica UMAP que muestra qué videos comparten características similares según las medidas de seguimiento ocular.
- La *Vista de Distribución* (Figura 6.2 B) es una vista resumida de las medidas de seguimiento ocular preservando los valores originales.
- La *Vista de Tabla* (Figura 6.2 C) es una tabla detallada con información sobre los clips.

6.5.2. Técnicas de Visualización

A continuación, se describen en detalle cada una de las vistas presentadas anteriormente y las decisiones de diseño que se tuvieron en cuenta para desarrollar las visualizaciones proporcionadas por la herramienta.

Vista del Comportamiento Temporal de la Pupila

La vista está diseñada teniendo en cuenta **R2** y cuyo objetivo es mostrar la dinámica pupilar de los participantes que vieron el clip seleccionado (ver Figura 6.3). Cada barra horizontal se corresponde con un participante que haya visto el *clip* de video. Los valores de la pupila se normalizan empleando el valor medio de los primeros 200 milisegundos del registro de datos, para detectar los momentos de dilatación, y se codifican en el canal alfa como primer paso. Luego, se mapean estos valores a una escala amarillo-verde para resaltar los momentos de mayor y menor dilatación pupilar. También, se superpone un gráfico de líneas sobre cada barra para indicar la correlación entre los valores de la pupila y la posición de fijación. Para correlaciones mayores a cero, la línea se colorea en azul, y para aquéllas menores a cero, se colorea en rojo. Estos valores permiten detectar si la pupila responde de manera particular dependiendo de la ubicación espacial de la mirada. Se utiliza un espacio en blanco para representar aquellas marcas de tiempo donde no hay valores registrados. De esta manera, es posible alinear temporalmente a los sujetos para un video en particular.

Vista del Estímulo

Esta vista basada en **R1** y **R2** permite observar la distribución espacial de las fijaciones de los participantes para cada fotograma, representadas como puntos coloreados en rojo o azul según su correlación con el valor de la pupila (ver Figura 6.4). Para identificar grupos de puntos (regiones de interés) y valores atípicos, se dibujan contornos basados en una función Gaussiana (Heer, 2021).

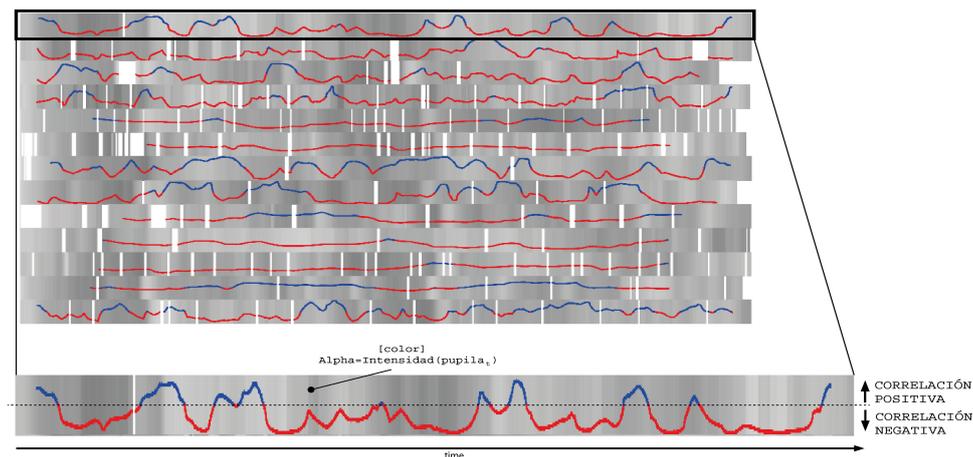


Figura 6.3: Representación gráfica del comportamiento temporal de la pupila. Cada barra se construye de la siguiente manera: se traza una línea con dos opciones de color (rojo y azul) para mostrar la correlación entre el valor de la pupila y la posición de fijación para ese instante de tiempo dado.



Figura 6.4: Vista de Estímulo. En cada fotograma del clip, se dibujan sobre éste las distintas fijaciones de los participantes que lo vieron. Las fijaciones son agrupadas empleando una función de densidad Gaussiana y coloreadas en función de su valor de correlación con el valor de pupila correspondiente.

Vista de *Gaze Stripes* Basadas en la Pupila

Esta vista se diseñó teniendo en cuenta **R1** y está basada en el concepto de *gaze stripes*⁴ desarrollado por Kurzhals et al. (2015). Las *gaze stripes* se construyen represen-

⁴*Gaze stripes*: técnica de visualización de datos de *eye tracking* empleada para ver la secuencia de fijaciones realizadas por un participante durante el experimento.

tando los datos de mirada de participantes individuales en secuencias temporales distintas a lo largo del eje x , con la colección de todas las líneas de tiempo de los participantes organizadas a lo largo del eje y . Para cada punto de mirada, se extrae una imagen en miniatura que contiene el contexto local del estímulo y se organiza secuencialmente a lo largo de la línea de tiempo. Esta imagen en miniatura tiene un área semejante de 1° a 2° grados visuales de diámetro, que es semejante el ángulo visual del ojo humano empleado para adquirir información de lo que se está viendo.

Para mantener la sincronización de los datos, se omiten las instancias con puntos de muestra inválidos, lo que genera un segmento en blanco en ese instante temporal específico. Además, se proporciona una interacción para eliminar los espacios en blanco y visualizar el tiempo neto dedicado a ver el clip (ver Figura 6.5 B).

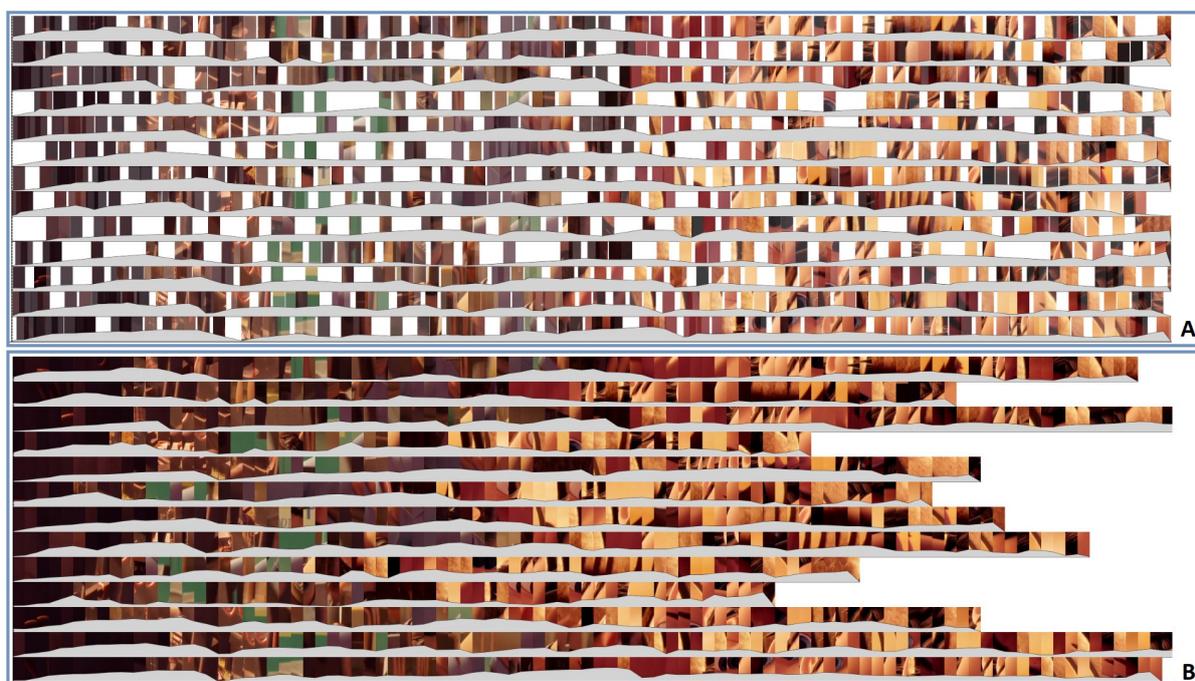


Figura 6.5: *Gaze stripes* mejoradas con el comportamiento pupilar. En la parte superior (A), se muestran los fotogramas alineados según su marca de tiempo. En la parte inferior (B) se elimina la alineación temporal y se colocan uno consecutivo a otro.

Para complementar la propuesta original de esta técnica, se construye un área rellena basada en los valores de la pupila para cada punto de mirada (ver Figura 6.6). En consecuencia, es posible discernir cómo el comportamiento pupilar se correlaciona con las regiones observadas por los participantes.



Figura 6.6: Extensión de *gaze stripe* incorporando la variación de la pupila a lo largo del tiempo. Permite determinar cómo es el comportamiento de la pupila según las regiones del clip observadas.

Vista de Reducción Dimensional

Esta vista basada en **R3** y **R4** incorpora una representación alternativa de las características de los clips utilizando varias medidas de seguimiento ocular registradas durante la visualización (ver Figura 6.7). Para este trabajo, se emplea la técnica UMAP (McInnes et al., 2018) como método de reducción de dimensionalidad para comprender los datos en términos de cuatro variables: valores máximo, medio y mínimo de la pupila y el número de fijaciones. Además, se incorpora un selector que permite colorear los puntos en función de algunas de las siguientes características: categoría de género, valor medio de la pupila y número de fijaciones.

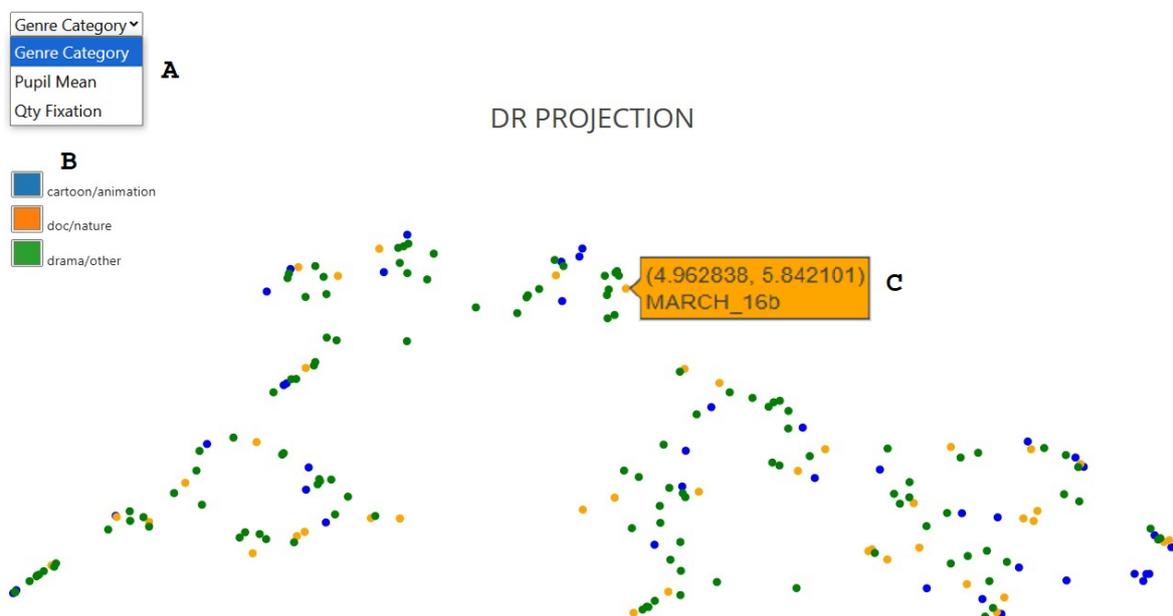


Figura 6.7: Detalle de la Vista de Reducción Dimensional. En **A** se muestra el selector para colorear los puntos, en **B** la escala de colores según la opción seleccionada y en **C** información acerca del video que representa el punto en la representación visual.

