



Casa abierta al tiempo

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA
UNIDAD XOCHIMILCO División de Ciencias y Artes para el Diseño

DRA. JUANA MARTÍNEZ RESÉNDIZ
COORDINADORA DEL PROGRAMA DE MAESTRIA
EN CIENCIAS Y ARTES PARA EL DISEÑO
Presente.

Me permito comunicar a usted que a solicitud del alumno (a): **Mariana Guerrero del Cueto**, del Programa de Maestría en Ciencias y Artes para el Diseño, he revisado y confirmo que la Idónea Comunicación de Resultados (ICR)/Tesis: *“Percepción gráfica en visualizaciones de datos estáticas. El papel del diseño en el procesamiento de información visual.”* es la versión final, contiene el resumen, las palabras clave y cumple con los requisitos para formar parte del repositorio institucional de la Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Xochimilco.

Atentamente

Dr. Iñaki de Olaizola Arizmendi

Nombre y firma del Director (a) de ICR/Tesis.

División de Ciencias y Artes para el Diseño
Maestría en Ciencias y Artes para el Diseño
Área de Diseño, Tecnología y Educación



Percepción gráfica en visualizaciones de datos estáticas

El papel del diseño en el procesamiento de información visual

Idónea comunicación de resultados que para obtener el grado de Maestría presenta:

Mariana Guerrero del Cueto

Tutor: **Dr. Iñiqui de Olaizola Arizmendi**

Ciudad de México, diciembre de 2021

División de Ciencias y Artes para el Diseño
Maestría en Ciencias y Artes para el Diseño
Área de Diseño, Tecnología y Educación



Percepción gráfica

en visualizaciones de datos estáticas

El papel del diseño en el procesamiento de información visual

Idónea comunicación de resultados que para obtener el grado de Maestría presenta:

Mariana Guerrero del Cueto

Tutor: **Dr. Iñiqui de Olaizola Arizmendi**

Lectora: **Dra. María Gutiérrez Gutiérrez**

Coordinador de Área: **Dr. Jorge Alberto Pacheco Martínez**

Ciudad de México, diciembre de 2021

Resumen

Los cambios actuales en la tecnología y la transferencia de conocimientos han sido tan grandes que generaron modificaciones importantes en cómo percibimos la información. Vivimos en una sociedad donde la mayoría de los estímulos provienen de la vista, por lo que estos estímulos deberían pensarse y diseñarse para lograr una comunicación efectiva.

En este contexto, el diseño de información y la visualización de datos surgen como herramientas de apoyo para que, durante procesos de comunicación no verbal, el cerebro perciba contenido que de otra manera sería imposible o muy complicado de entender. Buscan mostrar correlaciones, comparaciones, análisis profundos –entre otras funciones– a través de gráficas, mapas, redes e infografías.

Pese a que las visualizaciones de datos son cada vez más utilizadas en diversos contextos, existen pocas investigaciones que vinculen los elementos gráficos –ángulo, área, color, longitud, posición sobre ejes– con el proceso de percepción de los datos contenidos. Uno de los estudios más importantes en esta línea fue realizado por Cleveland y McGill en 1984, quienes definieron el término *percepción gráfica* como el proceso de decodificación de información dentro de las visualizaciones.

En el presente trabajo de investigación, se identifica el papel que juegan los elementos gráficos en el proceso de percepción de visualizaciones de datos estáticas y cómo esto puede verse afectado según la formación y experiencia previa de sus lectores. Se aplicó una metodología mixta para contrastar y triangular los resultados obtenidos en experimentos anteriores; se entrevistó a expertos y a especialistas que consultan frecuentemente visualizaciones y, finalmente, se puso en valor la importancia que tiene el diseño en los procesos de percepción de información.

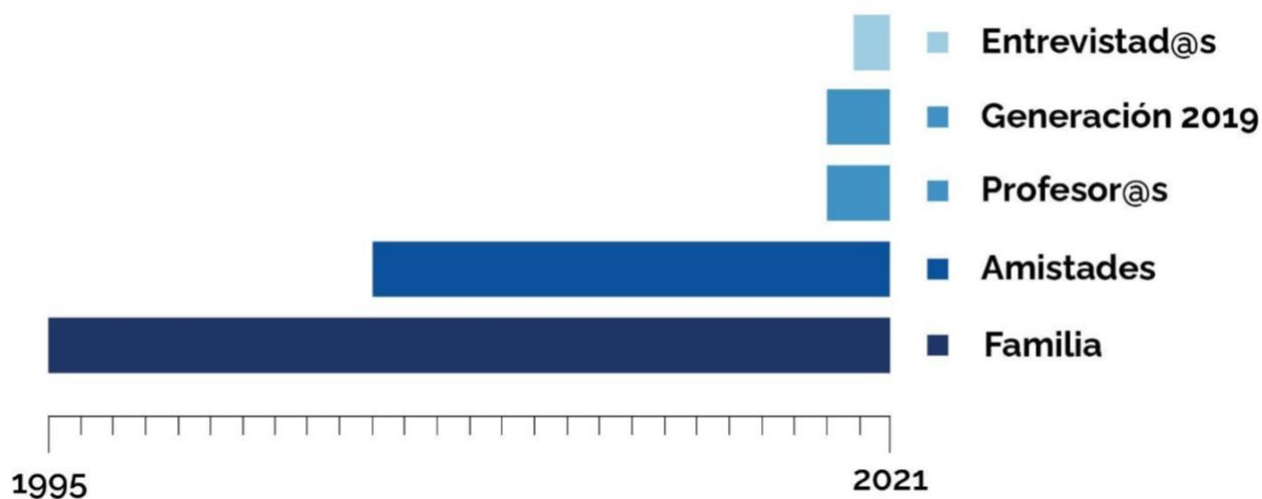
De esta manera, se encontró que los resultados del experimento fueron similares a sus predecesores, no obstante, hubo diferencias estadísticamente significativas entre los grupos, por lo que resultó una aportación al dividir a los sujetos según su formación y experiencia previa, ya que esto puede ser relevante al momento de hacer estimaciones o comparaciones rápidas en las gráficas.

Por otra parte, lo referido por la mayoría de los entrevistados concuerda con los resultados cuantitativos, ya que comprendieron la importancia de conocer y aplicar los elementos gráficos para objetivos concretos de comunicación.

Finalmente, se concluyó que la adaptación del experimento de Cleveland y McGill da cuenta de la importancia de haber contrastado los resultados obtenidos con los que le antecedieron. Esta investigación resulta relevante para quienes diseñan visualizaciones de datos tengan claros cuáles son los objetivos de la visualización, a qué público va dirigida, y así poder elegir los elementos gráficos que comuniquen la información de manera más directa y eficiente.

Palabras clave: diseño, información, elementos gráficos, color

Agradecimientos



- **1995-presente** *Por siempre amarme (y soportarme) tal y como soy. Sin ustedes, no sería la mujer que soy hoy.*
- **2005-presente** *(Las de siempre y las nuevas)
Por hacerme reír, por su cariño incondicional y por enseñarme que la familia también se elige.*
- **2019-2021** *(Por orden de aparición)
Juana Martínez, Iñaqui de Olaizola, Jorge A. Pacheco, Diana Fuentes, María Gutiérrez, Milena Zamora e Isabel Arbesú
Por su acompañamiento y sus contribuciones, siempre con empatía, sensatez y respeto.*
- **2019-2021** *Por el increíble grupo que formamos en la Maestría y por sus valiosos proyectos. ¡Lo logramos!*
- **2020-2021** *Alberto Cairo, Data Cívica A.C. (Adrián Lara y Óscar Elton), Diana E. Rubio, Paolo Alberti, Ana L. Hernández y María Gutiérrez
Por su disponibilidad de tiempo y por compartirme su conocimiento*

Contenido

1 | Resumen

2 | Agradecimientos

5 | Introducción

7 | *Planteamiento del problema*

10 | *Preguntas de investigación*

11 | **Capítulo 1. Antecedentes de percepción e información**

11 | *Información*

12 | *Percepción visual*

13 | *Eficiencia y eficacia en la visualización de datos*

15 | *Percepción gráfica*

18 | *El color en la percepción*

19 | *Contenido y representación*

20 | **Capítulo 2. Percepción en visualizaciones de datos**

20 | *Visión, percepción y memoria*

22 | *Procesamiento y atributos preatentivos*

23 | ***Percepción en la visualización de datos***

23 | *Psicología de la Gestalt*

24 | *Semiología gráfica de Bertin*

25 | ***Percepción gráfica de Cleveland y McGill***

26 | *Tareas perceptuales elementales*

27 | *El color en la visualización de datos*

29 | ***Visualización de datos estática***

31 | Capítulo 3. Método de investigación

35 | Capítulo 4. Desarrollo del estudio

35 | *Análisis cuantitativo*

40 | *Análisis cualitativo*

41 | Capítulo 5. Resultados y discusión

50 | *Procesamiento preatentivo*

53 | *Elementos gráficos*

53 | *Longitud y posición sobre ejes*

54 | *Ángulo y área*

56 | *Color*

58 | *Formación académica y profesional*

62 | Conclusiones

63 | *Futuras líneas de investigación*

64 | *Procesos bottom-up, top-down y estrategias visuales*

65 | *Percepción gráfica en visualizaciones de datos dinámicas*

65 | *Ética en las visualizaciones de datos*

67 | Referencias

67 | *Bibliografía*

70 | *Sitios web*

71 | *Entrevistas*

72 | Anexos

72 | *Anexo 1. Desarrollo cuantitativo*

76 | *Anexo 2. Desarrollo cualitativo*

Introducción

A lo largo de la historia, los seres humanos han tenido como necesidad básica la comunicación de sus ideas y conocimientos. Los primeros vestigios de transmisión oral, gráfica y escrita, así como los complejos sistemas de información que predominan actualmente en el mundo, han tenido como objetivo principal transferir datos de un grupo social a otro. La diversificación y alcance de distintos medios han permitido que esta transmisión de conocimientos se amplíe y se complejice enormemente, tanto por sus sujetos como por sus contenidos.

Antiguamente –al igual que en algunas sociedades tradicionales actuales–¹ la comunicación se difundía de manera oral. Sin embargo, esta información se perdía, por lo que surgieron diversas formas de representación visual, primero con el desarrollo de pictogramas (hace aproximadamente 17,000 años) y, luego, con el primer sistema de escritura (aproximadamente en el año 3200 a.C.). Estas formas de representación lograron una mayor permanencia de los conocimientos, al plasmar sus contenidos en diversos medios como piedra, papiro, papel, entre otros, y, sobre todo, se amplió su posibilidad de transmisión a través del espacio y del tiempo (Coates y Ellison, 2014).

Los cambios actuales en la tecnología y la transferencia de conocimientos han sido tan grandes que generaron modificaciones importantes en cómo percibimos la información. Vivimos en una sociedad donde la mayoría de los estímulos provienen de la vista –cerca del 90% de la información que se transmite al cerebro es visual (Solares, 2018)– por lo que estos estímulos deberían pensarse y diseñarse para lograr una comunicación efectiva (Cairo, 2013).

La necesidad del ser humano por comunicarse, aunada a los desarrollos tecnológicos del siglo XXI, dieron pie a que la información, de ser un privilegio del que pocas personas gozaban, produjera una verdadera revolución, al democratizarse y permitir que una mayor cantidad de personas pudiera acceder a ella.

¹ En el mundo existen grupos como los *griots* y los *dyelli* de África, así como otros en Europa y América del Norte, que mantienen la tradición oral como medio principal para comunicarse (Unesco, 2006).

Hoy en día, es tanta la cantidad de información –contenida en múltiples medios– que resulta fundamental poder procesarla de manera que sea más clara y concisa de entender (Meirelles, 2014). En este sentido, el diseño de información y la visualización de datos surgen como recursos para comunicar gráficamente conceptos o fenómenos que no podrían entenderse de manera literal. En términos generales, se busca mostrar análisis profundos, correlaciones, comparaciones, bases de datos, descubrimientos –entre otras funciones– a través de gráficas, mapas, redes, infografías, etcétera (Cairo, 2013).

A pesar de que la información es más accesible que nunca, muchos expertos en periodismo (Rubio Lacoba, 2011; Solares, 2018) cuestionan si esta nueva era de saturación realmente cumple con su cometido, o si más bien crea un estado de constante desinformación, ya que muchas veces el receptor no logra comprender de manera fácil y rápida el contenido, o bien, no logra discernir entre los datos verdaderos y los falsos. Es por ello que el “diluvio de información” (Rubio Lacoba, 2011), junto con las nuevas plataformas de difusión de datos, dan sentido a una investigación como la presente, que pretende analizar si las teorías e investigaciones anteriores –basadas en cómo el ser humano percibe y decodifica información– siguen siendo pertinentes para esta nueva era tecnológica y social, o, si bien, han sido transformadas de alguna manera.

La presente investigación se divide en dos fases. En la primera fase se identifican los elementos teóricos y conceptuales en torno a la percepción y la visualización de datos, mientras que en la segunda fase se desarrolla el trabajo cuantitativo y cualitativo, la discusión de los resultados y las conclusiones que trazan futuras líneas de investigación a partir de los hallazgos del trabajo.

Planteamiento del problema

A pesar de que existen numerosas investigaciones que abordan el tema de cómo percibimos distintos tipos de información –cuantitativa o cualitativa– en diversos medios –estáticos (impresos), dinámicos o interactivos (digitales)–, se desconoce si los resultados de las investigaciones y fundamentos teóricos son válidos en diferentes contextos, ya que no se han aplicado en el ámbito nacional actual. Asimismo, aunque hay un auge en el uso de las visualizaciones de datos aplicadas a distintas áreas del conocimiento, existen pocas investigaciones de corte científico que vinculen los elementos gráficos² con el proceso perceptivo, y que éstas sirvan como base para que diseñadores puedan tomar decisiones más asertivas en sus visualizaciones y en la comunicación de sus datos (Kosara, 2016). Finalmente, se podría cuestionar si existen otros factores que influyen en la manera en la que se diseña la información para una nueva generación de lectores cuya cultura visual es radicalmente distinta a la de las teorías más aceptadas en décadas anteriores (Arnheim, Cleveland y McGill, Tufte).

Por otra parte, la mayoría de las visualizaciones de datos que se diseñan hoy en día utilizan el color como un atributo o herramienta de comunicación. Sin embargo, en el experimento de Cleveland y McGill (1984), la variable del color resultó ser la menos efectiva para comunicar información cuantitativa precisa, posiblemente por el poco uso y los limitados medios de impresión masiva a color con los que se contaba en los años ochenta, cuando la investigación fue llevada a cabo.

Un supuesto fundamental de esta investigación es la importancia del papel que juega el diseño en la percepción de la información, ya que si no se emplean los elementos gráficos de manera adecuada, pueden alterar o interrumpir el proceso perceptivo, y en consecuencia, no lograr comunicar lo que se pretendía a través de la representación visual. Por esta razón, se propone también recalcar el efecto que puede provocar en los resultados finales la experiencia previa –o falta de experiencia– en temas de diseño de información en general y visualización de datos en particular.

² Este término es de autoría propia y se utiliza como concepto unificador de otros dos fundamentales: *variables visuales* de Bertin (1967) y *tareas perceptuales elementales* de Cleveland y McGill (1984), que se desarrollarán más adelante.

Por otro lado, desde principios del siglo XX se han desarrollado diferentes teorías basadas en estudios en los que se vincula la psicología con la percepción, buscando constantes en los procesos perceptuales. Teorías como la Gestalt han buscado su aplicación en una inmensidad de aspectos del pensamiento y aprendizaje humano. De igual manera, los teóricos vinculados con esta corriente como von Ehrenfels, Wertheimer, Köhler y Koffka, consideraban que sus principios podrían ser relevantes y vigentes no solamente en el campo de la psicología. Autores como Cairo (2013) y Meirelles (2014) establecieron que tales conceptos tienen una aplicación potencial en el campo del diseño y la comunicación gráfica, puntualmente en el diseño de información y la visualización de datos.

Sin embargo, en la mayoría de sus publicaciones, la psicología de la Gestalt se ha utilizado solamente como un referente teórico. En fuentes bibliográficas escritas por Arnheim, Meirelles, Cairo, Ware, entre otros, no se ha verificado su aplicabilidad de manera experimental, específicamente en el campo de la percepción gráfica y en contextos culturales más amplios.³

Ante esta situación de incertidumbre es posible preguntarse –de manera general– si las nuevas necesidades y características de una sociedad sobreexpuesta a estímulos visuales ha modificado la manera en que percibe la información. En particular, lo que interesa indagar en términos de la investigación es el papel que juegan los elementos gráficos en el proceso de percepción gráfica en las visualizaciones de datos para tres grupos de sujetos clave (los que tienen formación y experiencia previa en áreas de diseño o visualización de datos, los que no tienen formación ni experiencia previa en áreas de diseño o visualización de datos pero consultan contenido frecuentemente y los que no tienen formación ni experiencia previa en diseño ni consultan contenido frecuentemente). De igual forma, se busca conocer si los sujetos pueden identificar de manera explícita los elementos gráficos –ángulo, área, color, longitud, posición sobre ejes, u otro– según el tipo de visualización de datos que se les presenta.

³Los trabajos de investigación referidos en este escrito provienen, en su mayoría, de Estados Unidos y Francia. Existen publicaciones en México, especialmente por la Universidad Gestalt de Diseño en Veracruz (ver Marcos y Olivares, 2014) pero no se han encontrado investigaciones que toquen los temas de percepción gráfica o visualización de datos como se plantean en este trabajo.

