

6

ANÁLISIS Y REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LOS DATOS

Existen al menos tres formas de analizar y procesar los datos obtenidos del eye tracking: a) los eventos; b) las representaciones gráficas, y c) las áreas de interés (AOI).

Holmqvist y otros autores (2011) definen los eventos como una entidad contable en los datos primarios registrados a partir de los movimientos oculares, como las fijaciones, las sácadas, el parpadeo y las búsquedas. Los eventos se analizan de acuerdo con su inicio, duración, velocidad o dirección, a los que se les asignan valores numéricos.

Las representaciones se entienden como el recálculo de un conjunto de datos que provienen de uno o varios ensayos, uno o varios participantes o del conjunto de datos. Estos forman un mapa de calor, un diagrama de secuencia principal o cualquier otra forma de representación de datos. Dichas representaciones no tienen valores numéricos y pueden existir grandes cantidades de matrices en las investigaciones, las cuales no son fáciles de interpretar y no aportan mayor utilidad a la investigación (Holmqvist et al., 2011).

Las AOI (en inglés, area of interest) son regiones del estímulo que aportan datos que el investigador decide recopilar. Permiten detectar y definir un mayor número de eventos, en la medida en que restringen los parámetros de análisis de las secuencias; incluyen permanencias (dwells), transiciones (transitions) y visitas (AOI hits). Sobre esto se hablará en el análisis de datos.

Los datos que se recogen mediante experimentos con eye tracking pueden ser analizados de dos formas: por medio de *software* o de análisis manual.

El *software* del Applied Science Labs (ASL) genera un conjunto de representaciones y animaciones, con el fin de resumir en una gráfica el comportamiento visual (en dónde fija el participante la atención y cómo hace el rastreo visual). Cada eye tracker cuanta con un *software* particular.

No obstante, la vasta cantidad de información con gran variabilidad inter e intrasujetos y algunos datos que producen confusión dificultan el análisis de los datos que son importantes para dar respuesta a la pregunta de investigación. Por esta razón se acude también al análisis manual, tarea que puede volverse un proceso tedioso, pues consume una gran cantidad de tiempo (Salvucci, 1999). El análisis manual conduce, por ejemplo, a una segmentación y etiquetado de los objetos, con el fin de procesar las fijaciones en los objetos presentes en un escenario. Labores como esta se han simplificado con el uso de herramientas tecnológicas como las ofrecidas por The LabelMe object-annotated image database (Russell, Torralba, Murphy y Freeman, 2008).

Dado que la mayoría de los sistemas de eye tracking arrojan datos brutos que incluyen al menos las coordenadas X y Y, una marca de tiempo que indica cuando ocurrió un evento determinado e información sobre el diámetro de la pupila o sobre la métrica de fijación, es necesario simplificar el análisis de datos, para lo cual diversos autores han propuesto una serie de algoritmos. Los algoritmos que se elijan para condensar la gran cantidad de datos en bruto estarán determinados por la pregunta de investigación (Sasson y Elison, 2012).

En tanto algunos de los algoritmos se describen de manera informal en diversos textos, Salvucci y Goldberg (2000) propusieron una taxonomía con algoritmos de identificación de la fijación, en un intento por formular una manera simplificada, pero útil, para interpretar los datos obtenidos por medio de las herramientas de eye tracking.

La taxonomía básica propuesta por Salvucci y Goldberg (2000) está referida a las características espaciales y temporales. Para las características espaciales, los autores identifican tres criterios para distinguir los tres tipos primarios de algoritmos: a) velocidad base; b) dispersión base, y c) área base.

La velocidad base toma en cuenta que los puntos de fijación tienen una velocidad baja, mientras que los puntos sacádicos tienen una velocidad alta. Los algoritmos de dispersión base enfatizan en que la dispersión de los puntos de fijación ocurre generalmente uno cerca del otro. Por último, los algoritmos del área base identifican puntos dentro del área de interés (AOI), que representan un blanco u objeto visual relevante.

Para las características temporales, Salvucci y Goldberg (2000) consideran dos criterios: a) si el algoritmo usa información de duración, y b) si el algoritmo está localizado adaptativamente. El primer criterio se guía por el hecho de que la fijación raramente dura menos de 100 milisegundos y está casi siempre en un rango de 200 a

400 ms. El segundo criterio permite la interpretación de los datos de un punto dado que es influenciado por la interpretación de puntos temporales adyacentes.

Los cinco algoritmos propuestos por Salvucci y Goldberg (2000) se muestran en las Tablas 3, 4, 5, 6, 7, 8 y 9.