Vista de Distribución

Esta vista está diseñada, teniendo en cuenta **R4**, para mostrar dos medidas clave del seguimiento ocular: la dilatación pupilar y el número total de fijaciones. Para la dilatación pupilar, se usa un segmento de línea horizontal para conectar los valores mínimo y máximo de un video en particular (ver Figura 6.8).

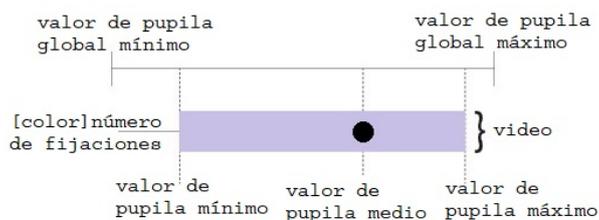


Figura 6.8: Representación gráfica de cada video en la Vista de Distribución. La imagen muestra cómo se codifican visualmente las medidas de seguimiento ocular.

El valor medio de dilatación se representa como un punto sobre la línea. Cada segmento de línea se colorea en función del número total de fijaciones realizadas por los sujetos que vieron el video. Esta información se emplea para detectar aquellos clips de videos que han tenido una mayor atención en cuanto a la cantidad de fijaciones que los participantes realizaron para comprenderlos. Para obtener el comportamiento visual general de los videos según todos los sujetos, estos segmentos de línea se apilan y ordenan en orden descendente según el valor medio de la pupila (ver Figura 6.9).

Vista de Tabla

Utilizando la biblioteca LineUpJS (Gratzl et al., 2013a) se genera una vista que emplea una tabla multidimensional para llevar a cabo **R3**. Ésta sintetiza la información sobre las características presentes en el conjunto de datos (ver Figura 6.10). Utilizando esta biblioteca, es posible simplificar el uso de filtros y selectores de datos, permitiendo a los usuarios generar selecciones complejas. De esta manera, los datos visualizados pueden ajustarse a las necesidades de los usuarios expertos.

6.5.3. Interacciones

En esta sección, se presentan las interacciones provistas para manipular las vistas descritas anteriormente. En los escenarios de uso detallados más adelante en la Sección 6.6 se

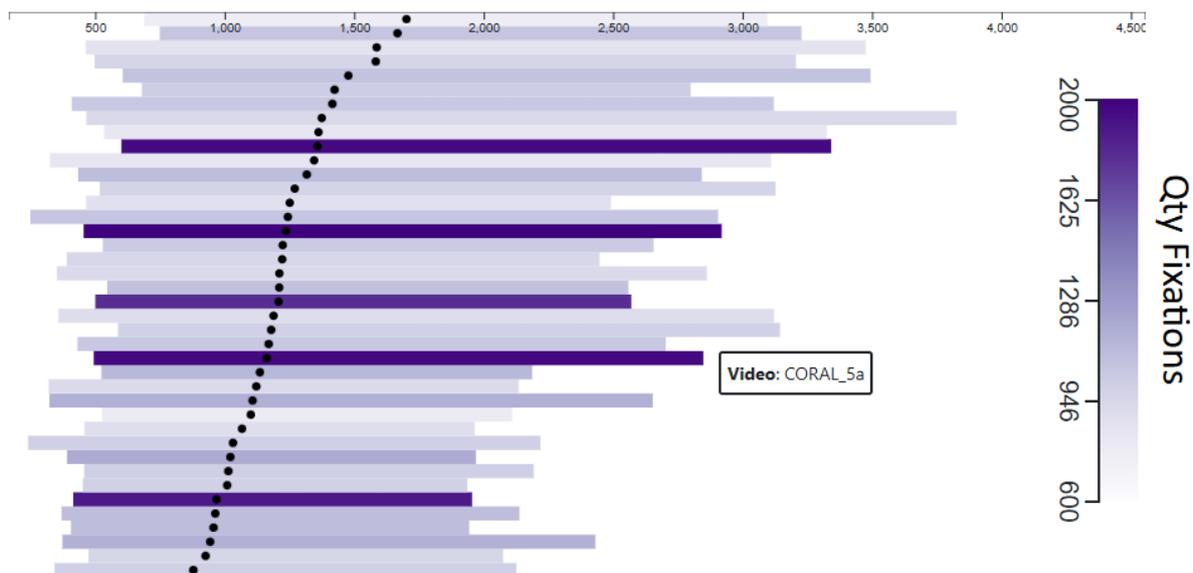


Figura 6.9: Vista de Distribución, donde cada barra representa un clip de video. El ancho de la misma indica el rango de los valores de pupila de los registros asociados y su color indica el valor total de fijaciones realizadas por los participantes.

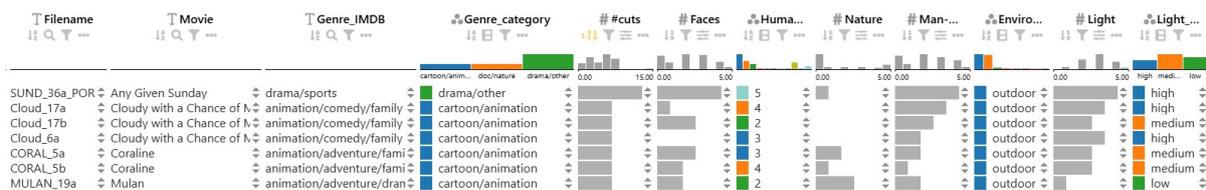


Figura 6.10: Vista de Tabla, donde es posible apreciar cómo se representan las distintas características de los clips. La tabla ofrece mecanismos de selección en la cabecera mediante histogramas que representan datos categóricos y numéricos.

muestra cómo el usuario puede emplear estas interacciones de acuerdo a los requerimientos descritos en la Sección 6.3. El diseño y aplicación de la mismas se encuentran explicadas a continuación.

Interacciones en la Vista por Clip

Las interacciones aplicadas a un solo video están diseñadas para identificar segmentos del video donde los sujetos muestran un compromiso cognitivo notable, según lo indicado por su comportamiento pupilar. Para lograr esto, los usuarios pueden emplear una herramienta de selección (*brush tool*) para marcar regiones específicas donde se observan cambios en la pupila, permitiéndoles explorar los fotogramas seleccionados del video.

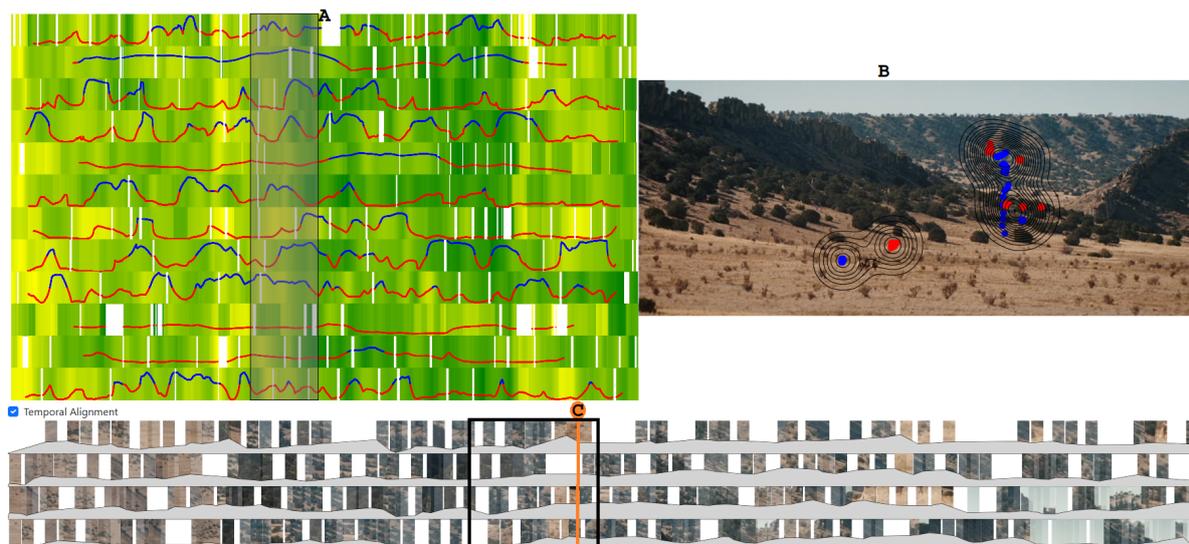


Figura 6.11: Ejemplo de interacción sobre la Vista por Clip. En **A** se indica el rango temporal seleccionado en la Vista del Comportamiento Temporal de la Pupila. En **B** se indica como están distribuidas las fijaciones en un un momento dado. En **C** se indica que instante se está mostrando en la Vista de Estímulo.

Esta selección incluye la distribución de las fijaciones dentro de estos fotogramas y los segmentos precisos que fueron visualizados por los sujetos (ver Figura 6.11).

Interacciones en la Vista Global por Clips

Las tres sub-vistas presentadas anteriormente (Vista de Reducción Dimensional, Vista de Distribución y Vista de Tabla) están interconectadas, pero solo dos de ellas permiten operaciones sobre los datos: la Vista de Reducción Dimensional y la Vista de Tabla. Para la Vista de Reducción Dimensional, se proporcionan interacciones nativas de la biblioteca Plotly (Inc., 2015), permitiendo selección, desplazamiento y *zoom*. Estas interacciones permiten determinar propiedades compartidas entre los diferentes estímulos analizados y ver cómo se distribuyen las respuestas de los participantes. Se definen herramientas de selección y lazo (*lasso*) para analizar grupos relevantes de participantes según lo considere apropiado el usuario experto. En el caso de la Vista de Tabla, los datos pueden seleccionarse mediante casillas de selección y los filtros proporcionados en el panel lateral para cada característica.

6.6. Escenarios de Uso

Se proponen dos escenarios de uso para ilustrar el potencial de la herramienta.

- **Escenario de Uso 1:** En este escenario elaborado a partir de los requerimientos R1 y R2, el usuario experto puede explorar cómo se comporta un conjunto de sujetos viendo un video en particular.
- **Escenario de Uso 2:** En este escenario elaborado a partir de los requerimientos R3 Y R4, el usuario experto puede explorar cuán similares son los grupos de videos explorados por los participantes. Dada la clasificación de videos proporcionada por Costela y Woods (2019), el objetivo es determinar si exhiben patrones de visualización similares según el tipo de video.