A partir de los cuestionamientos expuestos, se adaptó el experimento de los estadísticos Cleveland y McGill (1984), quienes fueron pioneros en desarrollar un estudio sistemático sobre la manera en la que se debería diseñar efectivamente una visualización de datos cuantitativa, con una aplicación de diversas teorías de percepción visual y lo que después ellos desarrollaron como *percepción gráfica*, que se utilizó como concepto clave en la investigación.

Me parece pertinente analizar, primero, cómo funciona el proceso de percepción en general. Después, aplicado a las visualizaciones de datos estáticas, para observar el proceso de decodificación que realizan los lectores, así como recalcar la importancia del diseño y sus elementos principales para el proceso de percepción del contenido expuesto.

Sobre este tema, Cairo formula la siguiente pregunta: “Si [el autor] no presenta [la información] de manera correcta para que los lectores puedan verla, explorarla y analizarla ¿por qué habríamos de creerle?” (2013, p. 13). Esto se podría lograr si se investigan a fondo las características perceptuales, cognitivas y contextuales de los lectores, que a final de cuentas son los que reciben, decodifican y comprenden –o no– la información, además de evaluar los elementos gráficos que pueden favorecer o perjudicar al proceso perceptual de los individuos.

Por esta razón, el trabajo de investigación se enfocó en los elementos gráficos de las visualizaciones de datos desde la percepción gráfica (Cleveland y McGill, 1984), así como sus posibles modificaciones en una sociedad contemporánea, con necesidades y características distintas a las del contexto en el que se desarrolló la publicación original. De manera simultánea, se triangularon los resultados obtenidos en la adaptación del experimento con entrevistas semiestructuradas realizadas a expertos en el tema de diseño y visualización de datos por una parte y a lectores de visualizaciones de datos por otra.

En resumen, los objetivos principales de la investigación son, por una parte, conocer la relación de los elementos gráficos con el proceso de percepción gráfica en visualizaciones de datos estáticas y, por otra, contrastar los resultados según la experiencia y formación previa de los lectores.

Preguntas de investigación

Pregunta general

¿Qué papel juegan los elementos gráficos de las visualizaciones de datos estáticas en el proceso de percepción gráfica?

Preguntas particulares

¿Cómo funciona el procesamiento preatentivo en las visualizaciones de datos estáticas?

¿Qué efecto tienen los atributos preatentivos del color, tono y saturación, sobre la percepción gráfica?

¿Cómo se relacionan los elementos gráficos que representan magnitud –área y longitud– con la percepción gráfica?

¿Cómo se relacionan los elementos gráficos que representan dirección –ángulo y posición sobre ejes– con la percepción gráfica?

¿Cómo influyen la formación y experiencia previa de las personas encuestadas en su proceso de percepción gráfica?

Capítulo 1

Antecedentes de percepción e información

Existen múltiples puntos de vista sobre el papel de la percepción en el diseño de información y la visualización de datos. Desde la cartografía antigua hasta las infografías interactivas que existen actualmente, se sustentan en representaciones que han pasado por procesos de interpretación y comprensión del contenido expuesto. Para Meirelles, “las representaciones visuales de información pueden considerarse artefactos cognitivos, ya que complementan o refuerzan nuestras habilidades mentales” (2014, p. 13).

Es así que, para dar una visión general del campo en el que se desarrolla la investigación, los principales temas que se abordan son: información, percepción visual y gráfica, eficiencia, color, contenido y representación. A continuación, se expondrá lo que algunos autores han dicho al respecto, así como los experimentos que han tratado los temas de distintas maneras.

Información

Un primer nivel de análisis incluye a los datos, que pueden ser definidos como observaciones codificadas en símbolos –números o letras– que describen y representan una realidad, considerados como unidades mínimas de decodificación (Berinato, 2016); un segundo nivel más complejo sucede cuando estos datos son puestos en contexto para ser interpretados y analizados por una persona o un grupo en particular, y es aquí donde se transforman en información estructurada. A través de las visualizaciones de datos, se procesa el contenido con herramientas como textos o gráficos, con el objetivo de presentar patrones relevantes que ayuden a decodificar esa información estructurada y, eventualmente, convertirla en conocimiento (Cairo, 2013).

Por otra parte, existen diferentes categorizaciones de la información: por ejemplo, Coates y Ellison (2014) proponen que se puede dividir en información impresa, interactiva y ambiental, mientras que otros teóricos como Meirelles (2014) la dividen en datos nominales, ordinales y cuantitativos. Es a través de estas categorías que los autores mencionados hacen un planteamiento que busca identificar qué herramientas visuales pueden ser de mayor utilidad para comunicar información.

Percepción visual

Tanto el diseño de información como la visualización de datos parten de las mismas teorías sobre percepción, cognición y razonamiento (Meirelles, 2014). Para comenzar a contextualizar la teoría construida alrededor de estos conceptos, conviene remontarse al principio del siglo XX, cuando los principales modelos teóricos se desarrollaron y fueron fundamentales, para después estudiar al diseño gráfico como herramienta comunicativa y para la comprensión de información.

La psicología de la Gestalt fue precursora en la investigación de percepción que resulta vigente en diversos ámbitos de la vida. La primera vez que se presenta el concepto de *gestalt* –que podría traducirse del alemán como “forma” o “estructura”– es en 1890, cuando el filósofo austriaco von Ehrenfels lo agrega a su manuscrito *Sobre las cualidades de la forma*. Este autor retoma la frase clásica de Aristóteles: “el todo es más que la suma de las partes”, que resume el fundamento básico de la Gestalt.

Posteriormente, el psicólogo Wertheimer se enfoca en estudiar la organización perceptual; enfatiza que los principios de la Gestalt son básicos no sólo para mejorar inferencias perceptivas, sino también para la resolución de problemas cognitivos. Asimismo, se dedica a hacer experimentos científicos, junto con sus colegas Köhler y Koffka, con quienes desarrolla el tema del fenómeno *phi* –la percepción visual del movimiento– que constituye la base del cine, además de ser un principio destacable en los estudios posteriores sobre la Gestalt (Meirelles, 2014).

En términos generales, se parte de la premisa de que el cerebro humano no percibe estímulos como elementos inconexos, sino que al buscar eficiencia, lo hace a través de ciertos mecanismos de organización perceptual, como son semejanza, continuidad, cierre, proximidad o agrupamiento, simetría, orden y figura-fondo (Gil, 2017). A través de estos principios, los elementos observados se pueden ver de manera coherente y como un todo.

A pesar de que estas investigaciones se realizaron hace más de 100 años, diversos autores (Arnheim, 1986; Few, 2004; Nussbaumer, 2015) coinciden en que la teoría y el fundamento de la Gestalt resultan aplicables en una inmensidad de aspectos del pensamiento y aprendizaje humano. Asimismo, sus principios pueden ser relevantes no solamente en el campo de la psicología, sino también en otros como el diseño y la comunicación gráfica.

Por el contrario, muchos teóricos creen que la escuela de la Gestalt terminó alrededor de 1940, y que enfoques posteriores sobre ciencia cognitiva y neurociencia desarrollados entre 1960 y 1970 fueron los que dominaron el campo (Humphreys, 1984). No obstante, pese a las críticas

que ha recibido la Gestalt, la mayoría de las publicaciones actuales de psicología y diseño tienen al menos un capítulo dedicado a la teoría gestáltica sobre la organización perceptual, lo cual demuestra que sigue siendo relevante y pertinente estudiarla (Wagemans *et al.*, 2012).

Existen otras investigaciones sobre cómo funciona el proceso perceptual. Por ejemplo, Gibson (1979) fue uno de los primeros psicólogos en rechazar las teorías que consideraban al sistema nervioso como constructor activo y consciente de la percepción visual. En cambio, propuso una perspectiva distinta –denominada perspectiva ecológica– y plantea que la mente percibe estímulos directamente desde el ambiente externo, sin una construcción cognitiva adicional. A partir de este análisis, considera a los sentidos como sistemas perceptuales que buscan en el ambiente información necesaria y relevante. Otros autores enfatizan que, a pesar de que la información se presenta de manera simultánea, su procesamiento se realiza a través de tareas por separado y por etapas (Meirelles, 2014).

Por su parte, Arnheim (1986) establece que hay tres tipos de observaciones que se utilizan continuamente y de manera combinada: la observación que sintetiza el objeto en su forma más simple, la que percibe atributos de su contexto y la que analiza el objeto desde distintos puntos de vista y posibilidades. Para Arnheim, la inteligencia es imposible sin la percepción; las ideas o conceptos que tenemos de un objeto nos condicionan sobre cómo lo percibimos.

Uno de los trabajos de investigación más reciente es el de Ware (2013), quien propone un modelo de tres etapas: la primera es un procesamiento rápido en donde se extraen características básicas, y las otras dos son más lentas y secuenciales, orientadas a comprender la información y mantenerla en la “memoria visual”.

Eficiencia y eficacia en la visualización de datos

Con base en la teoría gestáltica, el cartógrafo francés Bertin publicó en 1967 *Sémiologie Graphique. Les diagrammes, les réseaux, les cartes* [Semiología Gráfica. Diagramas, redes de trabajo y mapas]. Bertin abrió un nuevo campo de conocimiento al exponer las distintas variables utilizadas cuando se diseña una visualización de datos, y cómo éstas funcionan de manera distinta según el tipo de representación visual que se aplique. A partir de los mismos datos –la distribución de la población activa según los principales sectores económicos en Francia– crea aproximadamente cien representaciones gráficas con el objetivo de cuestionar qué características formales son más eficaces para priorizar el diseño sobre otros objetivos que, en su momento, eran más importantes para transmitir la información.

De esta manera, propone un esquema de organización del lenguaje gráfico que ayude a los cartógrafos –en su mayoría– a diseñar representaciones visuales que comuniquen de manera asertiva. Plantea dejar de lado las aproximaciones formales que prevalecían en los tratados anteriores de cartografía y se enfoca en una visión integral que considera los elementos gráficos como un conjunto “racional”, además de desarrollar lo que él denomina como “la eficacia” de una representación visual (Palsky, 2017).

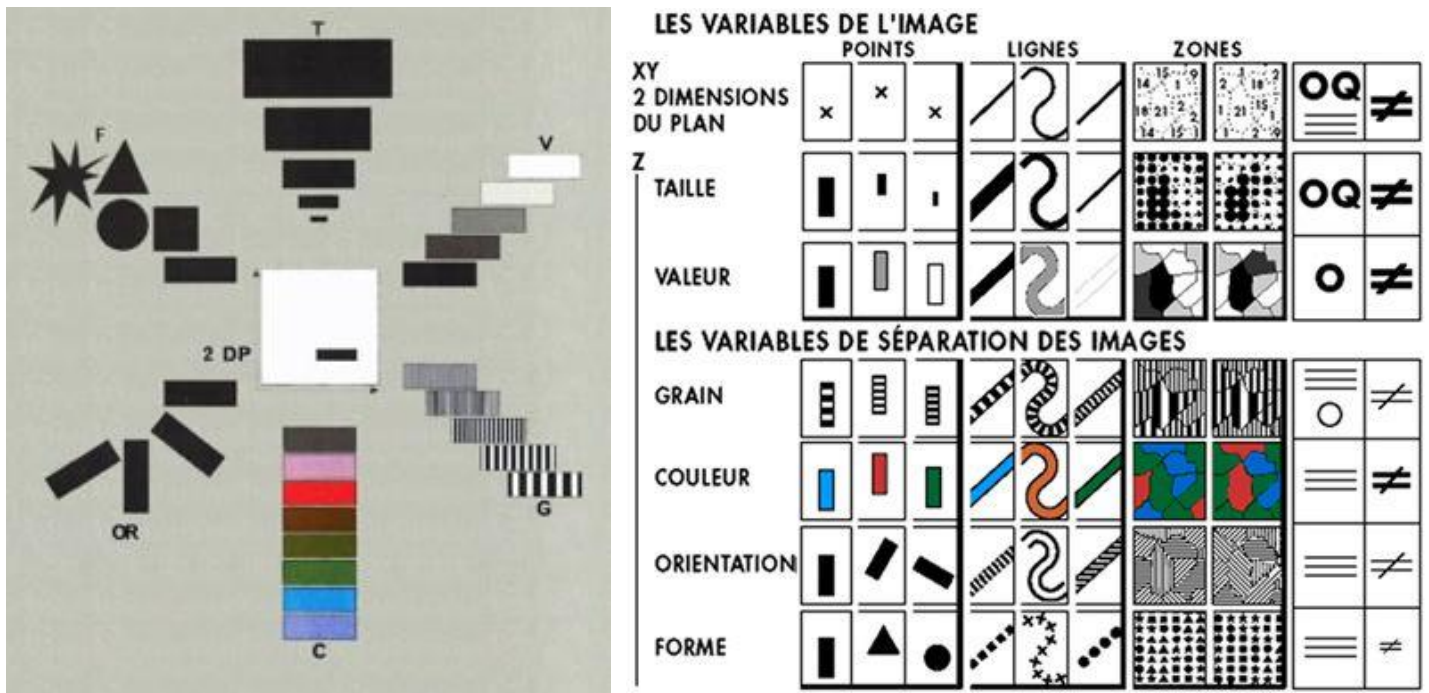
A medida que las construcciones de una imagen se multipliquen y que los redactores observen la ineficacia de las figuraciones o sitúen la información en un nivel anecdótico, el lector aprenderá a utilizar mejor los medios perceptivos de los que está dotado (...) Importa entonces definir un criterio preciso, mensurable, a partir del cual podamos clasificar las construcciones, definir incontestablemente la mejor y explicar, si ha lugar, por qué unos lectores prefieren una construcción y otros otra. Nosotros llamaremos a este criterio “la eficacia” (Bertin, 1967, p. 139).

Bertin llega a la definición de eficacia a través de esta proposición:

Si para obtener una respuesta correcta y completa a una pregunta dada, manteniendo todo lo demás igual, una construcción requiere un tiempo de observación menor que otra construcción, diremos que la primera es más eficaz para esta pregunta (Bertin, 1967, p. 139).

En este sentido, el autor sugiere priorizar la eficacia de una representación visual que requiera un tiempo de observación menor que otra representación –con el mismo contenido informativo–.

Asimismo, desarrolla la noción de “variables visuales”, refiriéndose a características formales que diferencian un signo de otro, y que incluyen tamaño, forma, valor, orientación, grano o textura y color. Establece que éstas son capaces de proporcionar una “tercera dimensión” a las dos del plano (x, y), es decir, una característica adicional del objeto como densidad, temperatura, vegetación, etcétera, que se encuentra dentro de la representación visual de manera decodificable (Palsky, 2017).



Figuras 1 y 2. Variables visuales de Jacques Bertin, 1967.

A pesar de que el enfoque integral de Bertin lo volvió un referente crucial para análisis posteriores que trataban el tema de visualización de datos desde una visión más general, autores como Harley (1991) critican su tratado al argumentar que la cartografía no se puede reducir a la aplicación de reglas de diseño “inflexibles”, además de señalar que Bertin no toma en cuenta los ámbitos socioculturales –en especial los conocimientos previos– de los lectores.

Percepción gráfica

En 1984, los estadísticos norteamericanos Cleveland y McGill publicaron un artículo en el *Journal of the American Statistical Association* y demostraron que la metodología para el análisis y la presentación de datos necesita una base científica, misma que no existía hasta ese momento. Anteriormente, no se cuestionaban los aspectos formales de las gráficas, y se utilizaban más por consenso que por fundamentos teóricos (Cleveland y McGill, 1984). Su acercamiento, basado en la percepción gráfica –la decodificación visual de información en gráficos– incluye teoría y experimentación para comprobar su hipótesis. En la primera parte, identifican una serie de tareas perceptuales elementales que suceden cuando los participantes extraen información cuantitativa de gráficas. En la segunda, ordenan dichas tareas según su asertividad al realizarlas. Este artículo

valida los elementos presentados y proporciona las primeras pautas para construir gráficas (en su trabajo incluyen gráficas de barras, barras divididas, de pastel y mapas estadísticos con sombreados).

Cleveland y McGill concluyen que cuanto más detalladas y precisas sean las tareas que los lectores deben hacer con una visualización, mayor jerarquía debe adquirir la forma de representar datos. El orden que desarrollan se muestra a continuación –y especifican que una tarea perceptual elemental puede estar en el mismo nivel que otra–:

1. Posición sobre un eje común
2. Posición sobre ejes no alineados
3. Longitud, dirección, ángulo
4. Área
5. Volumen, curvatura
6. Sombreado, saturación de color

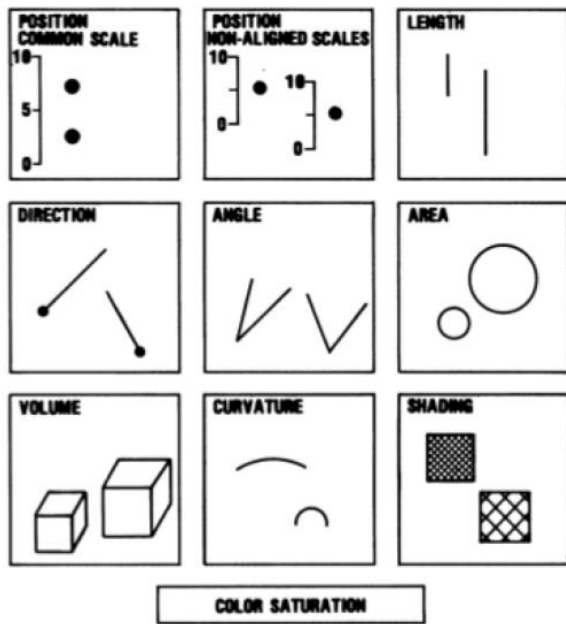


Figura 3. Orden de las tareas perceptuales elementales propuesto por Cleveland y McGill, 1984.