Tabla 3. Abreviaturas del algoritmo

Abreviatura	Significado
I-VT	Identificación del umbral de velocidad de las fijaciones (velocity-threshold fixation identification).
I-HMM	Modelo oculto de Markov para la identificación de la fijación (hidden Markov model fixation identification).
I-DT	Identificación del umbral de dispersión (dispersion-threshold identification).
I-MST	Árbol de expansión mínima (minimum spanning trees).
I-AOI	Identificación de área de interés (area-of-interest fixation identification).

Nota: elaboración propia

Estos algoritmos tienen en cuenta que los ojos producen varios tipos de movimientos, entre los que se encuentran los sacádicos (desplazamientos rápidos de los ojos entre dos puntos de fijación) y los microsacádicos de fijación.

Tabla 4. Algoritmos generales propuestos por Salvucci y Goldberg

	Criterio	Representación de algoritmos				
		I-VT	I-HMM	I-DT	I-MST	I-AOI
Espacial	Velocidad	X	X			
	Dispersión			X	X	
	Área					X
Temporal	Duración			X		X
	Localización		X	X	X	

Nota: adaptado de Salvucci, D. D. y Goldberg, J. H. (2000). Identifying Fixations and Saccades in Eye Tracking Protocols. En A. Duchowski (ed.), *Proceedings of the Eye Tracking Research & Application Symposium, ETRA 2000*. Palm Beach Gardens: ACM, p. 73.

En primer lugar, los algoritmos basados en la velocidad utilizan la velocidad del ojo para detectar la presencia de una fijación. Se asume que una fijación tiene una velocidad mayor ($< 100^\circ/\text{sec}$) que un movimiento sacádico. Se han descrito dos tipos de algoritmos para este caso: identificación del umbral de velocidad de las fijaciones y el modelo oculto de Markov para la identificación de la fijación.

Para la identificación del umbral de velocidad de las fijaciones (Tabla 5), en el protocolo se calcula la velocidad punto por punto. Cada velocidad se computa como la distancia entre el punto actual y el punto siguiente o el previo. Cada punto se clasifica como punto de fijación o sácada basado en el umbral de velocidad. Si el punto de velocidad está por debajo del umbral, se clasifica como fijación; si está por encima, como sácada. Luego se agrupan los puntos de fijación consecutivos y se descartan los puntos de sácada. Por último, cada grupo de fijación se traduce en una representación (x, y, t, d) , donde x y y representan el centro de masa o centroide, t es el tiempo del primer punto y d es la duración.

Tabla 5. Algoritmos basados en la velocidad. Identificación del umbral de velocidad de las fijaciones

Algoritmo
<p>Identificación del umbral de velocidad de las fijaciones (velocity-threshold fixation identification) (I-VT). Es el método de identificación más sencillo.</p> <p>Está basado en la velocidad que separa los puntos de fijación y los puntos de sácada en función de sus velocidades, punto a punto. Bajas velocidades para fijaciones (< 100 grados/segundo) y altas velocidades para movimientos sacádicos (> 300 grados/seg).</p> <p>Los movimientos oculares muestran esencialmente dos distribuciones de velocidades:</p> <ul style="list-style-type: none"> — Velocidades bajas para las fijaciones ($< 100^\circ/\text{segundo}$). — Velocidades altas para los movimientos sacádicos ($> 300^\circ/\text{s}$). <p>Los perfiles de velocidad tienen un fuerte referente fisiológico, lo que hace que los criterios estáticos sean generalmente suficientes.</p>

Nota: adaptado de Salvucci, D. D. y Goldberg, J. H. (2000). Identifying Fixations and Saccades in Eye Tracking Protocols. En A. Duchowski (ed.), *Proceedings of the Eye Tracking Research & Application Symposium, ETRA 2000*. Palm Beach Gardens: ACM, p. 74.

El modelo oculto de Markov para la identificación de la fijación es un modelo estadístico utilizado en principio para el análisis de patrones temporales como el reconocimiento del habla y supone que la ocurrencia de un evento depende del evento inmediatamente anterior (Tabla 6). Este modelo incluye dos conjuntos de probabilidades: observación y transición (Salvucci y Goldberg, 2000). El objetivo es identificar los parámetros ocultos en una cadena de parámetros observables, así como la probabilidad de pasar de un estado oculto a otro. Las ubicaciones de los estados ocultos se estiman a partir de las ubicaciones de fijación. Asimismo, cuando la fijación de un participante se encuentra un estado oculto, las probabilidades de

transición indican en qué estado oculto estará la próxima fijación (Chuk, Chan y Hsiao, 2014).