Para analizar y evaluar estos escenarios, se tienen en cuenta los requisitos y tareas descritos en la Sección 6.3 para determinar la utilidad de la herramienta visual. Las tareas se detallan de manera exhaustiva para definir claramente qué puede hacer el usuario con la herramienta y cuáles son sus capacidades.

6.6.1. Escenario de Uso 1: *Exploración de un Video Único*

En este escenario de uso, el usuario experto analiza cómo un video es explorado por los diferentes sujetos listados en el conjunto de datos. El video lo selecciona el experto en función de criterios específicos, alineados con el tipo de análisis que pretende realizar.

En la Vista por Clip se provee un selector para que el experto pueda cargar un video específico (y sus correspondientes técnicas de visualización) para presentar información sobre las variaciones en la dinámica pupilar entre los diferentes participantes que han visto el video.

En primer lugar, el usuario realiza una operación de selección en la Vista de Comportamiento Temporal de la Pupila (**R2**), semejante a la explicada en la Figura 6.11, para delinear la región temporal de interés. Esto carga la Vista de Estímulo (**R1** y **R2**) con los fotogramas correspondientes a este período para generar una representación animada de cómo se distribuyen espacialmente las fijaciones durante el período de tiempo comprendido por la selección (ver Figura 6.12). A su vez, esta vista se sincroniza con la vista de *Gaze Stripes* Basadas en la Pupila (**R1**), permitiendo una exploración más detallada de qué segmentos específicos fueron visualizados en cada fotograma.

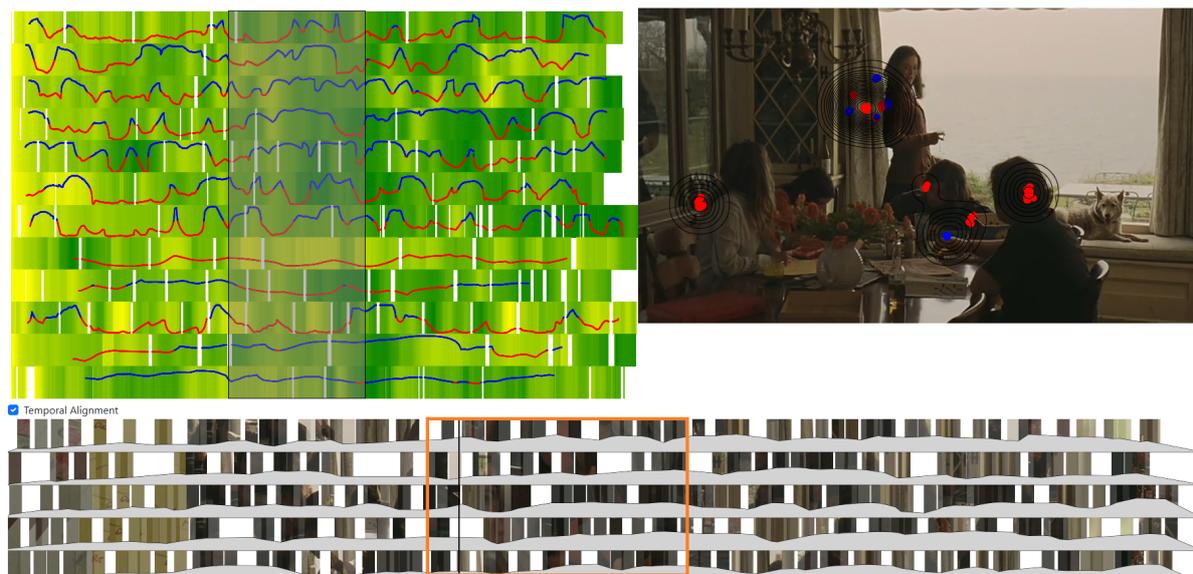


Figura 6.12: En este escenario de uso el usuario experto puede seleccionar una región particular del video para explorar el comportamiento pupilar y su relación con la posición de la mirada. Además, el rectángulo naranja indica cómo la selección impacta en la vista de los distintos fotogramas del clip.

Además, la herramienta utiliza *gaze stripes* para identificar las regiones de los fotogramas del clip que están influenciados por una alta carga cognitiva. Esta característica permite al usuario detectar momentos específicos en el video donde los participantes exhiben una mayor actividad cognitiva, proporcionando información valiosa sobre la relación entre el estímulo visual y la respuesta cognitiva. El rectángulo naranja refleja el mismo intervalo temporal seleccionado anteriormente y permite identificar si el incremento en la dinámica temporal detectado se corresponde con algún elemento visual destacable. Este elemento visual reflejado en cada *gaze stripe* del gráfico puede ser un rostro humano, un objeto o un cambio de escena producto de la iluminación o el ambiente.

Gracias a las vistas coordinadas, es posible examinar la relación entre las posiciones de fijación y los cambios pupilares asociados. El mapa de distribución de fijaciones permite la identificación de mapas de prominencia dentro del clip de video. Tal como se muestra en la Figura 6.13, para dos momentos distintos dentro de la misma selección temporal, es posible tener dos comportamientos totalmente distintos. En **A** resulta evidente que la atención se encuentra en el personaje que actúa como interlocutor de otro y por lo tanto el mayor esfuerzo está colocado en esos momentos. Existe una gran cantidad de puntos de color azul, que indican una correlación positiva entre la posición de la mirada y la

pupila ese momento, lo cual es indicativa de un esfuerzo cognitivo relevante.

Por el contrario, es posible apreciar en **B** como la atención de ciertos participantes no se corresponde con el grupo predominante, sino que está puesta en otros elementos visuales de la escena. Este comportamiento conlleva a que haya una cantidad elevada de puntos de color rojo, indicando correlación negativa, lo cual es un comportamiento que responde a las estrategias de exploración libre de un estímulo.

En resumen, este escenario muestra cómo la herramienta permite a los usuarios expertos seleccionar y analizar segmentos de video de interés en la dinámica pupilar y el compromiso cognitivo, mejorando así la comprensión del impacto de los estímulos en los espectadores. Estas capacidades contribuyen a la utilidad de la herramienta en la investigación y el análisis científicos.

6.6.2. Escenario de Uso 2: *Exploración de Todos los Videos*

En este escenario, se muestra cómo la herramienta puede utilizarse para explorar comportamientos globales considerando todos los videos. Para realizar este análisis, se proponen dos formas posibles de llevarlo a cabo: una basada en la información de los videos y otra basada en la información del seguimiento ocular.

A partir de la información que describe a los distintos clips de video es posible emplear la Vista de Tabla para explorar el comportamiento global, teniendo en cuenta las características de cada uno. Con esta información, el usuario experto puede explorar diferentes combinación de características y analizar las respuestas de los sujetos en los videos seleccionados.

Para este escenario específico, se empleó una configuración que permite a los expertos explorar videos utilizando dos parámetros clave: la iluminación y la categoría de género. Esta configuración facilita la identificación de los géneros de video con mayor número de fijaciones y su relación con el rango promedio de dilatación pupilar (ver Figura 6.14).

Por ejemplo, en el género “DRAMA/OTHER”, se observa una mayor dilatación pupilar promedio y un menor número de fijaciones en comparación con otros géneros. En contraste, el género “CARTOON/ANIMATION” presenta videos con el mayor número de fijaciones en el conjunto de datos.

La Figura 6.14 ilustra el comportamiento general de estas medidas de seguimiento ocular en el conjunto de datos. Las direcciones de cambio para ambas medidas están



Figura 6.13: La Vista de Estímulo se puede emplear para detectar e identificar los elementos visuales de la escena que requieren mayor atención por parte de los participantes. En **A** se puede observar que la atención está localizada mayormente sobre el rostro de un personaje, en tanto que en **B** la misma está localizada de forma dispersa entre todos los personajes de la escena. Dado que el estímulo se trata de un video, es posible apreciar que el foco de atención no se encuentra completamente centrado en el rostro de un personaje, como consecuencia del movimiento de los elementos visuales y las transiciones entre fotogramas.

representadas por flechas que indican la transición de valores más bajos a más altos. La Figura 6.14 A muestra la distribución del tamaño pupilar, mientras que la Figura 6.14 B representa el número de fijaciones. Visualmente, se puede apreciar una correlación negativa entre ambas medidas.

Para profundizar en el análisis, es posible explorar qué características están presentes

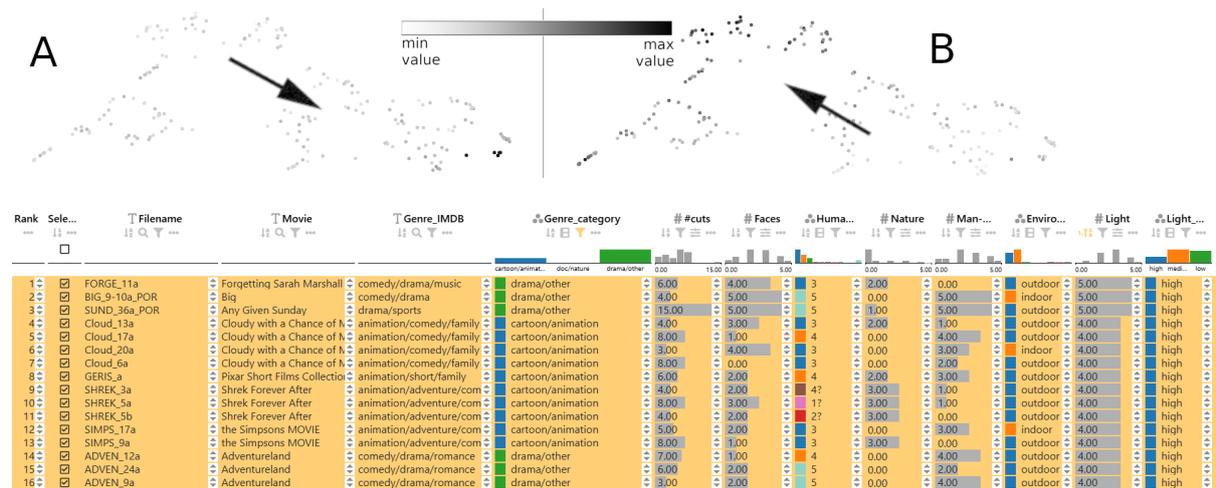


Figura 6.14: La Vista de Proyección permite explorar la relación entre dos variables. En este ejemplo particular, podemos explorar cómo el Número de Fijaciones (A) y el Diámetro Pupilar(B) están correlacionados negativamente. Se emplea una escala de grises dado que estas variables son de tipo continuo. En la Vista de Tabla se seleccionan los clips de la categoría “DRAMA/OTHER” y “CARTOON/ANIMATION”.

en aquellos clips que tienen un alto número de fijaciones o un amplio rango de dilatación pupilar utilizando la Vista de Tabla.