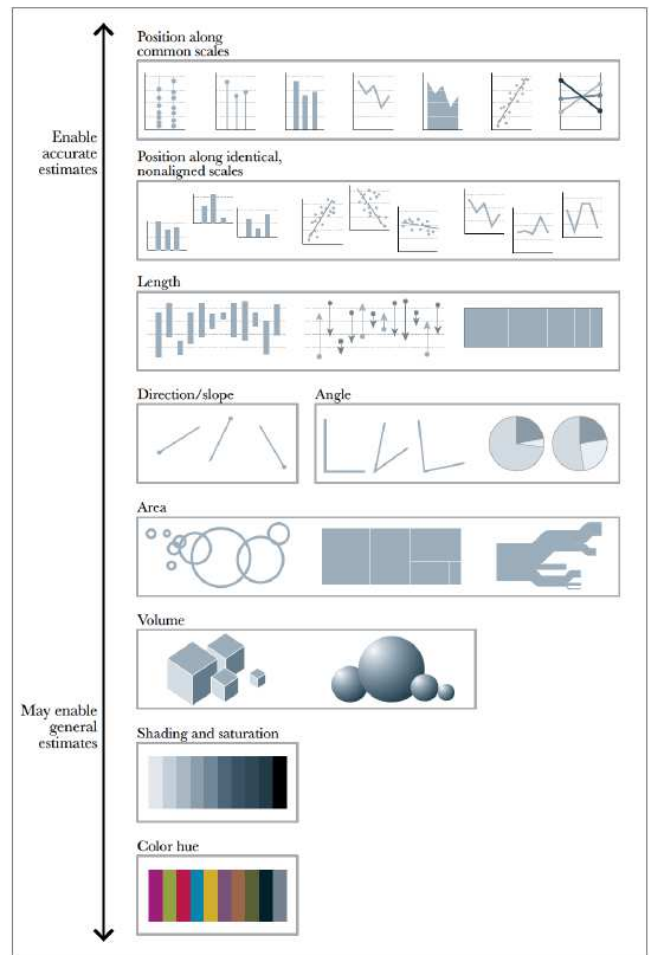


Figura 4. Análisis posterior de Alberto Cairo con ejemplos de visualizaciones de datos, 2016.

De igual manera, se sugieren tres tipos más de visualizaciones: gráficos de puntos, gráficos de puntos agrupados y gráficos rectangulares enmarcados (*dot charts*, *dot charts with grouping*, *framed-rectangle charts*). Posteriormente, en 2016, las investigadoras Cook y Hofmann adaptaron el experimento de Cleveland y McGill con cinco tipos de gráficas (barras, pastel, burbujas, color y gráficas de barras no alineadas). A través de encuestas en línea, preguntaron a sus participantes cuál de las dos gráficas anteriormente marcadas por ellos era más grande y por cuánto (2x, 1.5x, etcétera) y encontraron casi el mismo orden propuesto originalmente por Cleveland y McGill, excepto por las gráficas no alineadas.

Los primeros experimentos que analizan la precisión de formas gráficas fueron basados en investigaciones psicofísicas (Teghtsoonian, 1965), con un enfoque en la percepción de formas y tamaños. Posteriormente, las pruebas fueron más experimentales, ya que científicos cognitivos y

estadísticos empezaron a probar diferentes tipos de gráficas e identificaron tipos de errores perceptuales asociados con las características generales de las gráficas. En estos casos –al igual que con Cleveland y McGill– se observaba cómo los participantes decodifican la información de las gráficas, y consideraban efectiva la visualización en función del tiempo que les tomaba a los participantes contestar las preguntas. Asimismo, la mayoría de la investigación experimental se ha enfocado en la percepción inicial y la comprensión básica de gráficas. Por el contrario, no existe mucho trabajo que trate el efecto de las visualizaciones de datos en procedimientos cognitivos más complejos tales como el análisis profundo o el aprendizaje (VanderPlas *et al.*, 2020).

Finalmente, las investigaciones enfocadas al proceso perceptivo tienen como eje principal la identificación de elementos gráficos en el diseño de información y cómo estos tienen una relación directa con el proceso perceptual de manera más o menos eficiente. Resultan esenciales para el estudio de la visualización de datos desde la ciencia y la psicología, más allá de “diseñar por diseñar”, además de que consolidan aspectos teóricos que siguen siendo utilizados.

El color en la percepción

Durante el desarrollo de la visualización de datos, el tema del color ha jugado un papel determinante para la comprensión de información. Ware (2013) considera al color como un atributo que ayuda a romper el “camuflaje de los datos” (p. 95), ya que resulta efectivo para categorizar y etiquetar información, así como para separarla y diferenciarla.

A pesar de que los experimentos de Bertin, Cleveland y McGill destacan el papel del color en la visualización de datos, no se analizó en su totalidad por la época en que realizaron sus investigaciones y la escasa disponibilidad de recursos para la impresión en color. Sin embargo, en la teoría contenida dentro de los principios de la Gestalt, así como en otras investigaciones (Few, 2004; Ware, 2013; Coates y Ellison, 2014), se destaca la importancia del color como una variable en la representación visual. Meirelles (2014) menciona que el color tiene tres dimensiones de percepción: matiz, brillo y saturación. Por su parte, Brewer (2002) realiza teorías para seleccionar paletas de colores aplicadas en cartografías, considerando la naturaleza de los datos o el contenido. También desarrolla una herramienta denominada *colorbrewer* que divide esas paletas según datos secuenciales, divergentes o cualitativos.

Contenido y representación

Cairo afirma que desde la consolidación de la computadora y de algunos *softwares* que se utilizan al momento de diseñar una visualización de datos, se prioriza más la parte visual que muchas veces interrumpe la comunicación y no tiene ninguna aportación al conocimiento que se busca transmitir. Expone también la controversia que existe entre los profesionistas de diseño de información que favorecen más la funcionalidad de la representación visual contra otros que enfatizan la parte visual y estética; esto lo denomina “la paradoja bella” (Cairo, 2013, p. 45). En este mismo sentido, Tufte acuña el término *chartjunk* (1990) para referirse a aspectos visuales decorativos que estuvieron en auge entre los años 1980 y 1990 en Estados Unidos y que, según él, impiden una percepción eficiente. Asimismo, asevera que una eficiencia más alta será aquella que con la menor cantidad de elementos pueda comunicar la mayor cantidad de contenido. Sin embargo, Cairo expone en su libro *The functional art. An introduction to information graphics and visualization* (2013) que muchas críticas de Tufte no dejan claro si son opiniones sustentadas teóricamente o derivadas de cuestiones personales, y que esto puede ser cuestionado al momento de tomarlo como una referencia para investigaciones posteriores.

A pesar de que existen diversas posturas sobre si los elementos gráficos facilitan o perjudican el proceso perceptual del lector, para este proyecto de investigación se considera fundamental conocer las relaciones entre los elementos gráficos como ángulo, área, color, longitud y posición sobre ejes, así como su papel en la percepción gráfica establecida por Cleveland y McGill.

De igual manera, resulta elemental diseñar representaciones visuales que tomen en cuenta las capacidades cognitivas del ser humano para que se puedan percibir elementos y patrones de manera más eficiente. Para Ware, “los datos importantes deberían estar representados por elementos gráficos que sean visualmente distintivos que aquellos que representen información menos importante” (2013, p. 140).

Capítulo 2

Percepción en visualizaciones de datos

Para poder contextualizar los diferentes elementos de esta investigación, se expondrán los temas de mayor a menor generalidad, a fin de que el lector pueda recorrer los principales conceptos de la investigación, así como los fundamentos teóricos detrás de cada uno.

Por esta razón, se revisan primero las definiciones generales sobre visión, percepción y memoria, enfatizando el procesamiento y atributos preatentivos como elementos cruciales en la percepción gráfica y la visualización de datos. Después, se desarrolla el tema de la percepción aplicada a la visualización de datos, con antecedentes relevantes de la psicología de la Gestalt (1910) y la semiología gráfica de Bertin (1967). Posteriormente, se explica el concepto principal de percepción gráfica de Cleveland y McGill (1984), así como el papel que juega el color en la percepción en general y en la visualización de datos en particular. Finalmente, se establecen las principales diferencias entre una visualización de datos estática –que es con la que se trabaja en esta investigación– y la dinámica o interactiva.

Visión, percepción y memoria

Existen muchos aspectos sobre el funcionamiento del cerebro humano que siguen siendo un misterio. En las últimas décadas ha habido numerosos experimentos sobre cómo funciona el cerebro en diferentes etapas, cómo interactúa con los estímulos externos y cómo se apropia de ellos (Dehaene, 2014). Sin embargo, las investigaciones en neurociencia continúan siendo un trabajo en progreso, por la complejidad que tienen tanto el cerebro como sus funciones.

Para esta investigación, se retomarán los conceptos establecidos sobre la visión, la percepción y los tipos de memoria ligados a procesos visuales. Cairo explica que el “ver” no se refiere a un solo fenómeno, sino a un grupo de al menos tres: visión, percepción y cognición. El autor describe de manera general el proceso de la visión; en primer lugar, la luz es entendida como radiación electromagnética y descrita como ondas que existen en diferentes longitudes, frecuencias y energías. Nuestros ojos son capaces de detectar sólo una pequeña fracción del espectro electromagnético, que en términos de color va del violeta al rojo (Cairo, 2013). Ahora bien, cuando la luz choca con algún objeto, la superficie absorbe parte de la luz y refleja el resto: “sin la luz, nada es azul, verde, amarillo, negro o blanco” (p.100). Cuando la luz entra al ojo, después de ser

filtrada y ajustada, llega a la retina –la cual pertenece al cerebro, no al ojo– y a través de sus fotorreceptores –conos y bastones– se detectan los elementos observados.

Es importante resaltar que, aunque los ojos tienen la capacidad de percibir todo lo que se encuentra en un rango de 180°, solamente se puede ver con agudeza lo que está en un ángulo de aproximadamente 2°, el cual se encuentra inmerso dentro de la región de la retina llamada fovea (Ware, 2013). En términos de visión y lectura, los ojos se mueven a gran velocidad para poder detectar todo lo que está en su campo visual, y estos movimientos rápidos e imperceptibles –llamados sacadas– resultan imprescindibles para “el cerebro lector” (Dehaene, 2014), además de las pausas que hacen los ojos para detectar un punto en particular –denominadas fijaciones–.

En resumen, la visión es el resultado complejo de la detección y percepción del ambiente basado en la información agregada que nuestros ojos obtienen al hacer múltiples fijaciones; no obstante, los ojos no se fijan en elementos aleatoriamente, sino que priorizan ciertas facciones que resultan atractivas en primera instancia (Yarbus, 1967). Posteriormente, el cerebro arma todas las piezas del “rompecabezas de sacadas” (Cairo, 2013, p. 104) para construir una imagen mental coherente. Lo más destacable de ambos procesos inconscientes –sacadas y fijaciones– es que no funcionan de manera azarosa, sino que evolutivamente se han desarrollado para detectar de manera eficiente estímulos y posibles amenazas a su alrededor, y “es aquí donde el principio perceptual puede convertirse en un principio de diseño” (p. 104).

Una vez que se expone el proceso de la visión en términos generales, es importante entender el papel de la memoria como segundo concepto, así como su relación con los procesos perceptivos y visuales. Para ello, Nussbaumer expone los tres tipos de memoria que se emplean en la comunicación visual: la memoria icónica, la memoria de corto plazo y la memoria de largo plazo. A grandes rasgos, la memoria icónica contiene un proceso rápido e inconsciente que proviene de la habilidad de realizar distinciones inmediatas en nuestro ambiente –especialmente en las etapas prehistóricas cuando funcionaban como mecanismos de supervivencia– (Nussbaumer, 2015). La información se queda en la memoria icónica por una fracción de segundo antes de pasar a la memoria de corto plazo. Lo más destacable de esta etapa es su relación con los denominados *atributos preatentivos*, los cuales se detallarán más adelante.

En segundo lugar, la memoria de corto plazo tiene un rango limitado de información visual que se queda en esta etapa de manera simultánea (Dehaene, 2014). Para Nussbaumer, resulta elemental tomar en consideración este proceso al momento de diseñar una visualización de datos, ya que si ésta tiene múltiples elementos (colores, series de datos u otras características visuales), se puede volver una carga cognitiva importante y el receptor tendrá mayor dificultad decodificando esa información; “si se pierde la atención, se pierde la habilidad de comunicar efectivamente la información” (Nussbaumer, 2015, p. 101). Finalmente, cuando algo se encuentra en la memoria de corto plazo, pueden suceder dos escenarios: que se pierda para siempre, o bien, que pase a la memoria de largo plazo. Ésta se construye durante toda la vida y es crucial para reconocer patrones y procesos cognitivos generales. Se constituye por la memoria visual y verbal; al combinar ambas –con sus respectivos procesos complejos– se pueden detonar y formar memorias a largo plazo (Nussbaumer, 2015).

Procesamiento y atributos preatentivos

Ahora bien, para desarrollar el concepto de *atributos preatentivos* es importante definir primero su procesamiento.⁴ A grandes rasgos, se trata de una actividad primitiva en la que el cerebro identifica de manera rápida –en 300 milisegundos aproximadamente– un estímulo o elemento distinto a los demás.

En el cerebro, la atención es fundamental porque permite que diferentes regiones que procesan el color, la forma y la posición se integren en una representación mental del objeto que sea multifacética [...] muchas características individuales, como el color, la longitud y la textura se consideran preatentivas porque pueden localizarse en una imagen sin la atención enfocada (y así localizarse rápidamente); no obstante, combinaciones específicas de color y forma requieren atención (porque sus características deben unirse) y por lo tanto son más difíciles de percibir. Los atributos preatentivos generalmente se procesan en paralelo (es decir, la escena entera se procesa de manera casi simultánea), mientras que las características que requieren mayor atención son procesadas en serie (VanderPlas, 2015, p. 7).

⁴Para mayor información, véase la primera contribución teórica de Julesz (1981), denominada *Texton theory of two-dimensional and three-dimensional vision*, así como los trabajos de Healey y Enns (1999, 2012), quienes determinan qué características pueden ser detectadas de manera preatentiva, y si existe una jerarquía cuando estas características se combinan.

Entonces, el procesamiento preatentivo aprovecha los atributos visuales para que el lector identifique o se respalde en un elemento que sea distinto al resto (Few, 2004). Para Nussbaumer, “si utilizamos los atributos preatentivos estratégicamente, permitiremos a nuestra audiencia ver lo que queremos que vea, incluso antes de que sepan que lo están viendo” (2015, p. 104).

De igual manera, expertos como Ware (2013), analizan el proceso de percepción y lo dividen en tres fases: procesamiento paralelo, percepción de patrones y memoria de trabajo. En la primera fase –al igual que en el procesamiento preatentivo–, las neuronas detectan rápidamente cierto tipo de información, como el color, la textura, la orientación, etcétera. Esta etapa es fundamental para entender la prominencia visual de los elementos percibidos.

En segundo lugar, la percepción de patrones activa procesos más lentos que dividen regiones y patrones simples, tales como regiones del mismo color, contornos continuos, entre otros (Ware, 2013). En esta etapa el proceso es flexible, ya que el cerebro es influido por la enorme cantidad de información de la etapa anterior. Finalmente, el nivel más alto de percepción se encuentra dentro de la memoria de trabajo –también denominada memoria operativa– donde, según Ware, se construye una serie de “preguntas visuales” (2013, p. 22) que posteriormente se contestan a través de estrategias visuales de búsqueda. En este nivel la mente sólo puede retener entre uno y tres objetos, mismos que se construyen con la combinación de los patrones encontrados y la información guardada en la memoria de largo plazo que pueda ayudar en la resolución de la tarea en cuestión (Meirelles, 2014).

Percepción en la visualización de datos

Es importante mencionar que una visualización de datos se presenta de manera simultánea, con todos sus elementos, y que es trabajo de diversos sistemas visuales y cognitivos extraer la información por separado y por etapas (Meirelles, 2014). Resulta fundamental conocerlos para poder realizar propuestas de diseño que comuniquen de manera efectiva lo que se busca transmitir.

Psicología de la Gestalt

La psicología de la Gestalt es considerada precursora en la investigación de procesos perceptuales –directamente relacionados con el procesamiento preatentivo– a través de imágenes que hacen que el cerebro sea capaz de construir patrones, y en consecuencia, crear orden y coherencia en un sistema. Los siete principios que emanan de su investigación – semejanza, continuidad, cierre,

proximidad o agrupamiento, simetría, orden y figura-fondo– bien podrían ser traducidos en principios de diseño para representaciones de información (Ware, 2013).

Para Cairo (2013), los principios que más se utilizan al percibir una visualización de datos son los de proximidad, semejanza y cierre. En primer lugar, el principio de proximidad establece que los objetos que están cercanos entre sí son percibidos como un grupo. Esto se podría aplicar en una visualización de datos al juntar objetos que sean parte de un mismo grupo en gráficas alineadas, ya sea en el eje vertical u horizontal. Posteriormente, el principio de semejanza funciona cuando objetos con atributos en común son considerados parte de un grupo. Por ejemplo, una gráfica de barras que tenga las mismas características visuales (tamaño, grosor, color) puede percibirse de manera fácil como un todo. Finalmente, el principio de cierre establece que los objetos dentro de límites claros son percibidos como un grupo. Por ejemplo, si en una serie de gráficas de barras se encuadra en un grupo, el cerebro inmediatamente percibirá que éstas pertenecen a un conjunto distinto al que pueden pertenecer otras.