Tabla 6. Algoritmos basados en la velocidad. Modelo oculto de Markov para la identificación de la fijación

Algoritmo
<p>Modelo oculto de Markov para la identificación de la fijación (Hidden Markov model fixation identification) (I-HMM)</p> <p>Este modelo hace un análisis probabilístico para determinar la posibilidad de identificaciones para un protocolo dado.</p> <p>Son modelos estadísticos usados con frecuencia en el reconocimiento de escritura a mano. Su objetivo es modelar parámetros desconocidos a partir de parámetros observables.</p> <p>Utilizan dos estados, que representan las distribuciones para la velocidad de las sácadas y las fijaciones.</p> <p>Incluye dos conjuntos de probabilidades: observación y probabilidades de transición.</p> <p>El primer estado representa las sácadas y contiene una distribución centrada alrededor de velocidades más altas.</p> <p>El segundo estado representa puntos de fijación y, por lo tanto, contiene una distribución centrada alrededor de velocidades bajas.</p>

Nota: adaptado de Salvucci, D. D. y Goldberg, J. H. (2000). Identifying Fixations and Saccades in Eye Tracking Protocols. En A. Duchowski (ed.), *Proceedings of the Eye Tracking Research & Application Symposium, ETRA 2000*. Palm Beach Gardens: ACM, p. 75.

Por su parte, los algoritmos basados en la dispersión emplean la posición del cursor para ubicar la fijación. Suponen que cuando la dispersión es baja se presenta una fijación. Salvucci y Goldberg (2000) proponen el uso de dos tipos de algoritmos en estos casos: la identificación del umbral de dispersión (Tabla 7) y el árbol de expansión mínima (Tabla 8).

Tabla 7. Algoritmos basados en la dispersión. Identificación del umbral de dispersión

Algoritmo
<p>Identificación del umbral de dispersión (dispersion-threshold identification) I-DT</p> <p>Se basa en que los puntos de fijación; debido a su baja velocidad, se agrupan en estrecha colaboración.</p> <p>Identifica las fijaciones como grupos de puntos consecutivos dentro de una dispersión particular y, dado que las fijaciones tienen una duración de al menos 100 ms, la I-DT las reconoce por dispersión.</p> <p>Esta técnica a menudo incorpora un umbral mínimo de duración de 100-200 ms, con el objetivo de aliviar la variabilidad del equipo.</p>

Nota: adaptado de Salvucci, D. D. y Goldberg, J. H. (2000). Identifying Fixations and Saccades in Eye Tracking Protocols. En A. Duchowski (ed.), *Proceedings of the Eye Tracking Research & Application Symposium, ETRA 2000*. Palm Beach Gardens: ACM, p. 75.

Tabla 8. Algoritmos basados en la dispersión. Árbol de expansión mínima

Algoritmo
<p>Árbol de expansión mínima (MST, minimum spanning trees)</p> <p>La identificación del MST (I-MST) asume que los puntos de una representación de movimientos oculares pueden graficarse en forma de árbol, en la que se conecta un conjunto de puntos de manera que la longitud total de los segmentos de línea del árbol se minimiza.</p> <p>Su ventaja reside en el grado de control, flexibilidad y adaptación local para el análisis de dispersión. Precisa de dos etapas: la construcción del MST, seguida por una búsqueda del MST. La construcción utiliza el algoritmo de Prim.</p> <p>Parte de la idea de que hay solo un MST para un conjunto de puntos.</p> <p>La identificación de la fijación requiere recorrer el MST ya definido. Se hace una búsqueda para determinar la profundidad máxima de interconexión en cada punto.</p> <p>Las profundidades de ramificación por debajo de una señal determinada se ubican cerca del borde del MST que no son candidatos apropiados para separar fijaciones.</p> <p>Si los bordes conectados a cada extremo exceden la profundidad de ramificación mínima definida, la red de bordes conectados a cada punto final se recoge en una distribución de longitud de borde asociada.</p> <p>La media m y la desviación estándar s de las longitudes de los bordes proporcionan una comparación localmente adaptativa para la separación de las fijaciones.</p> <p>La separación puede ocurrir con base en la comparación del borde bajo consideración de m y s de longitudes de borde vecinas. De esta manera, se logra un marco para controlar dónde pueden ocurrir las fijaciones en un MST y para determinar cómo afecta la adaptabilidad local a las decisiones de fijación (Salvucci y Goldberg, 2000).</p>

Nota: adaptado de Salvucci, D. D. y Goldberg, J. H. (2000). Identifying Fixations and Saccades in Eye Tracking Protocols. En A. Duchowski (ed.), *Proceedings of the Eye Tracking Research & Application Symposium, ETRA 2000*. Palm Beach Gardens: ACM, p. 75.