Otro análisis posible se centra en la iluminación del video y su impacto en el comportamiento pupilar. Como se ilustra en la Figura 6.15 B, los videos resaltados con un rectángulo punteado, que poseen niveles bajos de iluminación exhiben mayores valores populares, en concordancia con estudios previos relacionados Mathôt (2018); Shelepin y Malakhova (2018). Sin embargo, también se puede observar el escenario opuesto (ver Figura 6.15 A), lo que sugiere que las variaciones en la iluminación pueden influir en el comportamiento de ciertos sujetos en videos específicos.

6.7. Conclusiones y Trabajo Futuro

En este capítulo, se describe una herramienta especialmente diseñada y desarrollada para analizar el comportamiento pupilar en el contexto de estímulos dinámicos como son los videos cortos (clips). La misma proporciona visualizaciones interconectadas para explorar los cambios de la dinámica pupilar en dos niveles: a nivel *raw*⁵ y a nivel de fijación.

⁵Entiéndase *raw* como la expresión en inglés para referirse a los datos que no tienen aplicados ningún tipo de operación de agregación

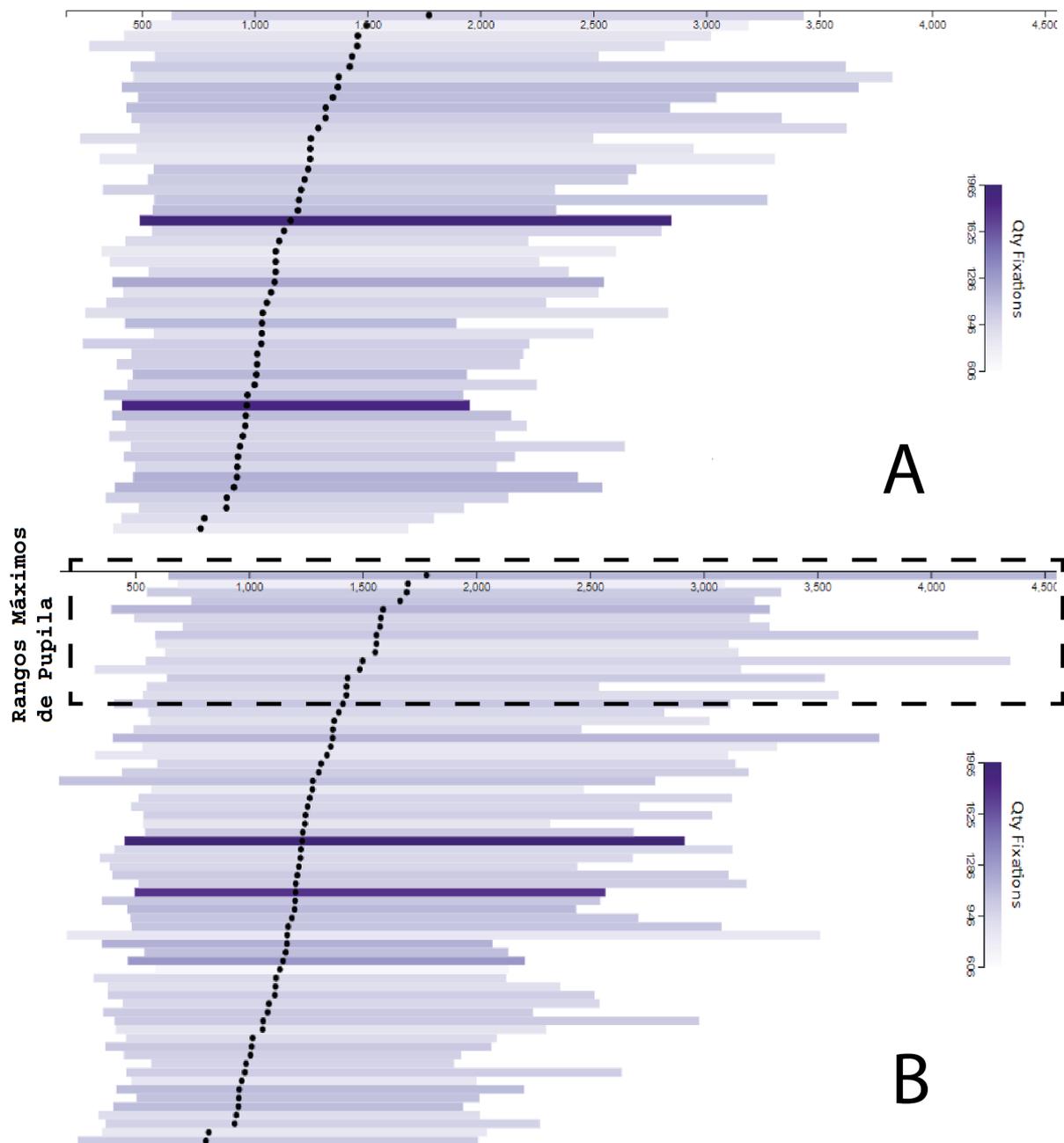


Figura 6.15: Comportamiento pupilar según videos con alta (A) y baja (B) iluminación. Esta imagen muestra como las condiciones de iluminación de las escenas presentadas en los clips de video impactan en el comportamiento pupilar general de los participantes. Filtrando y seleccionando los videos con el atributo “Light Category”, correspondiente a la Vista de Tabla, igual a HIGH/LOW se obtienen las diferentes representaciones en A y B respectivamente.

Las técnicas de análisis visual descritas incorporan diversas representaciones para modelar las variaciones pupilares y detectar segmentos en los clips que son más relevantes para los participantes. De este modo, es posible determinar cómo las propiedades intrínsecas del video influyen en la carga cognitiva de cada sujeto.

Asimismo, se proporciona un enfoque que permite explorar el conjunto de datos desde diversas perspectivas. En particular, las vistas de Tabla y Reducción Dimensional resultan especialmente útiles para integrar la información de las medidas de seguimiento ocular con las características del video. En todos los casos se diseñaron e implementaron las interacciones correspondientes que, sin duda, potencian significativamente la exploración y el análisis detallado de los datos en estudio.

En trabajos futuros se plantea incorporar métricas pupilares adicionales, como ICA (Marshall, 2002), IPA (Duchowski et al., 2018) y LHIPA (Duchowski et al., 2020), para mejorar el análisis. Estas métricas deberán adaptarse al tipo de experimento, por lo que se prevé la recolección de nuevos datos empleando mejor equipamiento y un re-diseño experimental que minimice la introducción de errores y *artifacts*. Esto es fundamental, dado que la naturaleza dinámica de los estímulos es un aspecto crucial a tener en cuenta en el uso de estas métricas, por lo que se requieren enfoques distintos a los desarrollados originalmente para entornos estáticos.

Esta página ha sido intencionalmente dejada en blanco.

Capítulo 7

Conclusiones y Trabajo Futuro

En este trabajo de tesis se detallan y analizan diversas técnicas de análisis visual de datos que fueron diseñadas y desarrolladas para realizar diversas tareas en dominios en los que se emplea *eye tracking*. Para el caso particular de esta tesis, nuestra colaboración con el Laboratorio de Desarrollo en Neurociencias Cognitivas, ha permitido comprender y desarrollar soluciones para necesidades y requerimientos basados en tareas que requieren un esfuerzo cognitivo elevado. Estas tareas resultan de interés para los expertos, porque permiten usar los resultados obtenidos de un experimento de *eye tracking* como marcadores cognitivos, que posteriormente pueden ser empleados para caracterizar ciertos conjuntos de individuos o bien servir como complemento para el diagnóstico de patologías neurodegenerativas.

En este contexto, la tesis integra avances para abordar los desafíos inherentes a la visualización de datos procedentes del seguimiento ocular. En este sentido, se proponen soluciones que enriquecen el proceso de visualización al considerar la diversidad de estímulos implicados. En lo que respecta a la lectura, se exponen aportes relevantes que abarcan tanto el empleo del *eye tracking* en la interpretación de oraciones como en el análisis de micro-historias. Asimismo, se ofrecen contribuciones significativas en lo relativo al análisis visual de estímulos dinámicos, tales como el video. De igual forma, se detallan de manera minuciosa los aportes de este trabajo en lo referido a la visualización de datos multidimensionales, las cuales servirán como base para futuros desarrollos en este campo.

7.1. Resumen de los Aportes de esta Tesis

Los principales aportes que se obtuvieron durante el transcurso de este trabajo fueron:

- **Especificación, diseño y desarrollo de una técnica de análisis visual para analizar movimientos oculares durante la lectura de micro-historias.** En este trabajo doctoral se ha explorado por primera vez el uso de micro-historias como estímulo con alto nivel cognitivo durante la tarea de lectura. Dado que las micro-historias se caracterizan por tener un alto contenido semántico condensado en unas pocas oraciones, resultan de interés para el desarrollo de marcadores cognitivos. A fin de describir de manera completa este tipo de estímulo por primera vez, se relevó un conjunto de características de interés y que resultan útiles para describir el fenómeno de lectura. Gracias a estas características fue posible capturar y describir distintos comportamientos de los participantes durante la lectura de cada una de las micro-historias.

A fin de analizar los datos, se presenta una nueva técnica de análisis visual radial para datos correspondientes a la lectura de micro-historias. La misma busca mostrar cómo un participante lee este tipo de historia haciendo especial énfasis en el cambio pupilar y en el orden en que las palabras son visitadas.

Estos dos aspectos resultan de importancia para los expertos ya que les permite determinar la carga cognitiva empleada por el participante (mediante la visualización de la dinámica pupilar) y determinar si se encuentra relacionada con la estrategia de lectura empleada o con características propias del texto.

Por otro lado, el uso de vistas interconectadas entre el estímulo original utilizado durante el experimento y la técnica de visualización, permite mantener el contexto durante los procesos de análisis y exploración de los datos. De esta manera es posible determinar a partir de una palabra del texto cuál es su comportamiento a nivel de movimientos oculares (tiempo total que fue visitada, cantidad de fijaciones, transiciones y dinámica pupilar). Asimismo, mediante el uso de mecanismos de filtrado y selección es posible añadir más información contextual tanto a la vista de Estímulo como a la vista Radial principal, para contar con todas las características definidas para el proceso de lectura.

- **Definición de técnicas de análisis visual para explorar la lectura de oraciones.** Mediante el diseño, desarrollo y uso de una herramienta de análisis visual de construcción propia denominada *SentenceVis* fue posible comprender y caracterizar el comportamiento de participantes jóvenes y adultos durante la lectura de oraciones. Dichas oraciones pertenecen al conjunto de datos construido y utilizado por Fernández et al. (2016b) para evaluar carga cognitiva en personas con patologías neurodegenerativas, aunque pueden ser empleado para otras tareas vinculadas a desempeño cognitivo.

Este tipo particular de estímulo se encuentra diseñado teniendo en cuenta como principal eje la predictibilidad, que permite evaluar la capacidad de un participante de poder adelantarse al texto que lee. Además, es posible aprovechar las características que ofrece el texto, a fin de poder detectar y extraer marcadores cognitivos de interés para los expertos. Mediante el uso de *SentenceVis* fue posible mejorar el entendimiento de cómo dichos marcadores influyen durante la lectura. El uso de técnicas de visualización nuevas y otras previamente definidas en la literatura, en conjunto con las interacciones propuestas, permitió mejorar el proceso de análisis de datos.