Para Meirelles (2014) existe una relación inherente entre los fundamentos de la Gestalt y su aplicación en el proceso creativo de una visualización de datos y su funcionamiento. En su publicación *La información en el diseño*, la autora describe distintos tipos de representaciones visuales y ejemplifica su conexión con principios de la Gestalt –por ejemplo, los diagramas nodo-enlace y su aplicación al principio de continuidad– entre muchas otras visualizaciones de datos.

Semiología gráfica de Bertin

Aunado a esto, uno de los primeros estudios relacionados con la percepción y la visualización de datos se realizó por el cartógrafo francés Bertin en 1967, quien destacó que las representaciones gráficas juegan un papel esencial en la percepción y el entendimiento de mapas y otros materiales informativos.

Bertin desarrolló el término *semiología gráfica*, que, a grandes rasgos, sugiere que el tipo de representación gráfica puede ser más o menos efectiva en la percepción y posteriormente en la comprensión de información. Realiza evaluaciones en más de cien representaciones visuales –especialmente mapas– según distintas *variables visuales* (tamaño, valor, grano o textura, color, orientación y forma). Por otra parte, el tratado de Bertin resulta elemental para estudios posteriores, ya que identifica dos conceptos para visualizar información: los tipos de preguntas y los niveles de lectura.

Asimismo, considera tres tipos de preguntas: elementales, intermedias y globales o Gestalt. Las primeras se enfocan en un atributo específico de la gráfica –por ejemplo, un dato en una gráfica cuantitativa– (Sluis, 2016). Por su parte, las preguntas intermedias se refieren a un grupo de elementos que usualmente ayudan a encontrar una tendencia (algún fenómeno que se esté acelerando, como pueden ser las curvas de contagio del Covid 19). Por último, las preguntas globales buscan encontrar el mensaje general de la gráfica en cuestión, por ejemplo, ¿cuál es la tendencia general de contagios por COVID-19 en la Ciudad de México?

Los niveles de lectura propuestos por Bertin –también tres– se dividen en externo, interno y relacional. El primer nivel se refiere a cuestionar qué información está representada en la gráfica, en la identificación del título y en los ejes que se presentan (Bertin, 1967). El segundo hace mayor hincapié en la imagen y en las variables visuales –previamente mencionadas– que ayudan a comunicar la información expuesta. Finalmente, el nivel relacional habla sobre las conexiones mentales que se llevan a cabo al observar los elementos de la visualización de datos: cómo se relacionan, qué preguntas se pueden hacer y qué se puede aprender de ella (Sluis, 2016).

En la presente investigación se abordan tanto el tratado de semiología gráfica como los análisis posteriores que realiza Bertin, ya que constituyen uno de los primeros trabajos extensos sobre la relación entre las representaciones visuales, sus características formales, la percepción y el posterior aprendizaje que el lector puede obtener.

Percepción gráfica de Cleveland y McGill

Ahora bien, después de contextualizar los procesos de visión, memoria y percepción aplicada a la visualización de datos, se adaptó la investigación de los estadísticos Cleveland y McGill (1984), quienes desarrollan el concepto de *percepción gráfica*, refiriéndose al proceso de decodificación visual que una persona realiza al encontrarse con una representación gráfica o una visualización de datos (Cairo, 2014).

Para Cairo, lo más rescatable del trabajo de Cleveland y McGill es que propone lineamientos básicos para escoger la representación gráfica más eficiente dependiendo de la función que tiene la visualización de datos. Enlistan diez “tareas perceptuales elementales” (Cleveland y McGill, 1984, p. 32), cada una refiriéndose a un método de representación de datos (posición sobre un eje común, posición sobre ejes no alineados, longitud, dirección, ángulo, área, volumen, curvatura, sombreado y saturación de color).

Posteriormente, como parte de su hipótesis, estos autores clasifican las tareas perceptuales de mayor a menor asertividad basándose en qué tan eficientemente se perciben diferencias en los datos. Este trabajo resulta uno de los primeros en su tipo, ya que contiene pruebas científicas, experimentación con grupos de enfoque y bibliografía consultada sobre la percepción visual. Ellos concluyen que “una forma gráfica que involucre tareas perceptuales elementales que lleven a un juicio más preciso que otra forma gráfica (con la misma información cuantitativa) resultará en una mejor organización e incrementará las posibilidades de una percepción eficiente” (Cleveland y McGill, 1984, p. 18).

Gracias al trabajo de estos autores, se realizaron otros modelos de percepción gráfica que hacen hincapié en el tipo de datos y la forma más eficiente de representarlos, sustentados por investigación científica y aplicaciones de la percepción visual en el campo del diseño de información en general y la visualización de datos en particular.

Tareas perceptuales elementales

Además de acuñar este término, Cleveland y McGill sentaron las bases para investigaciones posteriores sobre qué procesos suceden en la decodificación de una representación visual –en este caso, una gráfica–. Los estadísticos consideraron relevante el concepto de *variables visuales* de Bertin (1967), pero argumentaron que faltaba ampliarlo al campo de la percepción, no solamente al enfoque de los elementos gráficos que ayudan a comprender la información codificada en una visualización de datos.

Sobre este tema, también especifican que en una misma gráfica se pueden activar dos o más tareas perceptuales elementales. Por ejemplo, una gráfica de pastel diseñada con color y volumen da lugar a tres tareas perceptuales elementales: ángulo, área y saturación de color.

No obstante, en el presente trabajo de investigación se plantea utilizar el concepto de “elementos gráficos” como término unificador que hace referencia tanto a las variables visuales de Bertin como a las tareas perceptuales elementales de Cleveland y McGill, y que tiene como objetivo analizar los atributos de diseño dentro de las representaciones visuales, así como su efecto en el proceso de percepción gráfica mencionado anteriormente.

Los elementos gráficos incluyen, principalmente, los atributos preatentivos de color, tono y saturación, además de los componentes que representan magnitud –área, longitud y volumen–, así como dirección –ángulo y posición en ejes–. En este sentido, los elementos gráficos se consideran aquellos atributos visuales que afectan directamente el proceso perceptual en una visualización de datos estática, y que pueden ser identificados, medidos y jerarquizados como lo plantearon los autores originales.

El color en la visualización de datos

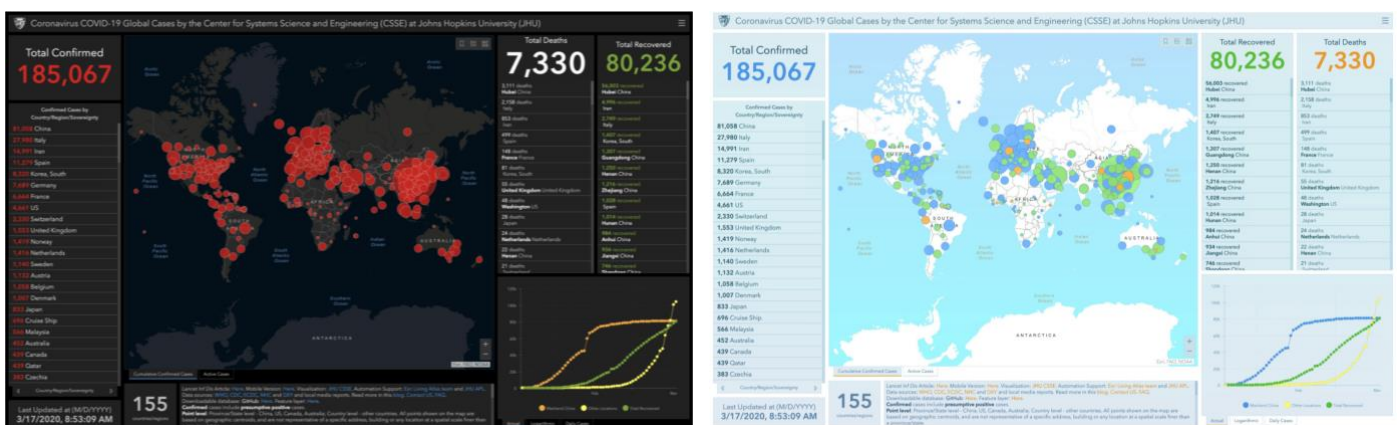
Para Cairo (2016), el color en sus distintas modalidades –sombreado, saturación y tono– aplicado a la visualización de datos es algo sumamente complejo, ya que puede lograr estimaciones generales. Sin embargo, si se utiliza sin un análisis previo de lo que se pretende transmitir, puede resultar un impedimento o un obstáculo en el proceso perceptual del lector.

Como parte de un análisis previo, Wexler *et al.* (2017) sugieren dividir la aplicación del color en la visualización de datos en cuatro usos principales: “secuencial”, es decir, a través del color se ordena información de mayor a menor; “divergente”, donde dos colores secuenciales se encuentran en un punto medio; “categórico”, en el que se contrastan los colores para hacer comparaciones individuales, y finalmente “realce o *highlight*”, o sea, utilizar un color para destacar algo. Por su parte, Callaghan (1984) evidencia que el tono y el brillo, a pesar de que se pueden manipular por separado, son percibidos de manera preatentiva e integrada.

Otros autores sostienen que el cerebro humano tiene mayor facilidad en percibir longitud (x , y) pero menor facilidad en identificar cambios sutiles en colores (Card *et al.*, 1999). Por ejemplo, Cairo analiza las conclusiones de Cleveland y McGill, agrega las variables de color (sombreado, saturación y tono) como últimas en la escala de tareas perceptuales elementales, y argumenta que éstas pueden ser más eficientes para transmitir patrones generales, pero podrían ser más complicadas para analizar y comparar información precisa.

Existen muchas investigaciones que estudian el papel del color en términos sociales y culturales.⁵ Las personas pueden atribuir distintas connotaciones a los objetos según el color que observen, y esto a su vez puede afectar significativamente en su proceso perceptual y comprensión final de la visualización. Aunado a esto, expertos en psicología del color argumentan que muchas veces los colores son la herramienta principal para campañas publicitarias, ya que a través de su manejo también existen elementos de persuasión (Heller, 2010).

En el caso de las visualizaciones de datos, las preconcepciones y connotaciones del color se pueden asociar con la percepción de la información. Por ejemplo, la publicista Modestow hace un breve análisis comparativo de gráficos realizados por la Universidad Johns Hopkins sobre la reciente pandemia del COVID-19, y señala que los colores rojo y negro –que eran los principales que presentaban la información– podían percibirse como fatalistas, en comparación con una paleta menos saturada, con colores fríos (azules y verdes). Menciona que “el color tiene un fuerte efecto en cómo los lectores reaccionan y digieren la información” (Modestow, 2020).



Figuras 5 y 6. Diseño original de la Universidad Johns Hopkins y propuesta de rediseño de Modestow, 2020.

⁵ En este trabajo no se abordó el tema del color en la cultura, sólo se recalca su importancia en el proceso perceptual. Para más información, se pueden consultar a los autores Gage (2000) y Batchelor (2008), quienes han realizado importantes investigaciones al respecto. Asimismo, se puede consultar el experimento intercultural realizado por Berlin y Kay (1969), quienes demostraron que los colores primarios se utilizan de manera consistente en distintas partes del mundo (blanco, negro, rojo, amarillo y verde).

Para concluir, se consideró al color como una variable fundamental en la adaptación del experimento de Cleveland y McGill, y se buscó observar cómo sus distintos elementos –tono y saturación– dentro de las visualizaciones de datos favorecen o perjudican la percepción del lector.

Visualización de datos estática

Para poder comprender el eje principal del trabajo de investigación, es importante sentar las bases conceptuales y definir el concepto de *visualización de datos estática*. Para ello, cito a los autores Cairo (2013) y Meirelles (2014), quienes coinciden que la visualización de datos –en términos generales– es una herramienta diseñada como apoyo para que, durante procesos de comunicación no verbal, el cerebro perciba contenido que de otra manera sería imposible o muy complicado de entender. La visualización de datos se encuentra inmersa en sistemas de diseño –que a grandes rasgos se denomina diseño de información–, como pueden ser infografías, gráficas, mapas, redes, entre otros, y, a través de estos, se revelan patrones, estructuras, tendencias y relaciones que el lector puede descubrir, explorar y analizar (Olmeda-Gómez, 2014).

El desarrollo del diseño de información y visualización de datos –considerados activos desde que el ser humano fue capaz de comunicarse a través de imágenes hace miles de años (Coates y Ellison, 2014)– hizo que sus conceptos y características se transformaran y que posteriormente se dividieran en visualizaciones de datos estáticas y dinámicas o interactivas. Ahora bien, existen distintas posturas que ayudan a establecer los componentes de una visualización de datos estática; para algunos expertos como Pascual (2016) y Rendgen (2019), su característica principal es el medio en el que está representada. Por ejemplo, si se encuentra en formatos impresos como periódicos, libros o revistas, sería considerada visualización estática. Asimismo, esta categoría conlleva al lector a detectar patrones simples con datos almacenados, es decir, que no cambian o no se actualizan en tiempo real (Attardi, 2016).

Sin embargo, existe un cuestionamiento sobre el hecho de que esta visualización se encuentre exclusivamente en formatos físicos o impresos. Hoy en día, muchos medios de comunicación masivos como los periódicos y las revistas han migrado a plataformas digitales, donde también puede haber visualizaciones estáticas. Por lo tanto, esta categoría aplica sólo cuando la información esté presentada de manera fija, es decir, sin ningún tipo de interacción digital (Pascual, 2016).

Otros autores opinan que los datos son los que dictan si la visualización debe ser estática o dinámica, ya que a través de estos se decide qué información se presenta, qué intención comunicativa tiene y de qué herramientas se dispone. Por ejemplo, si el objetivo es evidenciar la evolución de una variable a través del tiempo, usualmente se utilizan visualizaciones de datos estáticas, donde el tiempo y las variables se ubican dentro del mismo espacio de representación visual (Sotaquirá-Gutiérrez, 2014). Es importante mencionar que este tipo de visualización se toma como el eje principal desde donde posteriormente, a través de nuevas tecnologías y herramientas de programación, se ha modificado la manera en la que se presentan datos, haciéndolos más interactivos y permitiendo que el lector tenga un acercamiento distinto a la información. No obstante, a pesar del crecimiento de las herramientas digitales, las visualizaciones de datos estáticas siguen siendo vigentes y relevantes tanto en la presentación de información como en el estudio detallado de los procesos perceptuales que el lector desarrolla cuando se encuentra con este tipo de recursos.

Para fines de esta investigación, se consideró la visualización de datos estática como una herramienta cognitiva que expone datos –en formato impreso o digital–, cuyo objetivo principal es el proceso perceptual de encontrar patrones y analizarlos, sin ningún tipo de intervención tecnológica que haga que estos cambien o se modifiquen.

Capítulo 3

Método de investigación

Para el desarrollo de la investigación, se consideró pertinente utilizar un método mixto que, en términos generales, representa un conjunto de procesos sistemáticos, críticos y empíricos de investigación, además de que recolecta y analiza datos cuantitativos y cualitativos para poder ampliar el panorama de estudio (Hernández Sampieri, 2014). De igual manera, este enfoque busca aprovechar las fortalezas de ambos métodos para poder obtener una “fotografía completa del fenómeno” (Suri, 2013, p. 889). El método mixto también permite utilizar una multiplicidad de instrumentos y estrategias de recolección de información que posteriormente podrán ser trianguladas y analizadas de una forma más integrada.

En este sentido, tanto el método cuantitativo como el cualitativo tuvieron como objetivo conocer qué papel juegan los elementos gráficos en la percepción gráfica a partir de la contrastación de los resultados que obtuvieron Cleveland y McGill (1984), así como Cook y Hofmann (2016), con el fin de dar mayor atención al tipo de sujetos encuestados y la posible influencia de su formación en la manera en que decodifican la información.

Por otro lado, el alcance de la investigación fue exploratorio, que a grandes rasgos determina tendencias y relaciones potenciales entre variables, además de ser apropiado cuando el tema de investigación es novedoso o poco estudiado. Asimismo, puede ser más flexible en su procedimiento, pero mantiene rigurosidad en el proceso de recolección de datos y análisis de resultados (Hernández Sampieri, 2014).

Como parte de la adaptación del experimento de Cleveland y McGill –que por la situación de la pandemia por Covid-19 se hizo a través de un cuestionario en línea– se dividió a los participantes en tres grupos: personas con experiencia previa en diseño o visualizaciones de datos, personas sin experiencia previa en diseño o visualizaciones de datos pero que consultan contenido de manera regular, y personas sin experiencia previa en diseño o visualización de datos ni que consultan contenido de manera regular.

Una vez divididos los grupos, el tipo de muestreo que se aplicó en este cuestionario fue por conveniencia –no probabilístico, no aleatorio y no representativo– que selecciona datos de más fácil acceso, y se divide en dos:

1. Bola de nieve: pide a los sujetos que recomienden o designen a otro sujeto con rasgos parecidos (en este caso, expertos en el tema de visualización de datos y diseño gráfico).
2. Oportunista: busca agrupar de acuerdo con la facilidad de acceso, la disponibilidad de las personas de formar parte de la muestra, en un intervalo de tiempo dado o cualquier otra especificación práctica de un elemento particular (Sáenz, 2015).