Los algoritmos basados en el área se focalizan en la interacción que se produce con un área de interés, de modo que cuando se detecta una fijación en una de ellas, el análisis se enfoca en el centro de la misma (Tabla 9).

Tabla 9. Algoritmos basados en el área

Algoritmo
<p>Identificación del área de interés (I-AOI)</p> <p>Solo identifica las fijaciones que ocurren dentro de las áreas objetivo que se han especificado.</p> <p>Estas son regiones de interés que representan unidades de información en el campo visual.</p> <p>Estas áreas objetivo, generalmente usadas en análisis posteriores como el rastreo, mantienen las fijaciones identificadas cerca de los objetivos relevantes.</p> <p>Este modelo también utiliza un umbral de duración para ayudar a distinguir las fijaciones en áreas objetivo.</p> <p>Aunque los algoritmos de tiempo de permanencia basados en AOI no son algoritmos de fijación <i>per se</i>, son valiosos como un concepto para ayudar a explicar colecciones de nivel superior de fijaciones organizadas sobre objetivos visuales y áreas.</p>

Nota: adaptado de Salvucci, D. D. y Goldberg, J. H. (2000). Identifying Fixations and Saccades in Eye Tracking Protocols. En A. Duchowski (ed.), *Proceedings of the Eye Tracking Research & Application Symposium, ETRA 2000*. Palm Beach Gardens: ACM, p. 76.

Los datos que deben ser analizados incluyen:

1. La secuencia que siguen los ojos entre cada fijación y cada movimiento sacádico (Figura 13) (Blascheck et al., 2017; Kang, Mandal y Dyer, 2017; Burch et al., 2015).
2. El tiempo que dura la fijación, es decir, el estado en el que el ojo permanece apuntando a un mismo estímulo durante un tiempo. Cuanto mayor sea el tiempo de duración, mayor será la dificultad para interpretar el contenido del AOL (Figura 13) (Blascheck et al., 2017; Kang et al., 2017; Burch et al., 2015).
3. La revisión exhaustiva que se refiere a la acción de mirar repetidamente áreas de una escena o de un objeto que parecen provechosas para obtener información, pero no lo son. Un mayor número de fijaciones puede ser una señal de una menor eficiencia en la búsqueda (Blascheck et al., 2017; Kang et al., 2017; Burch et al., 2015).
4. La indiferencia selectiva, referida a la acción de ignorar deliberadamente áreas de una escena en determinados momentos (Blascheck et al., 2017; Kang et al., 2017; Burch et al., 2015).
5. El área de interés (AOI), término utilizado para las regiones o áreas de una escena, una imagen o un objeto que son incluidas o excluidas durante un ejercicio de observación (Blascheck et al., 2017; Kang et al., 2017; Burch et al., 2015).

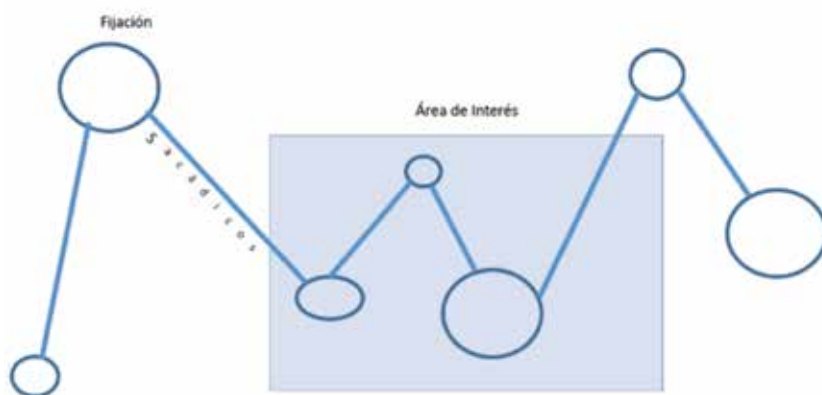


Figura 13. Tipos de movimientos y micromovimientos asociados con la fijación visual. Fuente: elaboración propia