Por otro lado, la herramienta integra un enfoque de aprendizaje automático que permite clasificar las series temporales correspondientes a cada lectura de una oración. Se tienen en cuenta las distintas dimensiones que componen dicha serie, que son la posición en vertical, la posición en horizontal y el valor de pupila registrado. Gracias a esta diferenciación es posible comprender qué factor tiene mayor relevancia en la clasificación en cada uno de los grupos etarios posibles. Por otros lado estas dimensiones se encuentran plasmadas en distintas técnicas de análisis visual que facilitan la comprensión y manipulación de datos.

- **Definición de técnicas de análisis visual para explorar estímulos dinámicos.** Debido a que diariamente interactuamos con estímulos dinámicos (como navegar en internet, jugar en dispositivos móviles, etc.), resultó interesante analizar, desde el punto de vista del *eye tracking*, cómo se desempeña cognitivamente un individuo mientras mira un estímulo como un video.

Con este propósito, se empleó un conjunto de datos compuesto de múltiples *clips*

cortos de video (Costela y Woods, 2019) con diversas características (iluminación, cantidad de rostros humanos, etc.), para determinar qué factores influyen en la atención de la persona. Además, mediante el uso de la dinámica pupilar como marcador cognitivo, fue posible añadir una nueva dimensión al análisis, que tradicionalmente es realizado teniendo en cuenta las métricas de fijaciones y sacadas.

Las métricas se utilizaron de forma conjunta, dado que describen distintos eventos que componen el scanpath de un participante, reflejando así su estrategia de exploración visual durante el procesamiento del estímulo. Al agregar la dinámica pupilar como complemento, es posible determinar cómo se ve influenciada la carga cognitiva a medida que la exploración visual avanza en el tiempo. Esto posibilita la detección de aquellas regiones del estímulo que tienen mayor relevancia para el participante y el poder analizar si la misma se encuentra influenciada por características propias del estímulo o por la estrategia de exploración visual empleada.

- **Diseño e implementación de herramientas de análisis visual basadas en GLC.** Durante del análisis de los datos de *eye tracking* surgió la necesidad de contar con nuevas técnicas visuales que permitieran representar la naturaleza multidimensional de los mismos. A fin de lograr dicho propósito, se exploró un conjunto de técnicas de representación de datos multidimensionales sin pérdida de información denominadas Coordenadas Generales de Línea (GLCs).

Se empleó una metodología de trabajo en donde primeramente se definió una taxonomía para dichas técnicas con el fin de conceptualizar y clasificar las propiedades de las mismas. Posteriormente, se diseñaron y desarrollaron herramientas que permitieran emplear estas técnicas con sus diferentes configuraciones, y evaluar y comparar cómo las distintas propiedades afectan la representación visual de los datos. Para concluir, se estableció un caso de estudio del mundo vinculado al dominio de las ciencias geológicas donde se evaluó la utilidad y las limitaciones de estas técnicas para resolver tareas vinculadas a clasificación, detección de valores atípicos y caracterización de diferentes grupos de datos.

Gracias a los resultados obtenidos y presentados en esta tesis, fue posible avanzar en el área de visualización de datos provenientes de registradores oculares. De esta manera se logró el diseño y desarrollo de herramientas y técnicas de análisis visual que resultan útiles

para aplicar en tareas como la lectura de texto y la exploración de estímulos dinámicos.

Por otro lado, el relevamiento y análisis de técnicas multidimensionales explicadas en el Capítulo 3 condujo al diseño y desarrollo de una herramienta de análisis visual denominada *SpinelVA* (Antonini et al., 2024) que combina varias de las mismas para dar soporte a tareas vinculadas al campo de las ciencias geológicas. Además, dicho trabajo hace uso de un enfoque de integración de aprendizaje automático con visualización, para asistir en la resolución de tareas vinculadas al dominio de aplicación, que posteriormente sirvió como punto de partida para el desarrollo de la investigación presentada en el Capítulo 5.

7.2. Trabajo Futuro

Esta tesis ofrece una visión general sobre el diseño y desarrollo de técnicas de análisis visual de datos provenientes de *eye trackers*, permitiendo tener en cuenta nuevos aspectos en tareas vinculadas a lectura y exploración de videos. En este sentido, se proponen las siguientes líneas de trabajo futuro que se podrían abordar sobre dicho tema:

- **Extensión de las técnicas de visualización de datos multidimensionales.**

Como se señaló en el Capítulo 3, las técnicas de visualización basadas en GLCs han demostrado un notable potencial para la representación de datos multidimensionales; sin embargo, presentan una limitación en cuanto al manejo de la dimensión temporal en su definición.

Si bien el marco matemático que da soporte a las GLCs permite el manejo del tiempo como una dimensión extra que es factible de modelar, su concepción está íntegramente desarrollada para modelos financieros. Dichos modelos tienen solamente en cuenta el aspecto relacionado con pronosticar ciertos eventos futuros que pueden alterar un indicador financiero. Dado que estos modelos no se ajustan a los requerimientos que son necesarios para datos de *eye tracking*, es necesario una redefinición y/o extensión de estas técnicas para que puedan ser empleadas en las tareas típicas de clasificación y detección de anomalías, que son interés para los expertos.

Se deberá tener en cuenta que la naturaleza de los datos es espacio-temporal y no solo temporal, como es el caso de las series temporales financieras, por lo que que

la posición espacial p_{xy} asociada a un instante de tiempo t deberá conservar su relación y significado en la representación final.

- **Incorporación de métodos de inteligencia artificial al análisis visual exploratorio.** Actualmente el desarrollo sostenido y masivo de soluciones basadas en inteligencia artificial posibilita la formulación de herramientas de análisis visual integrales y completas para la exploración de datos derivados del *eye tracking*. Existe un nuevo enfoque vinculado al uso de modelos generativos como mecanismos de asistencia en la creación, personalización y recomendación de diversas técnicas de visualización. Esto posibilita que estas nuevas herramientas puedan añadir al *pipeline* de analítica visual las capacidades que ofrecen dichos modelos y ofrecer soluciones más inteligentes.

De este modo, los expertos de dominio que emplean estas herramientas podrán diseñar análisis personalizados que se ajusten a sus requerimientos específicos e incluso expandir las capacidades de representación e interacción de dichas técnicas.

- **Evaluación integral de una técnica en múltiples escenarios.**

Si bien una técnica de visualización para *eye tracking* está condicionada por el tipo de tarea a realizar, aún existe un extenso campo de investigación respecto a su impacto en diferentes escenarios. Es decir, es fundamental determinar si una técnica originalmente diseñada para una tarea específica puede extenderse o adaptarse a otra completamente distinta.

Evaluar y cuantificar el esfuerzo requerido para llevar a cabo dicha adaptación permitirá obtener soluciones de carácter más general, aplicables en múltiples dominios, sin necesidad de realizar modificaciones significativas. La evaluación integral de las técnicas en múltiples escenarios permitirá identificar debilidades y fortalezas de cada una, a fin de poder establecer qué aspectos deberán valorarse al momento de realizar la adaptación entre tareas.

Bibliografía

Wolfgang Aigner, Silvia Miksch, Heidrun Schumann, y Christian Tominski. *Visualization of time-oriented data. Second Edition*, volumen 4. Springer, 2023.

Richard Andersson, Marcus Nyström, y Kenneth Holmqvist. Sampling frequency and eye-tracking measures: how speed affects durations, latencies, and more. *Journal of Eye Movement Research*, 3(3), 2010.

Gennady Andrienko, Natalia Andrienko, Michael Burch, y Daniel Weiskopf. Visual analytics methodology for eye movement studies. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 18(12):2889–2898, 2012.

Natalia Andrienko, Gennady Andrienko, Georg Fuchs, Salvatore Rinzivillo, y Hans-Dieter Betz. Detection, tracking, and visualization of spatial event clusters for real time monitoring. En *2015 IEEE International conference on data science and advanced analytics (DSAA)*, pág. 1–10. IEEE, 2015.

Antonella S Antonini, Leandro Luque, María Luján Ganuza, y Silvia M Castro. Toward a taxonomy for 2d non-paired general line coordinates: a comprehensive survey. *International Journal of Data Science and Analytics*, 15(2):133–158, 2023.

Antonella S Antonini, Leandro Luque, Gabriela R Ferracutti, Ernesto A Bjerg, Silvia M Castro, y María Luján Ganuza. Spinelva. a new perspective for the visual analysis and classification of spinel group minerals. *Earth Science Informatics*, 17(4):3851–3861, 2024.

Damaris Aschwanden, Nicolas Langer, y Mathias Allemand. Eye tracking in the wild: Piloting a real-life assessment paradigm for older adults. *Journal of Eye Movement Research*, 12(1), 2019.

- A Terry Bahill, Tom LaRitz, et al. Why can't batters keep their eyes on the ball. *American scientist*, 72(3):249–253, 1984.
- Maciej M Bartuzel, Krystian Wróbel, Szymon Tamborski, Michał Meina, Maciej Nowakowski, Krzysztof Dalasiński, Anna Szkulmowska, y Maciej Szkulmowski. High-resolution, ultrafast, wide-field retinal eye-tracking for enhanced quantification of fixational and saccadic motion. *Biomedical Optics Express*, 11(6):3164–3180, 2020.
- Stephen Bax. The cognitive processing of candidates during reading tests: Evidence from eye-tracking. *Language Testing*, 30(4):441–465, 2013.
- Jeff Beddow. Shape coding of multidimensional data on a microcomputer display. En *Proceedings of the First IEEE Conference on Visualization: Visualization90*, pág. 238–246. IEEE, 1990.
- Bengt-Erik Bengtsson y Stig Nordbeck. Construction of isarithms and isarithmic maps by computers. *BIT Numerical Mathematics*, 4(2):87–105, 1964.
- David Beymer y Daniel M Russell. Webgazeanalyzer: a system for capturing and analyzing web reading behavior using eye gaze. En *CHI'05 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pág. 1913–1916. ACM, 2005.
- Juan Biondi, Gerardo Fernandez, Silvia Castro, y Osvaldo Agamennoni. Eye-movement behavior identification for ad diagnosis. *Journal of Integrative Neuroscience*, 17(4):349–354, 2018a.
- Juan Biondi, Gerardo Fernandez, Silvia Castro, y Osvaldo Agamennoni. Eye movement behavior identification for alzheimer's disease diagnosis. *Journal of Integrative Neuroscience*, 17(4):349–354, 2018b.
- Tanja Blascheck y Bonita Sharif. Visually analyzing eye movements on natural language texts and source code snippets. En *ETRA '19: Proceedings of the 11th ACM Symposium on Eye Tracking Research & Applications*, pág. 1–9, 2019.
- Tanja Blascheck, Michael Raschke, y Thomas Ertl. Circular heat map transition diagram. En *Proceedings of the 2013 Conference on Eye Tracking South Africa*, pág. 58–61. ACM, 2013.