Tanto la convocatoria como el experimento se realizaron de manera virtual; los participantes del experimento se buscaron a través de grupos de Facebook y por recomendaciones de otras personas, hasta llegar como mínimo a una muestra de 150 participantes en total, para que existiera una base empírica más sólida cuyos datos contaran con una mayor riqueza y una mejor manera de analizarlos posteriormente. Los requisitos para seleccionar a los participantes fueron los siguientes:

1. Entrar en alguno de los tres grupos de enfoque.
2. Contar con una computadora, celular o tablet con acceso a internet para poder responder el formulario de manera rápida, sin ningún instrumento o herramienta externa y que no se interrumpiera el proceso una vez iniciado.

Es importante mencionar que no se buscaba obtener una muestra representativa de los distintos grupos, sino evaluar una condición –en este caso, la percepción gráfica– en sujetos con ciertas características en común para aportar información significativa sobre el proceso de decodificación. En este sentido, no se tuvo la intención de generalizar el proceso, sino más bien conocer cómo funciona y estudiarlo en una población específica.

Por su parte, el análisis cualitativo se llevó a cabo a partir de entrevistas semiestructuradas aplicadas a expertos, es decir, hombres y mujeres con experiencia previa en diseño y visualización de datos, con el objetivo de analizar distintas posturas y puntos de vista respecto a temas de percepción gráfica en las visualizaciones de datos –en especial las estáticas–, así como obtener un panorama general sobre lo que consideran importante o prioritario al momento de diseñar las representaciones visuales para que el lector pueda entender el contenido de la manera más eficiente posible.

También, se aplicaron entrevistas semiestructuradas a personas que se consideraran lectores asiduos de visualizaciones de datos. Estos tenían un perfil especializado –medicina, ciencias, periodismo– además de consultar frecuentemente este tipo de representaciones. El objetivo principal de estas entrevistas consistió en indagar sobre las percepciones de los lectores y su opinión respecto al diseño de las gráficas, los retos que tienen al momento de decodificar la información, así como brindar posible retroalimentación para los diseñadores de visualizaciones de datos e identificar qué elementos gráficos les parecen sencillos de percibir y comprender, así como los elementos que les parecen más complicados.

El fenómeno de la visualización de datos, contemplado desde el modelo de comunicación de Shannon y Weaver (1948),⁶ depende de distintos actores: por una parte, los diseñadores o expertos en visualización de datos que realizan la investigación, análisis y desarrollo de los datos –denominados en este trabajo *emisores*– y, por otro lado, los lectores que decodifican la información de las gráficas –*receptores*–.

La razón por la cual se eligió a los emisores fue, en primera instancia, su larga trayectoria en temas de investigación sobre visualización de datos, sin dejar de lado la parte práctica de la disciplina. Si bien no todas las personas son expertas en teorías de percepción, las pueden aplicar de manera indirecta –y algunas veces inconsciente– en su proceso creativo. De igual forma, me parece interesante que, a pesar de que vengan de áreas del conocimiento y *backgrounds* afines, pueden discernir en posturas dada su edad, su área de experiencia, sus opiniones o vivencias propias.

En lo que concierne a los receptores, se buscaba que estuvieran dentro de campos del conocimiento relacionados con las visualizaciones de datos de manera muy estrecha para que la riqueza de sus respuestas fuera mayor, así como su capacidad de observación y de retroalimentación a los diseñadores.

⁶ Este modelo define la comunicación como un proceso de transferencia de información y divide los elementos del proceso comunicativo en fuente, transmisor o emisor, canal, receptor, destinatario y ruido (Baecker, 2017). A pesar de ser originalmente un modelo de ingeniería y computación, ahora se utiliza como referente básico en teorías de la comunicación sistémica (véase “Teorías sistémicas de la comunicación” de Baecker, 2017).

Aunque en enfoque cuantitativo se tomó en cuenta la participación de personas que no tuvieran experiencia previa en temas de diseño o visualización de datos ni consultaran contenido, para el enfoque cualitativo me pareció pertinente contar con personas que sí consultaran contenido regularmente, para poder enriquecer el contenido de las entrevistas, así como la claridad en los ejemplos de visualizaciones que les funcionaron a nivel perceptual a diferencia de aquellas que no.

Una vez transcritas las entrevistas de los seis participantes, la información fue vaciada en el software Atlas.ti, un conjunto de herramientas que sirve para sistematizar, categorizar y relacionar diferentes contenidos cualitativos –entrevistas, videos, audios, imágenes, entre otros–.

En primera instancia, se dividieron las entrevistas de los emisores y receptores en Unidades Hermenéuticas separadas (archivo principal de Atlas.ti) para poder encontrar semejanzas y diferencias entre sí. Antes de comenzar este proceso, fue necesario indagar en temas sobre la codificación en la investigación cualitativa (Saldaña, 2016), que funcionó como guía para encontrar información relevante dentro de las entrevistas, así como asignar etiquetas que permitieran reducir la información a uno o más conceptos clave –simultáneamente aplicando procesos de interpretación y abstracción– y, finalmente, poder encontrar esas mismas etiquetas en otras entrevistas transcritas.

Capítulo 4

Desarrollo del estudio

Análisis cuantitativo

Con respecto a la fase cuantitativa, se tuvieron en cuenta tres aspectos principales. En primer lugar, se utilizó como base el experimento de percepción gráfica de Cleveland y McGill que, a grandes rasgos, busca que los participantes logren estimar y comparar porcentajes en cinco tipos de gráficas (barras, burbujas, mapa de color, pastel y barras no alineadas). En segundo lugar, se propuso una adaptación al experimento original agregando preguntas explícitas sobre los elementos gráficos que les ayudaron a contestar las preguntas, junto con una opción para que, en caso de que encontraran algún otro elemento que no se haya tomado en cuenta, ellos pudieran anotarlo para que se considere relevante dentro de su proceso perceptual.

En tercer lugar, una de las preguntas particulares de esta investigación tiene que ver con el tipo de sujeto que decodifica la información y cómo ello puede afectar los resultados del experimento adaptado. En este caso, se dividió a los sujetos en tres grupos según su formación académica y profesional: primero, aquellas personas que estudien o trabajen en áreas de diseño o visualización de datos (ej: despachos arquitectónicos o publicitarios, editoriales, periódicos, etcétera); luego, las personas que no estudien ni trabajen en áreas de diseño o visualización de datos pero consulten contenido de manera regular (ej: gráficas o infografías en periódicos, libros, redes sociales, artículos especializados, etcétera) y finalmente, quienes no estudien ni trabajen en áreas de diseño o visualización de datos ni consulten contenido de manera regular. A partir de esta segmentación, se buscó verificar si existen diferencias estadísticamente significativas entre los tres grupos.

En el experimento original (Cleveland y McGill, 1984), participaron 51 personas divididas en dos categorías: mujeres –casi todas amas de casa– y hombres y mujeres con “experiencia sustancial técnica y con trabajos técnicos”. En el experimento más reciente (Cook y Hofmann, 2016), participaron 90 personas sin especificar su género o nivel de experiencia. De hecho, el método que utilizaron se denomina *crowdsourcing*, el cual utiliza los servicios de internet para investigar una población diversa de participantes. Ambos experimentos no prestaron mucha atención al tipo de sujeto que participó, ni tampoco explicaron por qué se eligió ese universo de

estudio, por tanto, la variable de formación y experiencia previa resulta un aporte nuevo en esta investigación.

Dadas las circunstancias en las que nos encontramos inmersos actualmente, se propuso que el experimento se llevara a cabo de manera virtual, con base en la réplica que se hizo en 2016 por las investigadoras Cook y Hofmann. Ellas realizaron el experimento a través de una encuesta digital que posteriormente comprobó la hipótesis original de Cleveland y McGill.

Para esta investigación, se desarrolló el experimento a través de un cuestionario en Google Forms donde se estudiaron dos fenómenos: por una parte, la estimación de porcentajes según el tipo de gráfica, y por otra, la reflexión sobre qué elementos gráficos les ayudaron a contestar la primera parte. Los pasos del formulario fueron los siguientes:

1. Se les enseñó a los participantes tres conjuntos con cinco tipos de gráficas (barras, burbujas, mapa de color, pastel y barras no alineadas) y con los mismos porcentajes (20%, 40% y 80%).
 2. En cada caso, se preguntó: “Si ‘a’ representa 100%, ¿qué porcentaje representa ‘b’?”
 3. Finalmente, se preguntó: “¿Qué elementos de la gráfica te ayudaron a contestar la pregunta? (se puede elegir más de una opción)”.
- Ángulo
 - Área
 - Color
 - Longitud
 - Posición sobre un eje común
 - Posición sobre ejes no alineados
 - Otro



Figura 7. Tipos de gráfica, elaboración propia (adaptación de Cook y Hofmann), 2020.

Durante las primeras pruebas, los cinco tipos de gráficas –y las 15 en total– eran del mismo color y mantenían el mismo orden en los 3 sets. Sin embargo, gracias a la retroalimentación que se obtuvo en la prueba piloto, se decidió que las gráficas fueran variadas en tipo de gráficas, colores y orden para que los participantes no se predispusieran ni perdieran atención al darse cuenta de que los porcentajes eran los mismos. Por otra parte, se especificó que los participantes anotaran qué hora era al principio y al final del experimento para poder cumplir con el tiempo establecido originalmente por Cleveland y McGill –no más de 20 minutos– ya que ellos describen que el proceso debe rápido, sin mucho análisis o cálculos, para considerarse como percepción gráfica.

Como se mencionó anteriormente, para esta investigación se retomó el papel que juega la variable del color en las representaciones visuales. Es por ello que todas las gráficas del formulario fueron a color (ver Figura 7), ya que actualmente la mayoría de las visualizaciones de datos –sean estáticas o dinámicas– hacen uso del color como herramienta de comunicación. Por esta razón, una de las preguntas particulares tiene que ver con el color, considerado un atributo preatentivo, es decir, un estímulo que el cerebro detecta de manera casi inmediata y que puede ser de mucha utilidad para ayudar al lector a que su proceso perceptivo sea más eficiente y que logre decodificar correctamente la información dentro de las gráficas (Nussbaumer, 2015).

Otro aspecto nuevo que se aplicó en el cuestionario de Google Forms tiene que ver con analizar los elementos gráficos que detectan los participantes al momento de observar las 5 representaciones visuales. Por esta razón, la adaptación actual contenía una pregunta mucho más explícita sobre qué elementos de la gráfica les ayudaron a contestar preguntas que tienen que ver con estimar porcentajes y percibir el contenido cuantitativo de las gráficas. Me parece que esta aportación también puede ser interesante al momento de analizar qué características formales de las visualizaciones de datos les parecieron de utilidad.

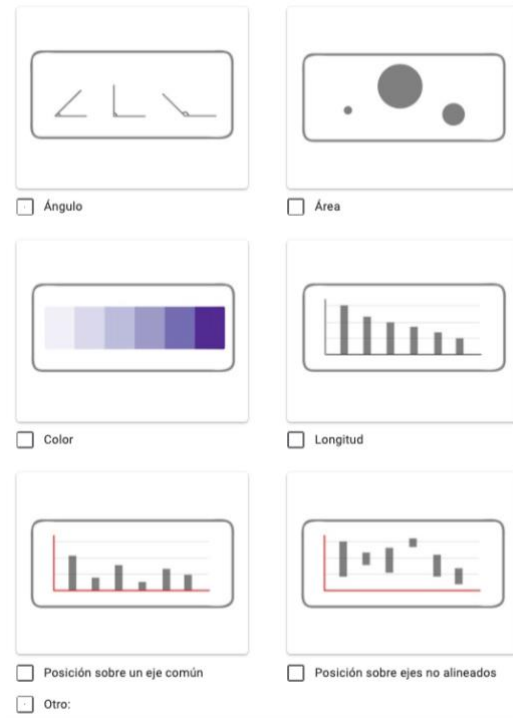


Figura 8. Elementos gráficos a elegir, elaboración propia (adaptación de Cairo), 2020.

Finalmente, a pesar de que existen algunas desventajas de realizar el experimento con herramientas virtuales, tales como problemas de conexión u otros percances técnicos, así como disipación de la atención de los participantes, considero que esta modalidad a distancia puede contribuir para futuras investigaciones como una alternativa metodológica. Si bien el experimento original se hizo de manera presencial con las gráficas impresas, es importante hacer uso de las herramientas tecnológicas que tenemos hoy en día, y que pueden ser de mucha utilidad al momento de hacer investigaciones como esta.

A través de la adaptación del experimento, se buscó explorar qué es lo que los participantes logran decodificar en cada representación visual, tanto la parte de estimaciones porcentuales como la parte más reflexiva sobre los elementos gráficos.

En este caso, el análisis de datos se hizo con estadística descriptiva e inferencial en el software SPSS. Como se mencionó anteriormente, el análisis giró en torno a dos elementos cruciales: primero, a la estimación de porcentajes de los 15 ítems, y segundo, a la identificación de los elementos gráficos que respondieron por grupo. Es por ello que, en el primer análisis, se presentaron tablas de frecuencia que incluyen la media, mediana, moda, desviación típica, percentiles 25 y 75, así como los rangos mínimo y máximo en los tres grupos de enfoque. Posteriormente, se calcularon los porcentajes de las respuestas que más se acercaron al porcentaje real.

Después de realizar las tablas de frecuencia, se aplicó la prueba de análisis de varianza (ANOVA) para detectar si hubo una diferencia estadísticamente significativa en las respuestas de los tres grupos. Se eligió aplicar esta prueba paramétrica ya que, en el primer análisis, se observó que los datos tenían una distribución normal. En lo que respecta a la pregunta sobre los elementos gráficos –considerando que algunas representaciones tienen más de una respuesta posible– se realizaron dos tablas de frecuencia: la primera, para identificar el número de elementos que identificaron, y la segunda, para ver con mayor detenimiento qué porcentaje obtuvo cada elemento gráfico según su grupo de enfoque.

Asimismo, se realizó una segunda prueba de ANOVA con la eliminación de valores atípicos en las visualizaciones de datos –es decir, valores que se consideraran fuera del rango normal de los porcentajes, ya sea por una confusión o una mala interpretación de los datos– con el objetivo de tener una mayor confiabilidad en el análisis de los datos. Una vez que se limpiaron estos valores, se compararon los resultados para encontrar si existieron diferencias o si, efectivamente, la formación previa tiene una relación directa con la estimación de porcentajes.

Posteriormente, se hizo la prueba de Chi cuadrada para ver si los elementos gráficos que escogieron los tres grupos eran significativamente distintos entre sí. Esta prueba de independencia tiene como objetivo determinar si los valores observados dependen de otra variable; en este caso, si las respuestas obtenidas sobre los elementos gráficos están relacionadas con la formación académica y profesional de los participantes. Finalmente, los resultados de la primera parte del análisis descriptivo y las pruebas de ANOVA se graficaron con diagramas de caja y bigote para visualizar de manera más clara la distribución de los datos y las diferencias entre los grupos.

En el siguiente capítulo se expondrá la interpretación de los resultados, es decir, los datos relevantes en cuanto a los porcentajes, las pruebas de ANOVA y Chi cuadrada, así como otros elementos destacables o inesperados del experimento. De igual manera, se triangularon los resultados cuantitativos con la parte cualitativa de las entrevistas semiestructuradas, para encontrar si los hallazgos mantienen más o menos las mismas conclusiones que los experimentos predecesores, o bien, si los resultados que se encuentren dan cuenta de que ha habido cambios significativos en el proceso de percepción gráfica.

Análisis cualitativo

Para este apartado, se realizaron entrevistas semiestructuradas a seis personas. Por un lado, se realizaron tres entrevistas a los emisores Alberto Cairo –autor, profesor y experto en temas de visualización de datos–, Diana Estefanía Rubio –diseñadora de visualizaciones de datos estáticas– y Data Cívica –Asociación Civil que busca visibilizar temas de violación de derechos humanos en México–. Por otro lado, los tres emisores fueron Paolo Alberti –médico internista–, Ana Laura Hernández –periodista– y María Gutiérrez –consultora de cambio climático–.

Todas las entrevistas duraron aproximadamente una hora con el objetivo de que los participantes pudieran extenderse en sus respuestas sin sentir ningún tipo de presión, pero tampoco con demasiadas preguntas que los cansaran y alteraran sus respuestas.

Para las entrevistas a los emisores, se diseñó un guion con 15 preguntas divididas en seis secciones: introducción; primeras nociones sobre diseño gráfico y su papel en la visualización de datos; percepción gráfica y proceso creativo; recomendaciones; reflexiones finales y cierre. En las entrevistas de los receptores, el guion constó de 20 preguntas dentro de cinco secciones: introducción; temas generales; temas particulares; recomendaciones y cierre.

Gracias al software de Atlas.ti, se logró relacionar citas textuales con códigos –conceptos e ideas clave– que permitieron un acercamiento más claro a las preguntas de investigación. En algunos casos, los entrevistados compartieron ideas y conceptos, mientras que en otros casos se suscitaron debates teóricos y metodológicos. Además del trabajo de codificación, el *software* permite establecer relaciones entre las categorías de tipo causa, consecuencia, contradicción, entre otras. El resultado final que arrojó Atlas.ti fue una red de códigos, citas y anotaciones que ayudó a relacionar con otros sujetos del mismo universo de análisis. Es importante mencionar que las redes se construyeron a partir de las preguntas particulares y se fueron ampliando hasta abarcar los elementos de la pregunta general.

Se buscó que los puntos de vista, opiniones y nociones que tengan los emisores y receptores –ya sean convergentes o divergentes– puedan sustentarse a su vez en lo recolectado anteriormente en la parte cuantitativa –además de los referentes teóricos y conceptuales– para así poder triangular los resultados y enriquecer el trabajo de investigación.