6. El tiempo de detención, que se refiere al contacto visual sobre un área de interés. Se calcula sumando todas las fijaciones y sácadas dentro de un área de interés. Un mayor número de fijaciones en un AOI podría indicar que tiene mayor relevancia para el participante (Blascheck et al., 2017; Kang et al., 2017; Burch et al., 2015).
7. La red de tiempo de detención, que es el tiempo que transcurre entre la entrada de la mirada al área de interés y su salida de ella. Se mide sumando la duración de todas las fijaciones dentro del área de interés. Cuando la duración sobre un AOI es mayor, puede interpretarse como mayor dificultad para interpretar la información contenida en ella (Blascheck et al., 2017; Kang et al., 2017; Burch et al., 2015).
8. La duración de la mirada, que corresponde al lapso de la sácada cuando entra al objeto más la suma de la duración de todas las fijaciones y la duración de las sácadas después de que el ojo ha abandonado el área de interés. La medición se obtiene de la suma del tiempo de detención y la duración de la sácada entrando al área de interés (Blascheck et al., 2017; Kang et al., 2017; Burch et al., 2015).
9. La visita, que corresponde al número de veces que se “echa un vistazo” a un objetivo (sácadas que vienen de afuera) en un período. Cuando existe una mayor dispersión en la densidad espacial puede suponerse una menor eficacia en la búsqueda de información relevante (Figuras 14 y 17) (Blascheck et al., 2017; Kang et al., 2017; Burch et al., 2015).

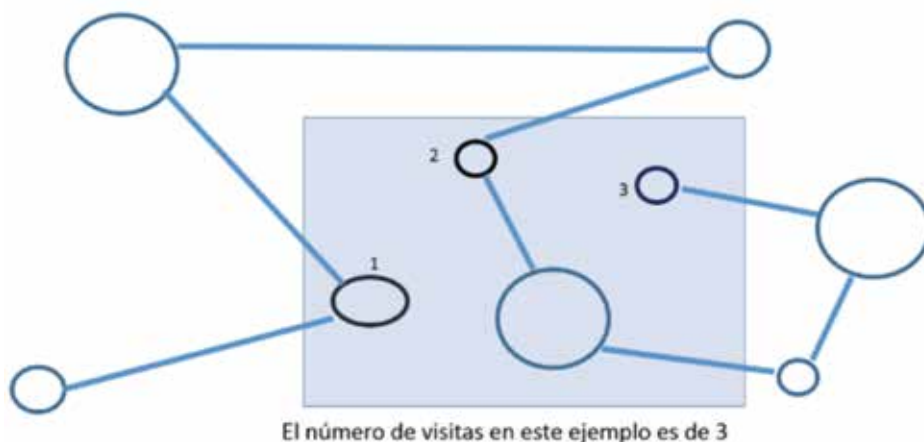


Figura 14. Ejemplo de vista en un área de interés 1. Fuente: elaboración propia

10. La proporción de miradas, que se refiere al número de veces que diferentes sujetos participantes en un estudio miran al menos una vez dentro del área de interés (Figura 15) (Blascheck et al., 2017; Kang et al., 2017; Burch et al., 2015).

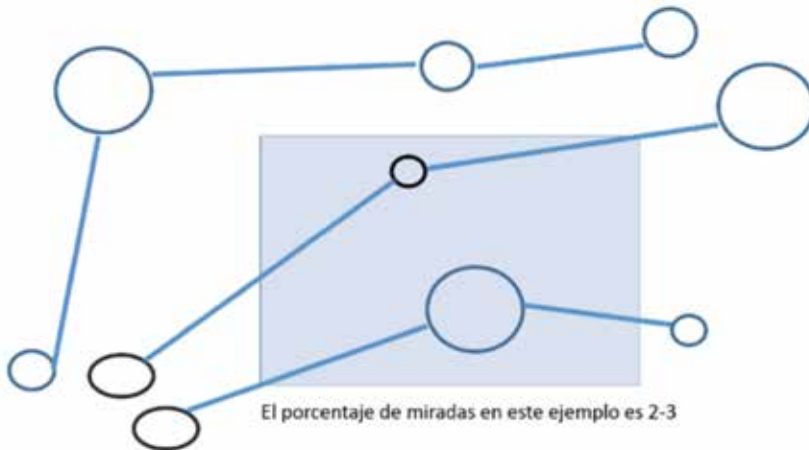


Figura 15. Ejemplo de vista en un área de interés 2. Fuente: elaboración propia

11. Número de revisiones que se hacen a un área de interés (Blascheck et al., 2017; Kang et al., 2017; Burch et al., 2015). En la Figura 16 se muestra un ejemplo.