- Tanja Blascheck, Kuno Kurzhals, Michael Raschke, Michael Burch, Daniel Weiskopf, y Thomas Ertl. State-of-the-art of visualization for eye tracking data. En *EuroVis (STARs)*, 2014.
- Tanja Blascheck, Kuno Kurzhals, Michael Raschke, Michael Burch, Daniel Weiskopf, y Thomas Ertl. Visualization of eye tracking data: A taxonomy and survey. *Computer Graphics Forum*, 36(8):260–284, 2017a.
- Tanja Blascheck, Markus Schweizer, Fabian Beck, y Thomas Ertl. Visual comparison of eye movement patterns. *Computer Graphics Forum*, 36(3):87–97, 2017b.
- Agnieszka Bojko. Informative or misleading? heatmaps deconstructed. En *Human-Computer Interaction. New Trends: 13th International Conference, HCI International 2009, San Diego, CA, USA, July 19-24, 2009, Proceedings, Part I 13*, pág. 30–39. Springer, 2009.
- Michael Bostock, Vadim Ogievetsky, y Jeffrey Heer. D³ data-driven documents. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 17(12):2301–2309, 2011.
- Norick R Bowers, Alexandra E Boehm, y Austin Roorda. The effects of fixational tremor on the retinal image. *Journal of vision*, 19(11):8–8, 2019.
- Valentin Bruder, Kuno Kurzhals, Steffen Frey, Daniel Weiskopf, y Thomas Ertl. Space-time volume visualization of gaze and stimulus. En *Proceedings of the 11th ACM Symposium on Eye Tracking Research & Applications*, pág. 1–9, 2019.
- M. Burch. *Eye Tracking and Visual Analytics*. River Publishers Information S. River Publishers, 2022. ISBN 9788770224338.
- Michael Burch y Daniel Weiskopf. On the benefits and drawbacks of radial diagrams. En *Handbook of human centric visualization*, pág. 429–451. Springer, 2014.
- Michael Burch, Felix Bott, Fabian Beck, y Stephan Diehl. Cartesian vs. radial—a comparative evaluation of two visualization tools. En *International Symposium on Visual Computing*, pág. 151–160. Springer, 2008.
- Michael Burch, Günter Wallner, Nick Broeks, Lulof Piree, Nynke Boonstra, Paul Vlaswinkel, Silke Franken, y Vince Van Wijk. The power of linked eye movement

- data visualizations. En *ACM Symposium on Eye Tracking Research and Applications*, pág. 1–11, 2021.
- Michael Burch, Günter Wallner, Veerle Fürst, Teodor-Cristian Lungu, Daan Boelhouwers, Dhiksha Rajasekaran, Richard Farla, y Sander Van Heesch. Linked and coordinated visual analysis of eye movement data. En *2022 Symposium on Eye Tracking Research and Applications*, pág. 1–6, 2022.
- Stefan Buschmann, Matthias Trapp, y Jürgen Döllner. Real-time animated visualization of massive air-traffic trajectories. En *2014 International Conference on Cyberworlds*, pág. 174–181. IEEE, 2014.
- Genís Cardona, Carles García, Carme Serés, Meritxell Vilaseca, y Joan Gispets. Blink rate, blink amplitude, and tear film integrity during dynamic visual display terminal tasks. *Current eye research*, 36(3):190–197, 2011.
- Ran Carmi y Laurent Itti. The role of memory in guiding attention during natural vision. *Journal of Vision*, 6(9):4–4, 2006.
- Winnie Wing-Yi Chan. A survey on multivariate data visualization. *Department of Computer Science and Engineering. Hong Kong University of Science and Technology*, 8(6):1–29, 2006.
- Siyuan Chen, Julien Epps, Natalie Ruiz, y Fang Chen. Eye activity as a measure of human mental effort in hci. En *Proceedings of the 16th international conference on Intelligent user interfaces*, pág. 315–318, 2011.
- Herman Chernoff. The use of faces to represent points in k-dimensional space graphically. *Journal of the American statistical Association*, 68(342):361–368, 1973.
- Tom N Cornsweet. New technique for the measurement of small eye movements. *JOSA*, 48(11):808–811, 1958.
- Francisco M Costela y Russell L Woods. A free database of eye movements watching “hollywood” videoclips. *Data in Brief*, 25:103991, 2019.
- Hewitt D Crane y Carroll M Steele. Generation-v dual-purkinje-image eyetracker. *Applied optics*, 24(4):527–537, 1985.

- Evanthia Dimara y Charles Perin. What is interaction for data visualization? *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 26(1):119–129, 2019.
- Geoffrey M Draper, Yarden Livnat, y Richard F Riesenfeld. A survey of radial methods for information visualization. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 15(5):759–776, 2009.
- Andrew T Duchowski, Krzysztof Krejtz, Izabela Krejtz, Cezary Biele, Anna Niedzielska, Peter Kiefer, Martin Raubal, y Ioannis Giannopoulos. The index of pupillary activity: Measuring cognitive load vis-à-vis task difficulty with pupil oscillation. En *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pág. 1–13, 2018.
- Andrew T Duchowski, Krzysztof Krejtz, Nina A Gehrer, Tanya Bafna, y Per Bækgaard. The low/high index of pupillary activity. En *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pág. 1–12, 2020.
- Gintautas Dzemyda, Olga Kurasova, y Julius Zilinskas. Multidimensional data visualization. *Methods and applications series: Springer optimization and its applications*, 75 (122):10–5555, 2013.
- Darlene E Edewaard, Richard A Tyrrell, Andrew T Duchowski, Ellen C Szubski, y Savana S King. Using eye tracking to assess the temporal dynamics by which drivers notice cyclists in daylight: Drivers becoming aware of cyclists. En *ACM Symposium on Eye Tracking Research and Applications*, pág. 1–5, 2020.
- Gerardo Fernández, Liliana R Castro, Marcela Schumacher, y Osvaldo E Agamennoni. Diagnosis of mild alzheimer disease through the analysis of eye movements during reading. *Journal of Integrative Neuroscience*, 14(01):121–133, 2015.
- Gerardo Fernández, Juan Biondi, Silvia Castro, y O Agamenonni. Pupil size behavior during online processing of sentences. *Journal of Integrative Neuroscience*, 15(04): 485–496, 2016a.
- Gerardo Fernández, Facundo Manes, Luis E Politi, David Orozco, Marcela Schumacher, Liliana Castro, Osvaldo Agamennoni, y Nora P Rotstein. Patients with mild alzheimer’s disease fail when using their working memory: evidence from the eye tracking technique. *Journal of Alzheimer’s Disease*, 50(3):827–838, 2016b.

- Gerardo Fernández, Marcelo Sapognikoff, Salvador Guinjoan, David Orozco, y Osvaldo Agamennoni. Word processing during reading sentences in patients with schizophrenia: evidences from the eyetracking technique. *Comprehensive psychiatry*, 68:193–200, 2016c.
- Gerardo Fernández, David Orozco, Osvaldo Agamennoni, Marcela Schumacher, Silvana Sañudo, Juan Biondi, y Mario A Parra. Visual processing during short-term memory binding in mild alzheimer’s disease. *Journal of Alzheimer’s Disease*, 63(1):185–194, 2018.
- Daniel Flück. Coblis-color blindness simulator, 2020.
- Tom Foulsham, Alan Kingstone, y Geoffrey Underwood. Turning the world around: Patterns in saccade direction vary with picture orientation. *Vision research*, 48(17):1777–1790, 2008.
- Ying-Huey Fua, Matthew O Ward, y Elke A Rundensteiner. *Hierarchical parallel coordinates for exploration of large datasets*. IEEE, 1999.
- Johannes Fuchs, Petra Isenberg, Anastasia Bezerianos, Fabian Fischer, y Enrico Bertini. The influence of contour on similarity perception of star glyphs. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 20(12):2251–2260, 2014.
- Niels Galley. The evaluation of the electrooculogram as a psychophysiological measuring instrument in the driver study of driver behaviour. *Ergonomics*, 36(9):1063–1070, 1993.
- Peter Gatalsky, Natalia Andrienko, y Gennady Andrienko. Interactive analysis of event data using space-time cube. En *Proceedings. Eighth International Conference on Information Visualisation, 2004. IV 2004.*, pág. 145–152. IEEE, 2004.
- Joseph H Goldberg y Jonathan I Helfman. Scanpath clustering and aggregation. En *Proceedings of the 2010 Symposium on Eye-Tracking Research & Applications*, pág. 227–234. ACM, 2010.
- Joseph H Goldberg y Xerxes P Kotval. Computer interface evaluation using eye movements: methods and constructs. *International journal of industrial ergonomics*, 24(6):631–645, 1999.

- Samuel Gratzl, Alexander Lex, Nils Gehlenborg, Hanspeter Pfister, y Marc Streit. Lineup: Visual analysis of multi-attribute rankings. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (InfoVis '13)*, 19(12):2277–2286, 2013a.
- Samuel Gratzl, Alexander Lex, Nils Gehlenborg, Hanspeter Pfister, y Marc Streit. Lineup: Visual analysis of multi-attribute rankings. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 19(12):2277–2286, 2013b.
- Thomas Grindinger, Andrew T Duchowski, y Michael Sawyer. Group-wise similarity and classification of aggregate scanpaths. En *Proceedings of the 2010 symposium on eye-tracking research & applications*, pág. 101–104, 2010.
- Dan Witzner Hansen y Arthur EC Pece. Eye tracking in the wild. *Computer Vision and Image Understanding*, 98(1):155–181, 2005.
- Jeffrey Heer. Fast & accurate gaussian kernel density estimation. En *2021 IEEE Visualization Conference (VIS)*, pág. 11–15. IEEE, 2021.
- Geoffrey E Hinton y Ruslan R Salakhutdinov. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *science*, 313(5786):504–507, 2006.
- K. Holmqvist y R. Andersson. *Eye Tracking: A Comprehensive Guide to Methods, Paradigms, and Measures*. Lund Eye-Tracking Research Institute, 2017. ISBN 9781979484893.
- Kenneth Holmqvist, Marcus Nyström, Richard Andersson, Richard Dewhurst, Halszka Jarodzka, y Joost Van de Weijer. *Eye tracking: A comprehensive guide to methods and measures*. oup Oxford, 2011.
- Ignace TC Hooge, Gijs A Holleman, Nina C Haukes, y Roy S Hessels. Gaze tracking accuracy in humans: One eye is sometimes better than two. *Behavior Research Methods*, 51(6):2712–2721, 2019.
- Jukka Hyönä y Johanna K Kaakinen. Eye movements during reading. En *Eye Movement Research*, pág. 239–274. Springer, 2019.