Capítulo 5

Resultados y discusión

Dentro de la adaptación del experimento cuantitativo se encuestaron a 213 personas, de las cuales 62.4% (133 personas) se identificaron con el género femenino, 36.1% (77 personas) con el género masculino y 1.4% (3 personas) con otro género. El rango de edad predominante, con el 47.9% (102 personas), fue de 18-30 años; el 32.8% (70 personas) pertenecieron al grupo “estudio o trabajo en áreas de diseño o visualización de datos”; el 48.8%, (104 personas) al grupo “no estudio ni trabajo en áreas de diseño o visualización de datos pero consulto contenido de manera regular” y finalmente el 18.3% (39 personas) al grupo de “no estudio ni trabajo en áreas de diseño o visualización de datos ni consulto contenido de manera regular”.⁷

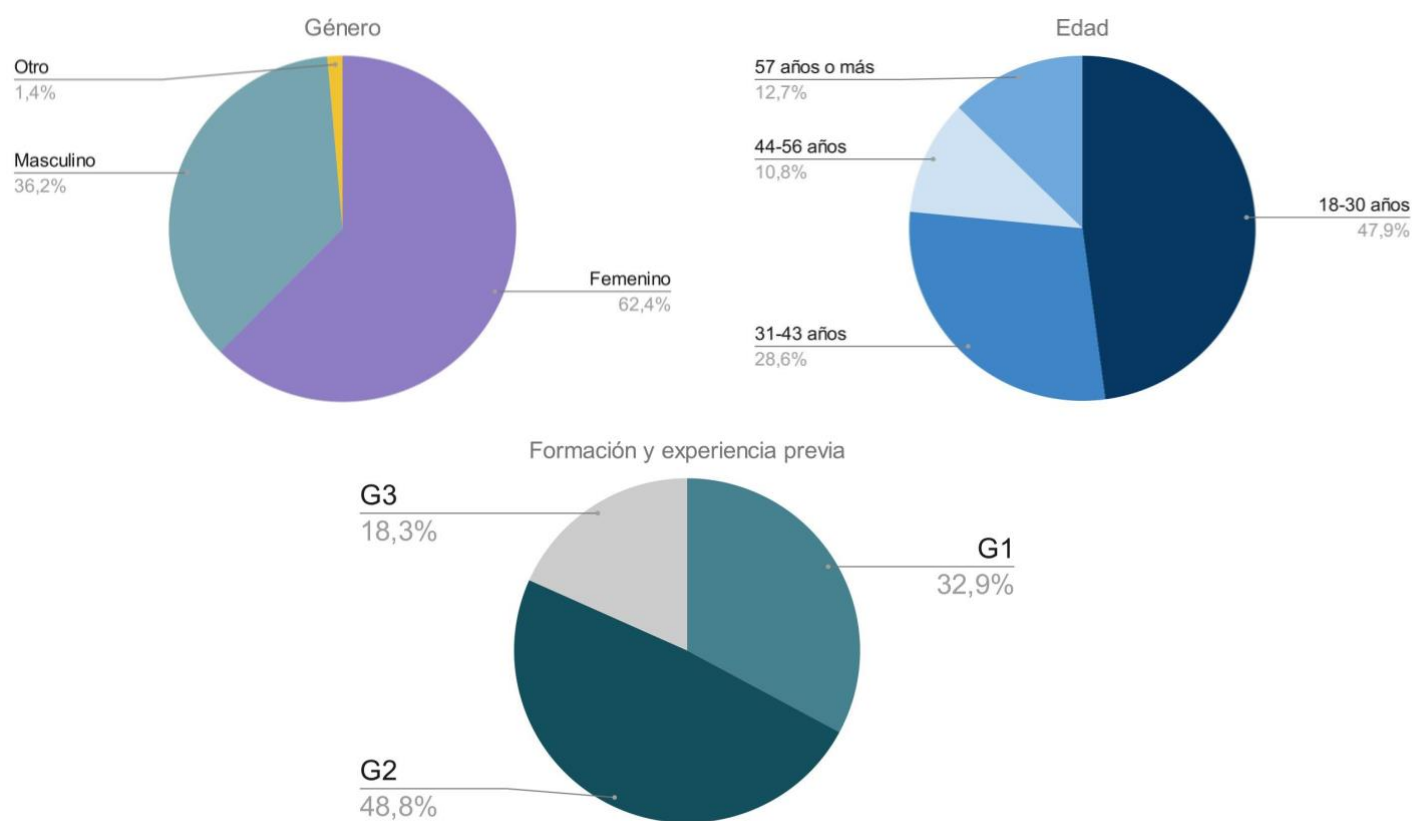


Figura 9. Características generales de la población encuestada, elaboración propia, 2021.

⁷ Para fines de síntesis de los grupos de enfoque, a partir de este momento se considerarán como G1, G2, y G3, tanto en los resultados y discusión como en las conclusiones.

Los participantes completaron el formulario en un tiempo promedio de 8.3 minutos con una desviación estándar de 4.3, lo cual estuvo en concordancia con el experimento original de Cleveland y McGill, que expresaba la importancia de que la prueba no durara más de 20 minutos para que se considerara como percepción gráfica.

En la primera parte del experimento –estimación de porcentajes– se excluyeron aquellos valores iguales o menores a 0% e iguales o mayores a 100% por considerarse inválidos. En este sentido, se eliminaron 73 valores dentro del formulario, y la mayoría de éstos (51) se encontraban en las preguntas sobre los mapas de color, lo cual se pudo deber a un mayor reto para hacer estimaciones precisas, ya que este tipo de visualización sólo muestra los porcentajes a través de la saturación del color, y el proceso de percepción gráfica puede resultar más complicado que en otro tipo de gráficas.⁸

Una vez eliminados los datos inválidos se observó que, en general, el porcentaje estimado por los participantes se acercaba mucho al porcentaje real de las gráficas, aunque en el caso de los mapas de color, el rango intercuartil fue mayor (hasta 20) que en otras gráficas como la de barras (donde el máximo fue 6.25), lo cual podría indicar que tuvieron dificultad en estimar los porcentajes al aplicar el elemento gráfico del color. Por otra parte se encontró que, por cada tipo de gráfica, hubo un conjunto con diferencias estadísticamente significativas entre los grupos según la prueba de ANOVA (excepto por las gráficas de barras no alineadas en donde hubieron 2 conjuntos significativos).

Para tener una mayor confiabilidad de los datos, se realizó una segunda prueba de ANOVA donde se eliminaron 209 valores dentro del formulario, ya que muchos resultados se alejaban del porcentaje real, lo que pudo significar que las personas tuvieron errores conceptuales que condujeron a valores fuera de lo normal. En este sentido, en lugar de eliminar sólo aquellos valores iguales o menores a 0% e iguales o mayores a 100%, también se tomaron en cuenta los porcentajes que salían del rango normal de resultados. Por ejemplo, en una gráfica cuyo porcentaje real era 20%, se eliminaron los valores entre 70% y 90%.

Tras eliminar los 209 valores y realizar la segunda prueba de ANOVA, en todas las series se observaron los mismos grupos con significancia estadística, con excepción de la gráfica de barras no alineadas roja, cuyos valores dejaron de ser estadísticamente significativos, y la de burbujas verde, donde el valor de p inicial era 0.329 y el de esta prueba fue de 0.042. Después de

⁸ El análisis estadístico de esta sección del experimento se resumió en el Anexo 1.

quitar los datos inválidos, la gráfica de barras no alineadas roja tuvo medias similares entre los grupos y no tuvo valores atípicos como en la primera prueba, por lo que dejó de ser estadísticamente significativa. En el caso de la gráfica de burbujas verde, al tener mayor diferencia entre los grupos y no tener valores atípicos, el valor de p se volvió estadísticamente significativo. Por lo tanto, en esta segunda prueba de ANOVA, las gráficas con significancia estadística según la formación previa fueron: gráfica de burbujas roja y verde, mapa de color verde, gráfica de barras no alineadas azul, gráfica de barras roja y gráfica de pastel azul.

A continuación, se expondrán los resultados más destacables de cada tipo de gráfica, así como los diagramas de caja y bigote –pertenecientes a la primera prueba de ANOVA– agrupados según la representación visual a la que pertenecen.

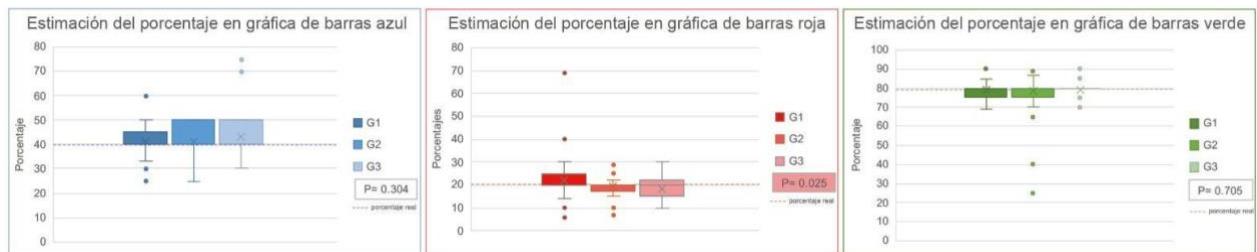


Figura 10. Diagramas de caja y bigote con estimaciones de porcentajes en gráficas de barras, elaboración propia, 2021.

Con respecto a las gráficas de barras, los resultados fueron consistentes dentro de los grupos, ya que en todos ellos la desviación estándar fue menor a 10 y el rango intercuartil fue estrecho (menor a 10 puntos porcentuales), lo que podría indicar que la estimación de porcentajes fue más fácil de hacer en esta visualización. En el caso del conjunto de barras roja, hubo diferencias estadísticamente significativas ($p=0.025$), aunque estas diferencias podrían deberse a los valores atípicos del G1 cuyos porcentajes varían enormemente –por ejemplo, hubo una estimación de porcentaje de 70% cuando el real era 20%–. No obstante, en los tres grupos y en términos generales, esta representación gráfica fue la que obtuvo el mayor acercamiento a los porcentajes reales (41, 20 y 78) por parte de los tres grupos, lo cual también puede significar que es una gráfica útil para comunicar información cuantitativa precisa.

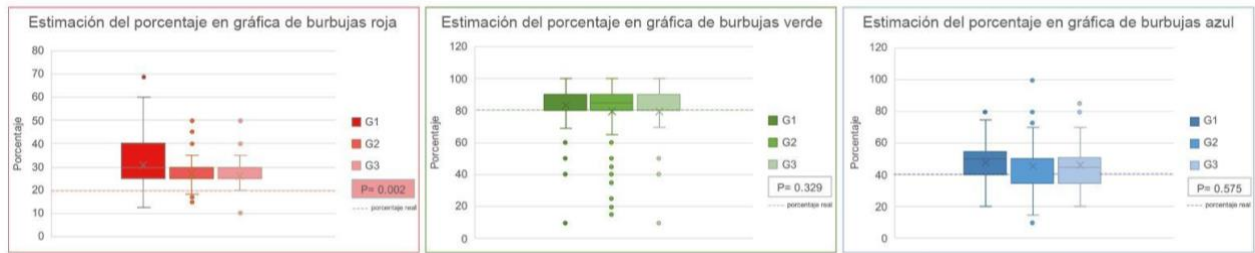


Figura 11. Diagramas de caja y bigote con estimaciones de porcentajes en gráficas de burbujas, elaboración propia, 2021.

En la gráfica de burbujas, el máximo rango intercuartil del G1 fue de 12, y las desviaciones estándar se encontraron entre 7 y 21. Tanto en la gráfica de burbujas del conjunto de burbujas roja como el de burbujas azul, hubo un rango de 50-60 puntos porcentuales en las respuestas del G1, lo que quiere decir que hubo mucha discrepancia en la estimación de los porcentajes en este tipo de visualización. Resulta interesante observar esto, ya que en los experimentos anteriores también hubo un mayor reto al momento de estimar información cuantitativa a través de una gráfica de burbujas, que a grandes rasgos utiliza el área como el principal elemento gráfico para comunicar porcentajes. En este caso, los grupos también tuvieron dificultades al comparar cantidades a través de esta representación gráfica. En el conjunto de la gráfica de burbujas roja, la media del G1 fue de 31, la del G2 fue de 27 y la del G3 fue de 26, con una $p=0.002$. En el conjunto de la gráfica de burbujas verde, los tres grupos mantuvieron más o menos el mismo rango de respuestas y se observaron muchos valores atípicos, especialmente por parte del G2. Tras eliminar los valores atípicos, la p de la gráfica de burbujas verde pasó a ser estadísticamente significativa. Es así que, dada la cantidad de valores atípicos y la amplitud de los rangos, se puede inferir que esta es una gráfica más difícil de percibir e interpretar, a diferencia de la anterior.

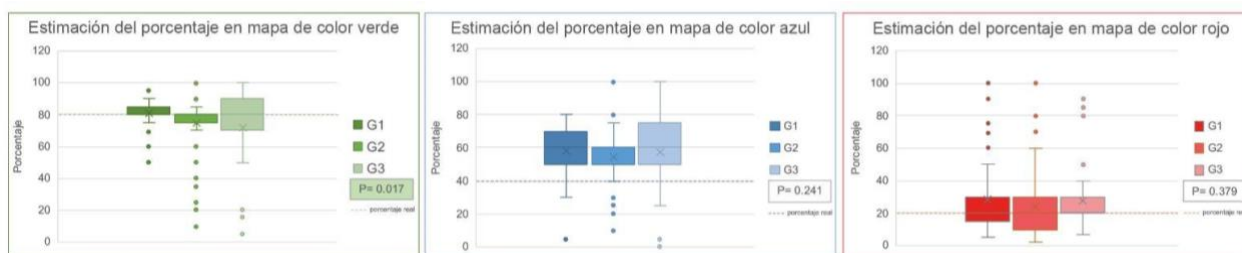


Figura 12. Diagramas de caja y bigote con estimaciones de porcentajes en mapas de color, elaboración propia, 2021.

Por otro lado, los mapas de color tuvieron la mayor amplitud de rangos, así como la diferencia entre grupos. Por ejemplo, hubo respuestas que variaron desde 0 hasta 100%, lo cual pudo deberse también a algún tipo de confusión en la pregunta de estimación de porcentajes en una representación que únicamente mostraba diferencias entre cantidades a través de la saturación de color. Asimismo, la desviación estándar fue muy alta en esta representación, entre 8 y 26. En el conjunto del mapa de color verde se observaron diferencias estadísticamente significativas, con el G3 teniendo una media de 72%, más alejada del porcentaje real (80%) que los otros dos grupos. En este caso, el grupo con menor experiencia previa en diseño y visualización de datos tuvo una menor estimación del porcentaje real; no obstante, en los otros grupos hubo una gran cantidad de valores atípicos, que al igual que el caso anterior, podría significar que es un gráfico mucho más difícil de decodificar en términos de estimación precisa de cantidades numéricas.

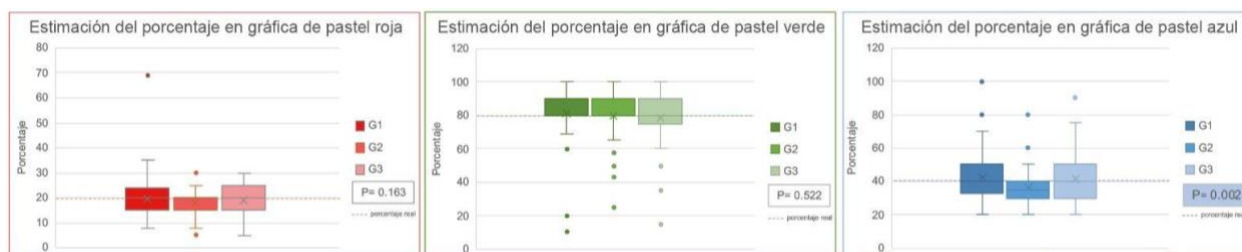


Figura 13. Diagramas de caja y bigote con estimaciones de porcentajes en gráficas de pastel, elaboración propia, 2021.

En cuanto a las gráficas de pastel, estas tuvieron un rango intercuartil bastante estrecho (máximo de 20) –parecido a de las gráficas de barras– aunque en el caso del conjunto de pastel azul, donde hubo diferencias estadísticamente significativas, el G2 contestó un porcentaje más bajo del real (40%) a comparación de los otros grupos. Tanto las gráficas de barras como las de pastel pudieron haber tenido estos resultados ya que son las que más nos han enseñado a lo largo

de nuestra formación académica, lo que hace que se encuentren dentro del procesamiento *top-down* (Cairo, 2020), del cual se hablará más adelante.

Tras eliminar los valores atípicos en el conjunto de pastel azul, las medias de porcentajes estimados fueron de 40 en el G1, 38 en el G2 y 36 en el G3, con diferencias significativas ($p=0.013$), acercándose más al valor real entre mayor experiencia tuvieran los participantes. En este caso, la formación previa jugó un papel importante al momento de calcular los porcentajes.



Figura 14. Diagramas de caja y bigote con estimaciones de porcentajes en gráficas de barras no alineadas, elaboración propia, 2021.

Por último, en las gráficas de barras no alineadas el rango intercuartil fue menor a 10, con una desviación estándar entre 5 y 11. En el conjunto de barras no alineadas azul hubo diferencias estadísticamente significativas entre los grupos, con medias de 38, 34 y 32 en cada grupo, siendo el porcentaje real de 40. A diferencia de la gráfica de barras anterior, esta representación tuvo ejes no alineados, lo cual podría haber afectado la percepción de los participantes en su estimación de porcentajes; asimismo, fue otra visualización en donde el grupo sin experiencia ni contacto con gráficas (G3) se alejó significativamente más del porcentaje real. Por otra parte, hubo diferencias significativas tanto en el conjunto de barras no alineadas azul como en el rojo (con una p de 0.001 y 0.045, respectivamente). A simple vista, en el conjunto rojo los diagramas de caja y bigote no parecieron indicar que hubiera diferencias significativas, lo cual se comprobó tras repetir la prueba de ANOVA habiendo eliminado los valores atípicos. En el caso del conjunto de gráficas no alineadas verde, llamó la atención que algunos valores atípicos estuvieron muy alejados del porcentaje real, incluso siendo números complementarios (por ejemplo, 20% cuando el valor real era 80%).