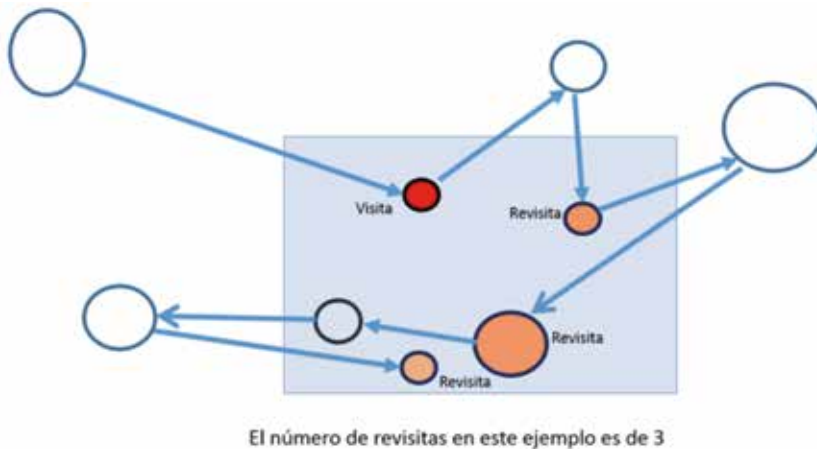


Figura 16. Ejemplo de vista en un área de interés 3. Fuente: elaboración propia

Se sugiere que para interpretar estos datos se recurra a las leyes de la Gestalt, como la de proximidad, de similitud, de cierre, de la totalidad, de la dialéctica, del contraste, de la compleción, del principio de memoria o del principio de jerarquización, así

como incluir técnicas como el pensamiento en voz alta (Armengol, 2007), para facilitar y hacer más exacta la interpretación.

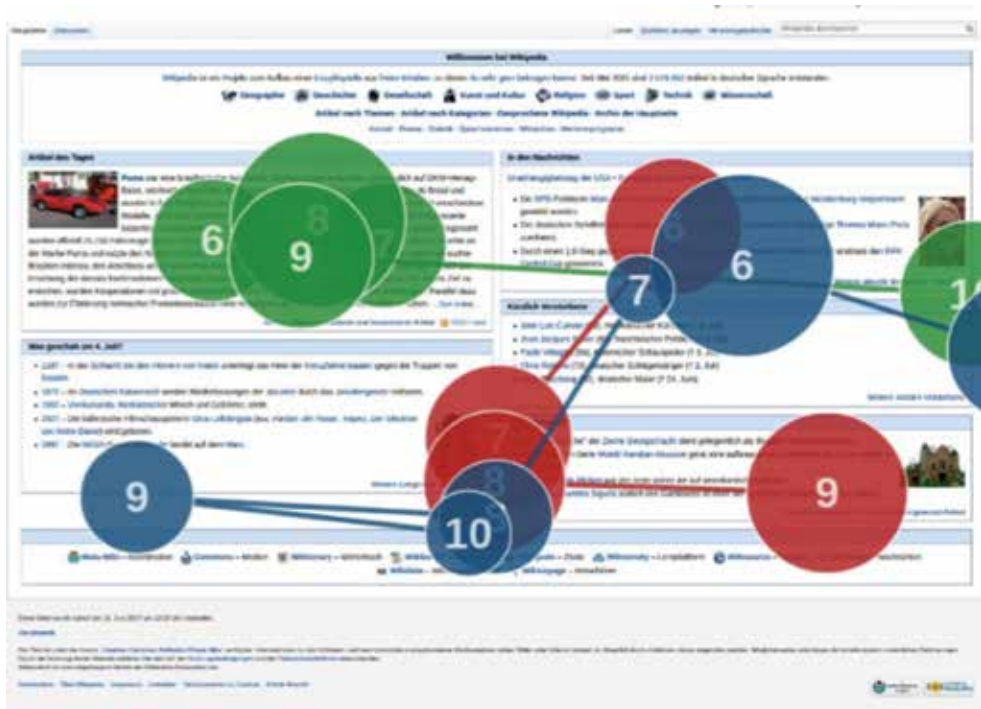


Figura 17. Trazos de movimientos oculares registrados durante el eye tracking. Fuente: Tschneider. (2017). *Gaze Plot Eye Tracking on Wikipedia with 3 Participants*. Recuperado de https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Gaze_plot_eye_tracking_on_Wikipedia_with_3_participants.png