- Jukka Hyönä y Anna-Mari Nurminen. Do adult readers know how they read? evidence from eye movement patterns and verbal reports. *British Journal of Psychology*, 97(1): 31–50, 2006.
- Jukka Hyönä, Robert F Lorch Jr, y Mike Rinck. Eye movement measures to study global text processing. En *The Mind's Eye*, pág. 313–334. Elsevier, 2003.
- Plotly Technologies Inc. Collaborative data science, 2015.
- Alfred Inselberg y Bernard Dimsdale. Parallel coordinates: a tool for visualizing multi-dimensional geometry. En *Proceedings of the first IEEE conference on visualization: visualization90*, pág. 361–378. IEEE, 1990.
- Robert JK Jacob y Keith S Karn. Eye tracking in human-computer interaction and usability research: Ready to deliver the promises. En *The mind's eye*, pág. 573–605. Elsevier, 2003.
- Gavindya Jayawardena, Anne Michalek, Andrew Duchowski, y Sampath Jayarathna. Pilot study of audiovisual speech-in-noise (sin) performance of young adults with adhd. En *ACM symposium on eye tracking research and applications*, pág. 1–5, 2020.
- Marcel A Just y Patricia A Carpenter. The intensity dimension of thought: pupillometric indices of sentence processing. *Canadian Journal of Experimental Psychology*, 47(2): 310, 1993.
- Grace W Kao y Mark J Morrow. The relationship of anticipatory smooth eye movement to smooth pursuit initiation. *Vision research*, 34(22):3027–3036, 1994.
- Robert Karsh y Francis W Breitenbach. Looking at looking: The amorphous fixation measure. En *Eye movements and psychological functions*, pág. 53–64. Routledge, 2021.
- Daniel A Keim. Visual techniques for exploring databases. 1997.
- Minwook Kim y Geoffrey M Draper. Radial vs. cartesian revisited: A comparison of space-filling visualizations. En *Proceedings of the 7th International Symposium on Visual Information Communication and Interaction*, pág. 196–199, 2014.

- Valerie L Kinner, Lars Kuchinke, Angelika M Dierolf, Christian J Merz, Tobias Otto, y Oliver T Wolf. What our eyes tell us about feelings: Tracking pupillary responses during emotion regulation processes. *Psychophysiology*, 54(4):508–518, 2017.
- Reinhold Kliegl. Toward a perceptual-span theory of distributed processing in reading: A reply to rayner, pollatsek, drieghe, slattery, and reichle. *Journal of Experimental Psychology: General*, 136(3):530, 2007.
- Jeff Klingner, Barbara Tversky, y Pat Hanrahan. Effects of visual and verbal presentation on cognitive load in vigilance, memory, and arithmetic tasks. *Psychophysiology*, 48(3):323–332, 2011.
- Kenneth W Kolence y Philip J Kiviat. Software unit profiles & kiviatic figures. *ACM SIGMETRICS performance evaluation review*, 2(3):2–12, 1973.
- Oleg Komogortsev, Corey Holland, Sampath Jayarathna, y Alex Karpov. 2d linear oculomotor plant mathematical model: Verification and biometric applications. *ACM Transactions on Applied Perception (TAP)*, 10(4):1–18, 2013.
- Boris Kovalerchuk. *Visual knowledge discovery and machine learning*, volumen 144. Springer, 2018.
- Jan-Louis Kruger, Esté Hefer, y Gordon Matthew. Measuring the impact of subtitles on cognitive load: Eye tracking and dynamic audiovisual texts. En *Proceedings of the 2013 Conference on Eye Tracking South Africa*, pág. 62–66, 2013.
- Ayush Kumar, Rudolf Netzel, Michael Burch, Daniel Weiskopf, y Klaus Mueller. Multi-similarity matrices of eye movement data. En *2016 IEEE Second Workshop on Eye Tracking and Visualization (ETVIS)*, pág. 26–30. IEEE, 2016.
- Ayush Kumar, Bharat Goel, Keshav Rajupet Premkumar, Michael Burch, y Klaus Mueller. Eyefix: An interactive visual analytics interface for eye movement analysis. En *Proceedings of the 14th International Symposium on Visual Information Communication and Interaction*, pág. 1–5, 2021.
- Kuno Kurzhals y Daniel Weiskopf. Space-time visual analytics of eye-tracking data for dynamic stimuli. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 19(12):2129–2138, 2013.

- Kuno Kurzhals y Daniel Weiskopf. Aoi transition trees. En *Graphics Interface*, pág. 41–48, 2015.
- Kuno Kurzhals, Florian Heimerl, y Daniel Weiskopf. Isecube: Visual analysis of gaze data for video. En *Proceedings of the Symposium on Eye Tracking Research and Applications*, pág. 43–50, 2014.
- Kuno Kurzhals, Marcel Hlawatsch, Florian Heimerl, Michael Burch, Thomas Ertl, y Daniel Weiskopf. Gaze stripes: Image-based visualization of eye tracking data. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 22(1):1005–1014, 2015.
- Bruno Laeng, Sylvain Sirois, y Gustaf Gredebäck. Pupillometry: A window to the pre-conscious? *Perspectives on Psychological Science*, 7(1):18–27, 2012.
- Otto Lappi. Eye tracking in the wild: the good, the bad and the ugly. *Journal of Eye Movement Research*, 8(5), 2015.
- Jeffrey LeBlanc, Matthew O Ward, y Norman Wittels. Exploring n-dimensional databases. En *Proceedings of the First IEEE Conference on Visualization: Visualization90*, pág. 230–237. IEEE, 1990.
- Sara Leckner. Presentation factors affecting reading behaviour in readers of newspaper media: an eye-tracking perspective. *Visual Communication*, 11(2):163–184, 2012.
- Haim Levkowitz. Color icons-merging color and texture perception for integrated visualization of multiple parameters. En *Proceeding Visualization'91*, pág. 164–170. IEEE, 1991.
- Matteo Lisi, Joshua A Solomon, y Michael J Morgan. Gain control of saccadic eye movements is probabilistic. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(32):16137–16142, 2019.
- A López y XF Conde. Cyber-literature, micro-stories and their exploitation. *Ars Aeterna*, 4(1):1–16, 2012.
- Lori Lorigo, Maya Haridasan, Hrönn Brynjarsdóttir, Ling Xia, Thorsten Joachims, Geri Gay, Laura Granka, Fabio Pellacini, y Bing Pan. Eye tracking and online search:

- Lessons learned and challenges ahead. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 59(7):1041–1052, 2008.
- Ya Lou, Yanping Liu, Johanna K Kaakinen, y Xingshan Li. Using support vector machines to identify literacy skills: Evidence from eye movements. *Behavior research methods*, 49(3):887–895, 2017.
- Malte Lüken, Šimon Kucharský, y Ingmar Visser. Characterising eye movement events with an unsupervised hidden markov model. *Journal of Eye Movement Research*, 15(1), 2022.
- Leandro Luque, María Luján Ganuza, Silvia M Castro, y Osvaldo E Agamennoni. Visual analysis of eye movements during micro-stories reading. *Journal of Visualization*, 25(5):1085–1101, 2022.
- Leandro Luque, María Luján Ganuza, Ernesto Bjerg, y Boris Kovalerchuk. Visual analysis of spinels with general line coordinates. En *2024 28th International Conference Information Visualisation (IV)*, pág. 221–226. IEEE, 2024a.
- Leandro E Luque, María Luján Ganuza, Antonella S Antonini, y Silvia M Castro. npglvis library for multidimensional data visualization. En *Conference on Cloud Computing, Big Data & Emerging Topics*, pág. 188–202. Springer, 2021.
- Leandro Emanuel Luque, Antonella Soledad Antonini, Maria Lujan Ganuza, y Silvia Mabel Castro. Glc-frame: A framework and library for exploration of multidimensional data with general line coordinates. *Journal of Computer Science and Technology*, 2024b.
- Shiyu Ma, Wenwen Zhang, Robert B Noland, y Clinton J Andrews. Eye tracking measures of bicyclists' behavior and perception: A systematic review. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 107:52–68, 2024.
- Jane F Mackworth y NH Mackworth. Eye fixations recorded on changing visual scenes by the television eye-marker. *JOSA*, 48(7):439–445, 1958.
- Bhanuka Mahanama, Yasith Jayawardana, Sundararaman Rengarajan, Gavindya Jayawardana, Leanne Chukoskie, Joseph Snider, y Sampath Jayarathna. Eye movement and pupil measures: A review. *frontiers in Computer Science*, 3:733531, 2022.

- Sandra P Marshall. The index of cognitive activity: Measuring cognitive workload. En *Proceedings of the IEEE 7th Conference on Human Factors and Power Plants*, pág. 7–7. IEEE, 2002.
- Sebastiaan Mathôt. Pupillometry: Psychology, physiology, and function. *Journal of Cognition*, 1(1), 2018.
- Leland McInnes, John Healy, y James Melville. Umap: Uniform manifold approximation and projection for dimension reduction. *arXiv preprint arXiv:1802.03426*, 2018.
- ED Megaw y J Richardson. Eye movements and industrial inspection. *Applied Ergonomics*, 10(3):145–154, 1979.
- John Merchant. The oculometer. Technical report, 1967.
- AW Michell, Z Xu, D Fritz, SJG Lewis, T Foltynie, CH Williams-Gray, TW Robbins, RHS Carpenter, y RA Barker. Saccadic latency distributions in parkinson’s disease and the effects of l-dopa. *Experimental brain research*, 174:7–18, 2006.
- Alexandre Milisavljevic, Kevin Hamard, Coralie Petermann, Bernard Gosselin, Karine Doré-Mazars, y Matei Mancas. Eye and mouse coordination during task: from behaviour to prediction. En *International Conference on Human Computer Interaction Theory and Applications*, pág. 86–93. SCITEPRESS-Science and Technology Publications, 2018.
- Meike Nauta, Jan Trienes, Shreyasi Pathak, Elisa Nguyen, Michelle Peters, Yasmin Schmitt, Jörg Schlötterer, Maurice van Keulen, y Christin Seifert. From anecdotal evidence to quantitative evaluation methods: A systematic review on evaluating explainable ai. *ACM Comput. Surv.*, feb 2023. ISSN 0360-0300.
- David Noton y Lawrence Stark. Scanpaths in saccadic eye movements while viewing and recognizing patterns. *Vision Research*, 11(9):929–IN8, 1971.
- Marcus Nyström, Diederick C Niehorster, Richard Andersson, Roy S Hessels, y Ignace TC Hooge. The amplitude of small eye movements can be accurately estimated with video-based eye trackers. *Behavior Research Methods*, 55(2):657–669, 2023.