Es interesante observar que las gráficas con mayor amplitud de rangos, mayor desviación estándar y mayor cantidad de valores atípicos fueron la gráfica de burbujas y el mapa de color. Estos resultados comprueban que ambas visualizaciones resultan poco efectivas para percibir datos cuantitativos precisos. Además, fueron las únicas cuyas diferencias estadísticamente significativas se debieron a una media más alejada del porcentaje real en el G3, que es el grupo de personas con menos experiencia en visualización de datos. Por otro lado, en muchos casos (en el conjunto 3 de la gráfica de barras, en el conjunto 2 de la gráfica de burbujas, en el conjunto 1 del mapa de color, entre otros) los valores atípicos apuntaron a respuestas complementarias al porcentaje real (80% cuando el valor real era 20% o viceversa). Es decir que probablemente muchas personas hicieron la operación contraria a la estimación del porcentaje que se preguntó.

En la segunda sección del experimento –identificación de los elementos gráficos– se observaron fenómenos distintos a los expuestos anteriormente. Por ejemplo, en la prueba de Chi cuadrada que se aplicó en esta parte, se encontraron diferencias significativas en dos elementos gráficos de una misma visualización; a comparación de la sección anterior –donde hubo seis casos– en esta sección se observaron menos diferencias notables en los resultados según la formación académica y profesional de los participantes. Esto apuntaría a que identificar los elementos gráficos no tiene tanta relación con la formación previa, ya que se observaron pocas diferencias estadísticamente significativas entre los grupos.

Otro aspecto a destacar fue que los tres grupos identificaron casi en su totalidad los mismos elementos gráficos que les ayudaron a contestar las preguntas; en 4 de 5 representaciones un elemento fue el que más destacó (longitud en las gráficas de barras y barras no alineadas, área en la gráfica de burbujas y color en el mapa de color). En la gráfica de pastel roja identificaron dos elementos: ángulo y área. En las tablas presentadas a continuación, se resaltan en color los elementos más frecuentes entre los grupos –referidos como porcentajes de las personas que contestaron– así como en negritas las p menores a 0.05 de la prueba Chi cuadrada para ver diferencias estadísticamente significativas. Posteriormente, se discuten los hallazgos más relevantes de esta segunda sección.

Frecuencia con la que cada grupo identificó los elementos gráficos en la gráfica de barras azul



Elementos gráficos	Formación académica y profesional			p
	G1 (n=70)	G2 (n=104)	G3 (n=39)	
Ángulo	7 (10.0%)	14 (13.4%)	6 (15.3%)	0.681
Área	12 (17.1%)	7 (6.7%)	3 (7.6%)	0.072
Color	10 (14.2%)	28 (26.9%)	7 (17.9%)	0.117
Longitud	60 (85.7%)	93 (89.4%)	35 (89.7%)	0.720
Posición sobre un eje común	34 (48.5%)	47 (45.1%)	16 (41.0%)	0.746
Posición sobre ejes no alineados	2 (2.8%)	1 (0.9%)	0 (0.0%)	0.414
Otro	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	NA

Frecuencia con la que cada grupo identificó los elementos gráficos en la gráfica de burbujas roja



Elementos gráficos	Formación académica y profesional			p
	G1 (n=70)	G2 (n=104)	G3 (n=39)	
Ángulo	4 (5.7%)	4 (3.8%)	0 (0.0%)	0.322
Área	66 (94.2%)	102 (98.1%)	39 (100%)	0.167
Color	14 (20%)	27 (25.9%)	6 (15.4%)	0.349
Longitud	1 (1.4%)	6 (5.7%)	1 (2.5%)	0.306
Posición sobre un eje común	2 (2.8%)	2 (1.9%)	0 (0.0%)	0.574
Posición sobre ejes no alineados	2 (2.8%)	5 (4.8%)	1 (2.5%)	0.731
Otro	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	NA

Frecuencia con la que cada grupo identificó los elementos gráficos en el mapa de color verde



Elementos gráficos	Formación académica y profesional			p
	G1 (n=70)	G2 (n=104)	G3 (n=39)	
Ángulo	0 (0.0%)	0 (0.0%)	1 (2.5%)	0.106
Área	7 (10.0%)	13 (12.5%)	3 (7.6%)	0.687
Color	64 (91.4%)	95 (91.3%)	34 (87.1%)	0.719
Longitud	1 (1.4%)	5 (4.8%)	1 (2.5%)	0.454
Posición sobre un eje común	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	NA
Posición sobre ejes no alineados	0 (0.0%)	2 (1.9%)	1 (2.5%)	0.455
Otro	1 (1.4%)	0 (0.0%)	2 (5.0%)	0.685

Frecuencia con la que cada grupo identificó los elementos gráficos en la gráfica de pastel roja



Elementos gráficos	Formación académica y profesional			p
	G1 (n=70)	G2 (n=104)	G3 (n=39)	
Ángulo	42 (60.0%)	60 (57.6%)	20 (51.2%)	0.673
Área	37 (52.8%)	59 (56.7%)	19 (48.7%)	0.675
Color	11 (15.7%)	28 (26.9%)	12 (30.7%)	0.128
Longitud	1 (1.4%)	3 (2.8%)	2 (5.0%)	0.534
Posición sobre un eje común	1 (1.4%)	5 (4.8%)	3 (7.6%)	0.273
Posición sobre ejes no alineados	0 (0.0%)	2 (1.9%)	1 (2.5%)	0.455
Otro	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	NA

Frecuencia con la que cada grupo identificó los elementos gráficos en la gráfica de barras no alineadas azul



Elementos gráficos	Formación académica y profesional			p
	G1 (n=70)	G2 (n=104)	G3 (n=39)	
Ángulo	4 (5.7%)	4 (3.8%)	2 (5.0%)	0.841
Área	15 (21.4%)	21 (20.2%)	10 (25.6%)	0.779
Color	18 (25.7%)	28 (26.9%)	8 (20.5%)	0.732
Longitud	47 (67.1%)	48 (46.1%)	31 (79.4%)	0.000
Posición sobre un eje común	2 (2.8%)	8 (7.7%)	4 (10.2%)	0.266
Posición sobre ejes no alineados	20 (28.5%)	44 (42.3%)	9 (23.1%)	0.046
Otro	0 (0.0%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	NA

Figura 15. Frecuencia con la que cada grupo identificó los elementos gráficos en cada representación y la prueba de Chi cuadrada (p) en los grupos, elaboración propia, 2021.

En la gráfica de barras, los tres grupos encontraron casi en un 85% a 90% que la longitud fue el elemento que más les ayudó a contestar la pregunta sobre porcentajes, siendo en segundo lugar la posición sobre un eje común, con una frecuencia del 40% a 50%. En esta representación gráfica no hubo diferencias estadísticamente significativas según la prueba de Chi cuadrada, y tiene sentido por lo expuesto anteriormente.

En lo que respecta a la gráfica de burbujas, ésta tuvo la mayor cantidad de respuestas en el elemento de área (en casos como el G3 la respuesta fue unánime) ya que la estimación de porcentajes tuvo que ver con hacer comparaciones entre los diferentes círculos. El segundo elemento destacable, aunque con un porcentaje mucho menor (entre 15% y 26%), fue el color. Así como en la gráfica anterior, esta representación no tuvo diferencias estadísticamente significativas, ya que prácticamente todos los grupos contestaron el mismo elemento gráfico.

En el mapa de color hubo también un consenso entre los tres grupos, mismos que identificaron la variable del color como elemento gráfico (entre 87% y 91%). Fue la segunda visualización con unanimidad, mientras que el segundo elemento (con porcentajes que fluctuaron de 7.6% a 12.5%) fue el área. Esto resulta interesante, ya que es probable que muchos de los participantes no hayan entendido las instrucciones de comparar intensidad de color, y en vez de eso estuvieran comparando las áreas de cada estado, lo que resulta congruente con lo que concluyeron Cook y Hoffman (2016) y Cairo (2016) con respecto a que es más complicado hacer estimaciones precisas utilizando la variable del color. En este caso, tampoco hubo diferencias estadísticamente significativas entre los grupos.

Por otra parte, la gráfica de pastel roja fue la única con un empate de dos elementos gráficos –ángulo y área– con un rango de 48.7% a 60%. A diferencia del resto de las gráficas –en las que el porcentaje de personas que identificaban los elementos estaban cercanos al 80%– esta gráfica pareció tener un porcentaje bajo, a pesar de que es una de las visualizaciones más utilizada y conocida en diversos ámbitos. Otro hallazgo interesante tuvo que ver con el elemento del color, que fue mayoritariamente identificado por los grupos sin experiencia previa en diseño y visualización de datos (G2 y G3) con un porcentaje del 26.9% y 30.7%, a diferencia del G1 que tuvo un porcentaje del 15.7%. Esta gráfica tampoco tuvo diferencias estadísticamente significativas.

La gráfica de barras, al igual que la de barras no alineadas, tuvo una respuesta mayoritaria del elemento de longitud, con casi el 80% identificado por parte del G3, con 46.1% del G2 y 67.1% del G1. Es interesante que el elemento de posición sobre ejes no alineados –que es la mayor distinción entre esta gráfica y la de barras– no fue tan identificado como la longitud (28.5% en el G1, 42.3% en el G2 y 23.1% en el G3). Esta representación fue la única con diferencias estadísticamente significativas, tanto en el elemento de longitud como en el de posición sobre ejes no alineados, con una $p=0.000$ y $p=0.046$.

Contrario a lo que se pensaba originalmente, es interesante rescatar que en casos como la gráfica de barras azul, gráfica de burbujas roja y gráfica de pastel roja, la variable del color –que estuvo presente en todas las visualizaciones– fue más identificada por los grupos G2 y G3, es decir, quienes no tenían experiencia previa en diseño o visualizaciones de datos. Este hallazgo me pareció destacable ya que se tenía el supuesto de que quienes tenían más relación con el color –por su formación académica y experiencia profesional– serían quienes más lo encontrarían relevante –es decir, el G1– pero no fue el caso.

La segunda actividad del formulario –que consistió en reflexionar sobre qué elementos gráficos utilizaron en la primera parte del formulario– se observó que la experiencia y formación previa no juega un papel fundamental, ya que la mayoría de los tres grupos detectó los mismos elementos gráficos, a diferencia del primer ejercicio de comparar cantidades y estimar porcentajes, donde existió una mayor discrepancia en los resultados.

En el siguiente apartado, se detallan los elementos contenidos en las preguntas particulares de la investigación junto con una triangulación de los hallazgos que se obtuvieron en las entrevistas.

Procesamiento preatentivo

Para contestar la primera pregunta particular de cómo funciona el procesamiento preatentivo en las visualizaciones de datos estáticas, se encontró que a través de distintas variaciones de tamaño, color, longitud, entre otras características –atributos preatentivos o *encodings* (Cairo, 2020)– el cerebro encuentra de manera casi inmediata diferencias o patrones en común que le ayudan posteriormente a analizar y comprender el gráfico. Gracias a este procesamiento, los encuestados pudieron hacer estimaciones rápidas como las que se requirieron en la primera parte del formulario.

Al considerarse como la primera fase de decodificación de información, el procesamiento preatentivo dentro de las visualizaciones de datos estáticas está directamente relacionado con la percepción y los elementos gráficos que se observaron durante todo el proceso de investigación.

Asimismo, a partir de la información recabada en las entrevistas, se pudo constatar que el procesamiento preatentivo sirve como base para que el lector empiece a enfocar su atención en distintas partes de la gráfica, incluso sin percatarse de que lo está haciendo. Posteriormente, cuando se realizan actividades más complejas para que los lectores extraigan información de algún tipo – como reflexionar sobre los elementos gráficos– se pasa a niveles más profundos de análisis.

Por otra parte, el procesamiento preatentivo está directamente relacionado con el diseño, ya que las primeras nociones del gráfico deben atrapar la atención del lector para que pueda hacer comparaciones básicas que después se complejizan y se vuelven parte de su conocimiento general (proceso *top-down*).

Después de transcribir, codificar y crear redes de las entrevistas realizadas en el software Atlas.ti, se destacaron las siguientes categorías que ayudaron a contestar la pregunta:

- Proceso perceptivo
 - Procesamiento preatentivo
 - Atributos preatentivos
 - Retos de la percepción
 - Percepción del usuario
- Proceso analítico
- Proceso integrativo

A partir de las redes creadas –tanto de los emisores como de los receptores– surgieron las citas registradas a continuación. A pesar de que en su mayoría las respuestas fueron tomadas de los tres emisores –dado que tenían más claro el concepto y las características del procesamiento preatentivo– los receptores también pudieron aportar su definición y sus puntos de vista, sin percatarse de que estaban describiendo partes fundamentales del procesamiento preatentivo.

- El cerebro primitivo identifica rápidamente los patrones dentro de un gráfico (Alberti, 2021).
- Se enfoca la atención a una parte del gráfico a través de colores, formas, tamaños (atributos preatentivos o *encodings*) y se hacen operaciones sencillas (comparaciones rápidas, detección de tendencias).
- Quienes hacen las visualizaciones varían ciertas características de esos objetos geométricos, atributos o *encodings* (área, intensidad de color, longitud, entre otras) en relación con las cantidades que se intentan representar (Cairo, 2020).
- La información se resalta a través de líneas verticales (longitud) colores o tamaños (magnitudes) y visualmente se puede notar si existe una diferencia o no existe una diferencia (Rubio, 2020).
- Está relacionado con el proceso *bottom-up*, que tiene que ver con la percepción de información que nos llega por los ojos, y la combinación de ésta con la información que ya tenemos en nuestro cerebro (proceso *top-down*).

El procesamiento preatentivo es una parte fundamental del proceso perceptivo – considerado como el primer acercamiento a las visualizaciones– donde se detectan los patrones principales dentro de un gráfico y se extraen las características básicas de lo que se está observando. Después de esta fase perceptiva, se desarrollan operaciones de mayor complejidad, es decir, el proceso analítico, donde uno empieza a interpretar cuáles son los mensajes que observa en la visualización, y el proceso integrativo, donde se extraen esos significados de la gráfica y se incorporan al conocimiento básico (Cairo, 2020). Sin el proceso perceptivo donde ocurren las operaciones básicas de comparar tendencias, los procesos subsecuentes se interrumpirían, al igual que la comunicación de los datos expuestos.

Por otra parte, el funcionamiento de este proceso concuerda con los hallazgos del formulario, dado que el 79.1% (168) de las 213 personas encuestadas detectaron los elementos gráficos que les ayudaron a estimar porcentajes. Como se dijo anteriormente, éstos son parte de la configuración del procesamiento, ya que son aquellas propiedades que cambiaron durante el formulario y que el cerebro identificó de manera casi inmediata. En la primera sección del formulario, los encuestados utilizaron los atributos preatentivos o *encodings* para comparar rápidamente cantidades dentro de las gráficas, y así poder responder a la pregunta sobre el porcentaje. En la segunda sección, prácticamente el 80% de los participantes pudieron identificar los elementos, lo que puede indicar que el procesamiento preatentivo se aplicó junto con la percepción gráfica para poder responder a las preguntas del experimento.

Elementos gráficos

Longitud y posición sobre ejes

La relación entre estos elementos resulta fundamental para la percepción gráfica y la transmisión de información cuantitativa precisa, ya que, por una parte, existe una mayor familiaridad con el tipo de gráficas que contienen estos atributos –gráfica de barras y barras no alineadas– y por otra parte, el cerebro tiene mayor facilidad para detectar cambios en alturas o longitudes dentro de un eje común. Ambos elementos gráficos juegan un papel crucial en el proceso de percepción gráfica, ya que existe una menor carga cognitiva al momento de hacer comparaciones rápidas, y el cerebro entiende que la propiedad que cambia –por ejemplo, la longitud– tiene que ver con un incremento o una disminución de cantidades numéricas. Por lo tanto, cuando el objetivo de una visualización sea comunicar datos cuantitativos y diferencias puntuales entre éstos, ambos elementos resultan de gran utilidad para que las personas reciban la información de manera más eficiente. Esto concuerda con lo que Card *et al.* (1999) plantearon sobre la habilidad que tiene el cerebro de percibir longitudes a diferencia del reto cognitivo que supone diferenciar cambios sutiles en colores.

Como se mencionó anteriormente, tanto la longitud como la posición sobre ejes fueron atributos que predominaron en las gráficas de barras y barras no alineadas y contribuyeron a un mayor acercamiento a los porcentajes reales por parte de los tres grupos. Además, casi el 90% de cada grupo identificó la longitud y la posición sobre ejes en las gráficas mencionadas –sin

diferencias estadísticamente significativas– lo que indica que son reconocidas fácilmente y de forma común en los tres grupos. Por ello, se puede constatar que las gráficas de barras son útiles para comunicar información cuantitativa precisa sin importar la formación previa. Este resultado fue similar al del experimento de Cleveland y McGill, donde la posición sobre un eje común fue considerada como la tarea perceptual más alta en la jerarquía, seguida de la longitud.