- Gillian A O'Driscoll y Brandy L Callahan. Smooth pursuit in schizophrenia: a meta-analytic review of research since 1993. *Brain and cognition*, 68(3):359–370, 2008.
- Adam J Parker y Timothy J Slattery. Word frequency, predictability, and return-sweep saccades: Towards the modeling of eye movements during paragraph reading. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 45(12):1614, 2019.
- Karl Pearson. Liii. on lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin philosophical magazine and journal of science*, 2(11):559–572, 1901.
- Huining Pei, Xueqin Huang, y Man Ding. Image visualization: Dynamic and static images generate users' visual cognitive experience using eye-tracking technology. *Displays*, 73:102175, 2022.
- Cole S Peterson, Jonathan A Saddler, Tanja Blascheck, y Bonita Sharif. Visually analyzing students' gaze on c++ code snippets. En *Proceedings of the 6th International Workshop on Eye Movements in Programming*, pág. 18–25. IEEE Press, 2019.
- Doantam Phan, Ling Xiao, Ron Yeh, Pat Hanrahan, y Terry Winograd. Flow map layout. En *IEEE Symposium on Information Visualization, 2005. INFOVIS 2005.*, pág. 219–224. IEEE, 2005.
- Kerstin Preuschoff, Bernard Marius 't Hart, y Wolfgang Einhäuser. Pupil dilation signals surprise: Evidence for noradrenaline's role in decision making. *Frontiers in neuroscience*, 5:115, 2011.
- Gary E Raney, Spencer J Campbell, y Joanna C Bovee. Using eye movements to evaluate the cognitive processes involved in text comprehension. *Journal of visualized experiments: JoVE*, (83):50780, 2014.
- Ramana Rao y Stuart K Card. The table lens: merging graphical and symbolic representations in an interactive focus+ context visualization for tabular information. En *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pág. 318–322, 1994.
- Keith Rayner. Eye movements in reading and information processing. *Psychological Bulletin*, 85(3):618, 1978.

- Keith Rayner. Eye movements in reading and information processing: 20 years of research. *Psychological Bulletin*, 124(3):372, 1998.
- Keith Rayner. Eye movements in reading: Models and data. *Journal of Eye Movement Research*, 2(5):1, 2009.
- Keith Rayner, Gretchen Kambe, y Susan A Duffy. The effect of clause wrap-up on eye movements during reading. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology: Sect. A*, 53(4):1061–1080, 2000.
- Keith Rayner, Anne E Cook, Barbara J Juhasz, y Lyn Frazier. Immediate disambiguation of lexically ambiguous words during reading: Evidence from eye movements. *British Journal of Psychology*, 97(4):467–482, 2006.
- Erik D Reichle, Keith Rayner, y Alexander Pollatsek. The ez reader model of eye-movement control in reading: Comparisons to other models. *Behavioral and brain sciences*, 26(4):445–476, 2003.
- Luz Rello y Miguel Ballesteros. Detecting readers with dyslexia using machine learning with eye tracking measures. En *Proceedings of the 12th international web for all conference*, pág. 1–8, 2015.
- Daniel C Richardson y Rick Dale. Looking to understand: The coupling between speakers' and listeners' eye movements and its relationship to discourse comprehension. *Cognitive science*, 29(6):1045–1060, 2005.
- Klaus G Rottach, Ari Z Zivotofsky, Vallabh E Das, LEA Averbuch-Heller, Alfred O Discenna, Anuchit Poonyathalang, y R JOHN LEIGH. Comparison of horizontal, vertical and diagonal smooth pursuit eye movements in normal human subjects. *Vision research*, 36(14):2189–2195, 1996.
- Cynthia Roy, Caroline Blais, Daniel Fiset, y Frédéric Gosselin. Visual information extraction for static and dynamic facial expression of emotions: an eye-tracking experiment. *Journal of Vision*, 10(7):531–531, 2010.
- Michele Rucci, Ruei-Jr Wu, y Zhetuo Zhao. System and method for real-time high-resolution eye-tracking, May 11 2021. US Patent 11,003,244.

- Dario D Salvucci y Joseph H Goldberg. Identifying fixations and saccades in eye-tracking protocols. En *Proceedings of the 2000 symposium on Eye tracking research & applications*, pág. 71–78, 2000.
- Thiago Santini, Wolfgang Fuhl, y Enkelejda Kasneci. Purest: Robust pupil tracking for real-time pervasive eye tracking. En *Proceedings of the 2018 ACM symposium on eye tracking research & applications*, pág. 1–5, 2018.
- Roeland Scheepens, Niels Willems, Huub van de Wetering, y Jarke J Van Wijk. Interactive visualization of multivariate trajectory data with density maps. En *2011 IEEE pacific visualization symposium*, pág. 147–154. IEEE, 2011.
- Maximilian Scherr. Multiple and coordinated views in information visualization. *Trends in information visualization*, 38:1–33, 2008.
- Elizabeth R Schotter, Randy Tran, y Keith Rayner. Don't believe what you read (only once) comprehension is supported by regressions during reading. *Psychological science*, 25(6):1218–1226, 2014.
- Evgeni Shelepin y Katerina Malakhova. The effect of changes in screen luminance and lighting on pupillary response during web-surfing. *Journal of Vision*, 18(10):875–875, 2018.
- Young Seok Shin, Won-du Chang, Jinsick Park, Chang-Hwan Im, Sang In Lee, In Young Kim, y Dong Pyo Jang. Correlation between inter-blink interval and episodic encoding during movie watching. *PloS one*, 10(11):e0141242, 2015.
- Ben Shneiderman. Tree visualization with tree-maps: 2-d space-filling approach. *ACM Transactions on graphics (TOG)*, 11(1):92–99, 1992.
- Oleg Špakov y Darius Miniotas. Visualization of eye gaze data using heat maps. 2007.
- Oleg Špakov, Harri Siirtola, Howell Istance, y Kari-Jouko Rähkä. Visualizing the reading activity of people learning to read. *Journal of Eye Movement Research*, 10(5):1–12, 2017.
- Adrian Staub y Ashley Benatar. Individual differences in fixation duration distributions in reading. *Psychonomic Bulletin & Review*, 20:1304–1311, 2013.

- Siliang Tang, Ronan G Reilly, y Christian Vorstius. Eyemap: a software system for visualizing and analyzing eye movement data in reading. *Behavior Research Methods*, 44(2):420–438, 2012.
- Ying Tang, Huamin Qu, Yingcai Wu, y Hong Zhou. Natural textures for weather data visualization. En *Tenth International Conference on Information Visualisation (IV'06)*, pág. 741–750. IEEE, 2006.
- Joshua B Tenenbaum, Vin de Silva, y John C Langford. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction. *science*, 290(5500):2319–2323, 2000.
- Nani Ronsani Thamrin, Pratomo Widodo, et al. Developing higher order thinking skills (hots) for reading comprehension enhancement. En *Journal of Physics: Conference Series*, volumen 1179, págs. 012073. IOP Publishing, 2019.
- Christian Tominski y Wolfgang Aigner. The TimeViz Browser – A Visual Survey of Visualization Techniques for Time-Oriented Data. <https://browser.timeviz.net>, 2023. Version 2.0.
- Christian Tominski y Heidrun Schumann. *Interactive visual data analysis*. AK Peters/CRC Press, 2020.
- Christian Tominski, James Abello, y Heidrun Schumann. Interactive poster: Axes-based visualizations for time series data. En *Poster Compendium of IEEE Symposium on Information Visualization (InfoVis' 03)*, pág. 68–69. Citeseer, 2003.
- Edward R Tufte y Peter R Graves-Morris. *The visual display of quantitative information*, volumen 2. Graphics press Cheshire, CT, 1983.
- Fernando Valls. *Soplando vidrio: y otros estudios sobre el microrrelato español*, volumen 108. Páginas de espuma, 2008.
- Laurens Van der Maaten y Geoffrey Hinton. Visualizing data using t-sne. *Journal of machine learning research*, 9(11), 2008.
- Menno Van der Schoot, Alain L Vasbinder, Tako M Horsley, Albert Reijntjes, y Ernest CDM van Lieshout. Lexical ambiguity resolution in good and poor comprehen-

- ders: An eye fixation and self-paced reading study in primary school children. *Journal of Educational Psychology*, 101(1):21, 2009.
- Pauline van der Wel y Henk van Steenbergen. Pupil dilation as an index of effort in cognitive control tasks: A review. *Psychonomic bulletin & review*, 25(6):2005–2015, 2018.
- Lisa Vandenberg, Samantha Bouwmeester, Bruno R Bocanegra, y Rolf A Zwaan. Detecting cognitive interactions through eye movement transitions. *Journal of Memory and Language*, 69(3):445–460, 2013.
- Arantxa Villanueva, Rafael Cabeza, et al. Evaluation of corneal refraction in a model of a gaze tracking system. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 55(12):2812–2822, 2008.
- Robin Walker, Eugene McSorley, y Patrick Haggard. The control of saccade trajectories: Direction of curvature depends on prior knowledge of target location and saccade latency. *Perception & Psychophysics*, 68:129–138, 2006.
- C. Ware. *Information Visualization: Perception for Design*. Information Visualization: Perception for Design. Elsevier Science, 2013. ISBN 9780123814647.
- Colin Ware. *Information visualization: perception for design*. Morgan Kaufmann, 2012.
- Christopher Was, Frank Sansosti, y Bradley Morris. *Eye-tracking technology applications in educational research*. IGI Global, 2016.
- Jeremy M Wolfe y Todd S Horowitz. What attributes guide the deployment of visual attention and how do they do it? *Nature reviews neuroscience*, 5(6):495–501, 2004.
- Limei Xiao, Zizhong Zhu, Hao Liu, Ce Li, y Wenhao Fu. Gaze prediction based on long short-term memory convolution with associated features of video frames. *Computers and Electrical Engineering*, 107:108625, 2023.
- Minnan Xu-Wilson, David S Zee, y Reza Shadmehr. The intrinsic value of visual information affects saccade velocities. *Experimental Brain Research*, 196:475–481, 2009.

- Chia-Kai Yang y Chat Wacharamanatham. Alpscarf: Augmenting scarf plots for exploring temporal gaze patterns. En *Extended Abstracts of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, págs. LBW503. ACM, 2018.
- Alfred L Yarbus. *Eye movements and vision*. Springer, 2013.
- Ji Soo Yi, Youn ah Kang, John Stasko, y Julie A Jacko. Toward a deeper understanding of the role of interaction in information visualization. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 13(6):1224–1231, 2007.
- Johannes Zagermann, Ulrike Pfeil, y Harald Reiterer. Measuring cognitive load using eye tracking technology in visual computing. En *Proceedings of the sixth workshop on beyond time and errors on novel evaluation methods for visualization*, pág. 78–85. ACM, 2016.
- Zehui Zhan, Lei Zhang, Hu Mei, y Patrick SW Fong. Online learners' reading ability detection based on eye-tracking sensors. *Sensors*, 16(9):1457, 2016.
- Gabriel Zhou. Radial visualization of multidimensional/multivariate data. a survey, 2022.
- Yingzhen Zhu, Jifang Yu, y Jiangqin Wu. Chro-ring: a time-oriented visual approach to represent writer's history. *The Visual Computer*, 32:1133–1149, 2016.
- Corinne Zimmerman, Sarah Gerson, Andrew Monroe, y Amanda Kearney. Physics is harder than psychology... or is it?: Developmental differences in calibration of domain-specific texts. En *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, volumen 29, 2007.