En el experimento original, la posición sobre ejes no alineados fue el segundo elemento en la jerarquía, y los resultados de esta investigación arrojaron que también hubo un acercamiento al valor real en las gráficas de barras no alineadas. Un hallazgo interesante fue que en tres casos con valores con significancia estadística –gráfica de barras no alineadas azul, gráfica de barras no alineadas roja y gráfica de pastel azul– los grupos con mayor experiencia en diseño y visualización de datos (G1 y G2) se acercaron más al porcentaje real que el G3 (grupo sin experiencia en diseño ni contacto frecuente con las visualizaciones de datos). Esto puede significar que consultar visualizaciones o tener nociones previas sobre diseño puede favorecer al proceso de percepción gráfica y a la estimación de porcentajes.

Por su parte, una receptora entrevistada opinó que prefería que le presentaran líneas verticales para mostrar diferencias, ya que “demasiados círculos y cosas así personalmente no me funcionan, aunque entiendo que es muy relativo” (Gutiérrez, 2021). Curiosamente, lo mismo sucedió con dos emisores expertos, quienes ya tenían conocimiento previo de que al cerebro humano se le dificulta mucho más estimar áreas y ángulos que longitudes, por lo que coincidieron en indicar que, cuando el objetivo es comunicar información exacta, las gráficas de barras o de líneas pueden resultar más útiles que otras representaciones visuales. Los hallazgos de la investigación estuvieron muy ligados con los resultados del experimento original, y se comprobó que tanto la longitud como la posición sobre ejes son aspectos esenciales para las visualizaciones con un enfoque más cuantitativo que cualitativo, además de que se trata de representaciones comunes para todo tipo de personas, sin importar su experiencia y formación previa.

Ángulo y área

Estos elementos jugaron un papel similar a los del apartado anterior, ya que en las visualizaciones donde estuvieron más presentes –como en la gráfica de pastel– los resultados también se relacionaron con el procesamiento *top-down*, es decir que los participantes ya habían visto esta gráfica anteriormente y por ello supieron cómo llevar a cabo las preguntas del formulario, además

de que tuvieron un acercamiento al porcentaje real parecido al de las gráficas de barras. No obstante, el elemento del área en la gráfica de burbujas tuvo menor acercamiento al porcentaje real, ya que las comparaciones rápidas entre círculos resultan más complicadas que las de longitudes. El proceso de percepción gráfica fue más complejo, ya que hubo un mayor reto cognitivo al intentar decodificar la información dentro de esta visualización.

En los hallazgos del ángulo y área –característicos de las gráficas de pastel y de burbujas– los tres grupos mantuvieron más o menos el mismo rango de respuestas, aunque se observaron muchos valores atípicos a comparación de los elementos anteriores. Este fue un aspecto destacable, ya que en los experimentos de Cleveland y McGill (1984) y Cook y Hofmann (2016) también observaron un mayor reto al momento de estimar información cuantitativa a través de una gráfica de burbujas, que a grandes rasgos utiliza el área como el principal elemento gráfico para comunicar porcentajes. Es así que, dada la cantidad de valores atípicos y la amplitud de los rangos, se puede inferir que esta es una gráfica más difícil de percibir e interpretar que la de barras. En el experimento de Cleveland y McGill, se encontró que el ángulo estaba en el mismo nivel de eficiencia que la longitud, mientras que el área caía un poco más bajo en la lista de tareas perceptuales elementales. En este sentido, un emisor entrevistado destacó que “sabemos que comparar barras es más sencillo que comparar círculos, sin embargo, a veces usamos los círculos en representaciones como el mapa porque el objetivo no es una comparación precisa sino ver patrones generales” (Cairo, 2020). Esta aportación también resulta fundamental, ya que el experimento tiene en mente estimar porcentajes de la manera más precisa posible, por lo que el área no resulta tan eficiente para este objetivo, aunque sí puede serlo en otros contextos. De hecho, una receptora entrevistada también comentó respecto a las gráficas de burbujas, e hizo hincapié en que a simple vista se pueden notar diferencias y “gráficamente lo vas a entender y mentalmente vas a analizar la información e inferir por qué un círculo es más grande que otro” (Hernández, 2021).

En cuanto a la gráfica de pastel, uno de los emisores entrevistados explicó que este tipo de visualizaciones puede llegar a tener limitantes, como por ejemplo, que siempre va a mostrar proporciones, que no es tan efectiva cuando se quiere comparar información con distintas unidades, o bien, que no suma un 100%. Aquí los entrevistados también sugerían que la gráfica de barras era mucho más eficiente para realizar comparaciones entre cantidades. Asimismo, investigaciones como la de Kosara y Skau (2016) explican que muchas veces, las gráficas de pastel

que tienen variaciones en volumen, sombreado o escala, en vez de lograr “adornar” o resaltar una parte de la gráfica, dificultan el proceso de percepción de los lectores y, en consecuencia, se cometen más errores al momento de estimar cantidades.

En esta visualización, los participantes reconocieron dos elementos gráficos de manera casi unánime: ángulo y área, con un rango de 48.7% a 60%, sin diferencias estadísticamente significativas según la formación. Fueron porcentajes relativamente bajos comparados con el resto de las visualizaciones cuyos elementos gráficos se reconocían en una población cercana al 90%. Estos porcentajes bajos pudieron deberse a concepciones erróneas de los participantes, o a una confusión entre los elementos gráficos de ángulo y área. Tanto Cleveland y McGill como otros teóricos como Cairo, Cook y Hofmann afirman que el ángulo es el elemento predominante en las gráficas de pastel. Adicionalmente, la estimación de porcentajes mostró diferencias estadísticamente significativas entre los grupos en el caso de la gráfica de pastel azul, acercándose más al valor real en los grupos con mayor experiencia en diseño y visualización de datos (G1 y G2).

Color

Para esta investigación, se hizo hincapié en el papel que tiene el color en la actualidad, ya que la mayoría de las visualizaciones lo utilizan como herramienta de transmisión de información. Asimismo, el color es considerado un atributo preatentivo por lo que su uso en las visualizaciones de datos para el proceso de percepción gráfica resulta crucial. En la adaptación del experimento, se encontró que el color es el elemento menos apropiado para comunicar información cuantitativa precisa, puesto que el cerebro tiene mayor dificultad para distinguir gradientes o diferencias de color y, a su vez, resulta mucho más complejo convertirlos en cantidades o en porcentajes. Los hallazgos del trabajo coincidieron con las investigaciones anteriores, y se interpretó que el color resulta de mayor utilidad en otros contextos, por ejemplo, para resaltar algún elemento sobre otros (realce o *highlight*), pero su aplicación para comunicar cantidades exactas no funciona de manera eficiente.

En el formulario se encontraron hallazgos interesantes ya que los resultados cuantitativos arrojaron que los mapas de color tuvieron la mayor amplitud de rangos –es decir, un menor acercamiento al porcentaje real de las gráficas– así como la mayor diferencia entre grupos. A pesar de que hubo diferencias estadísticamente significativas según la prueba ANOVA, se presentó una

gran cantidad de valores atípicos que, al igual que el caso anterior, podría significar que es un gráfico mucho más difícil de decodificar en términos de estimaciones precisas de cantidades numéricas. Este resultado fue similar al de los experimentos anteriores, ya que éstos también consideraron al color como la tarea perceptual más baja con respecto a la precisión y transmisión de los datos.

En cuanto a la reflexión sobre los elementos gráficos, en el mapa de color también hubo unanimidad entre los tres grupos, que identificaron la variable del color como elemento gráfico relevante (entre 87% y 91%). En este caso, los tres grupos identificaron el color como elemento sin diferencias significativas, lo cual quiere decir que existió un consenso general sin importar la formación y experiencia previa de los sujetos.

Por su parte, algunas de las personas entrevistadas también estuvieron de acuerdo en que el color es un apoyo sumamente importante, aunque una emisora experta recomendó no utilizar más de tres colores –en el caso de tener una sola variable– para poder utilizar uno de fondo, uno en la visualización y otro para dar acentos visuales (Rubio, 2021). De esta manera, el lector no se satura de tantos colores e identifica los elementos más importantes sin un mayor reto cognitivo. Sobre este tema, un emisor opinó que a veces se necesita que la información sea más inmediata, y el color no logra este cometido. En contraste, otra opinión contradujo este comentario y consideraba útil al color para el procesamiento preatentivo, ya que “si la gente ve algo colorido, van a meterse sin darse cuenta en temas que a veces no estaban pensando” (Data Cívica, 2020). En este sentido, otro entrevistado opinó que el color es más efectivo como herramienta de “realce o *highlight*” que se mencionó anteriormente, más que como constante dentro de la visualización.

Paralelamente, los receptores entrevistados tuvieron ideas encontradas, ya que una opinaba que el color “[...] se me hace importante, pero se aprecia cuando [los diseñadores] tienen en mente que a lo mejor no toda la gente puede imprimir o compartir a color. Si es posible, evitar el color, lo malo es que es muy efectivo” (Gutiérrez, 2021). Contrario a esto, otra receptora expresó que, en el caso de las visualizaciones que se comparten a nivel nacional (como las del INEGI), se deberían hacer comparativos más fuertes y con diferencias de colores para comprender el fenómeno de mejor manera. En otro caso, el color se percibió como algo “entretenido”, ya que “antiguamente todo era blanco y negro y era muy aburrido ver grises, rayitas punteadas, y ahora tener un buen uso de colores creo que también es relevante, aunque es un tema complejo porque

hay ocasiones en las que requieres muchos [colores] y creo que es complicado saber usarlos para no saturarte, ni que parezca una imagen blanco y negro coloreada” (Alberti, 2021).

En suma, el color fue un elemento muy controvertido, ya que existieron puntos de vista divergentes, pero se llegó a la conclusión de que puede ser una herramienta muy útil, siempre y cuando se tenga muy claro por qué y para qué se aplica.

Por su parte, Cairo (2020) coincide en que el color en sus distintas modalidades –sombreado, saturación y tono– aplicado a la visualización de datos es algo sumamente complejo, ya que, si se utiliza sin un análisis previo de lo que se pretende transmitir, puede resultar un impedimento o un obstáculo en el proceso perceptual del lector. Esto fue similar a las conclusiones del trabajo comparativo de Modestow (2020), ya que destacó el color como un elemento fundamental para que se pueda transmitir información de manera más transparente y efectiva, además de que subrayó el fuerte efecto que tiene en cómo los lectores reaccionan y digieren la información.

Es probable que ahora, dado que las visualizaciones en su mayoría son a color, los lectores se empiecen a acostumbrar a hacer estimaciones con esta herramienta, pero en el caso de esta investigación, se vio que la jerarquía de Cleveland y McGill se mantuvo igual en cierta medida, con la variable del color y el área como elementos gráficos poco efectivos para la transmisión de datos exactos.

Formación académica y profesional

Como se mencionó anteriormente, se encontró que existieron diferencias estadísticamente significativas en la primera actividad de estimación de porcentajes, mas no en la reflexión posterior de los elementos gráficos. Esto puede significar que la formación previa de los sujetos puede relacionarse directamente con operaciones rápidas como la primera del formulario, pero al momento de hacer actividades de reflexión más complejas –como pensar en qué elemento gráfico les ayudó a contestar la pregunta anterior– las variables de formación académica y experiencia profesional resultan poco relevantes.

La última pregunta particular se enfocó en el papel que juega la formación y experiencia previa de las personas sobre diseño y visualización de datos, ya que en los experimentos anteriores no se tomó en cuenta como una variable relevante en la investigación. Los resultados arrojaron que, para fines de la percepción gráfica, la formación juega un papel importante, ya que el proceso

de decodificación de información puede ser llevado de manera más sencilla si las personas tienen noción sobre diseño en general y se relacionan con visualizaciones de datos frecuentemente. Se vio que en algunos casos, quienes tenían mayor experiencia en temas de diseño y visualización, se acercaron más a los porcentajes reales de las gráficas.

En el mapa de color verde, la gráfica de barras no alineadas azul, la gráfica de barras no alineadas roja y la gráfica de pastel azul, además de tener diferencias entre los grupos, se observó que aquellos con experiencia previa en diseño y visualización de datos tuvieron un mayor acercamiento al porcentaje real que los grupos sin experiencia previa. De hecho, este hallazgo coincidió con el supuesto original de que la formación previa podría afectar el proceso de percepción gráfica de las visualizaciones de datos estáticas.

No obstante, en otros casos se evidenció que las personas que tenían mayor familiaridad con las gráficas comunes –especialmente la gráfica de barras y la gráfica de pastel– se acercaron más a los porcentajes reales que en el caso de las gráficas de burbujas o los mapas de color, por lo que surgieron nuevas variables a tomar en cuenta que no necesariamente están relacionadas con la formación profesional y experiencia previa, sino más bien con el procesamiento *top-down*, es decir, el conocimiento previo sobre las gráficas expuestas en el formulario.

Por otra parte, al haber realizado entrevistas tanto a emisores como a receptores, se observó que muchas veces existieron similitudes entre lo que buscan comunicar los diseñadores y lo que esperan recibir los lectores. Por ejemplo, hubo un consenso general en cuanto a la claridad de la información versus el exceso de “ornamentos” que muchas veces dificultan el proceso de percepción. En el caso de los emisores, la mayoría coincidió en que –siempre y cuando ese sea el objetivo principal de la visualización– la veracidad y la transparencia de la información debe ir siempre por delante del diseño. Asimismo, varios receptores comentaron sobre visualizaciones que no habían sido tan útiles perceptualmente ya que las decisiones que se tomaron –ya sea en cuanto al tipo de visualización o a los elementos gráficos– no lograron captar la atención de los lectores, o bien, no lograron comprender la información contenida dentro de las gráficas, por lo que su proceso de percepción gráfica fue interrumpido.

En contraste, las entrevistas arrojaron que muchas veces no existe un canal de comunicación directo que permita a quienes realizan las visualizaciones de datos poder comprender quién es el público objetivo o qué características tiene. Sobre este tema, una entrevistada me compartió una investigación que se realizó para ver cómo eran percibidas e

interpretadas las gráficas de cambio climático del *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC). Descubrieron que una de ellas –denominada “contraintuitiva” por los investigadores– mostraba diagramas de caja y bigote cuyos principales elementos gráficos eran longitud y posición sobre ejes alineados. La manera en la que los creadores de la visualización decidieron acomodar los datos causó que los participantes llegaran a conclusiones exactamente opuestas.

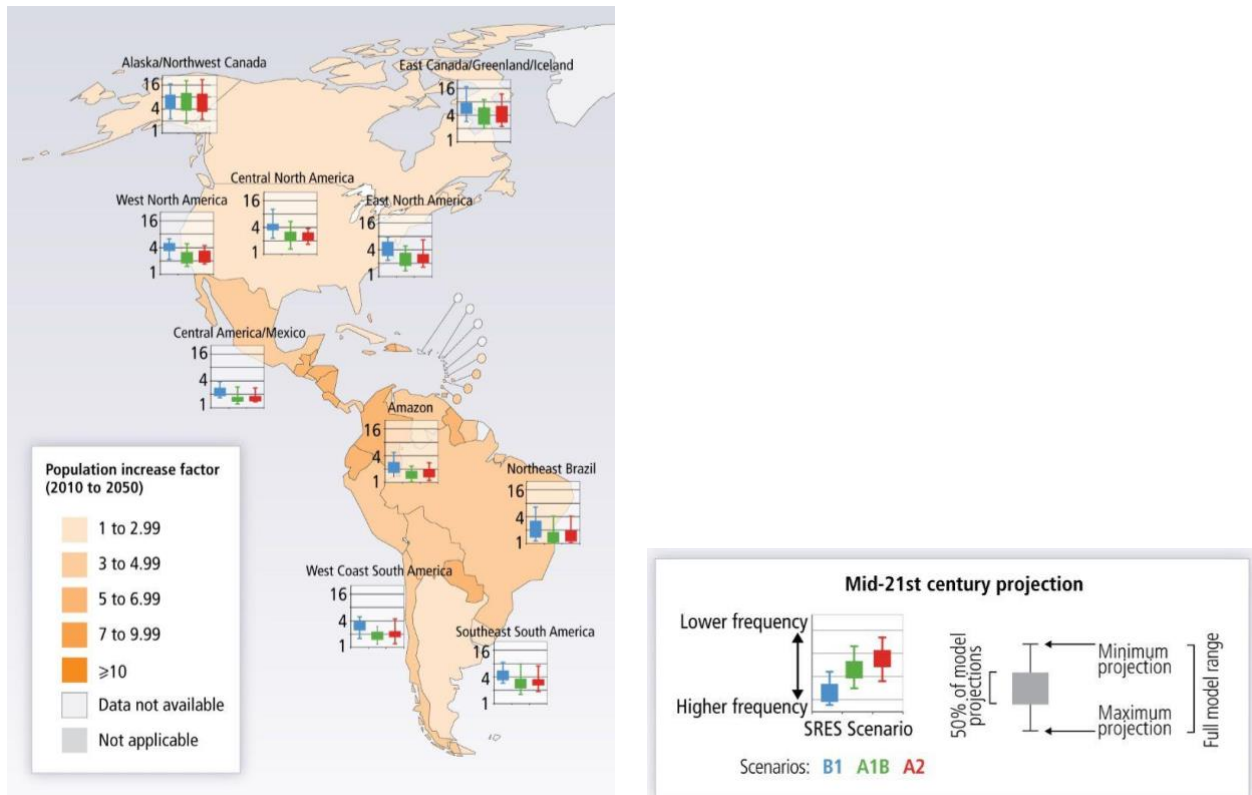


Figura 16. Fragmento de la gráfica contraintuitiva del IPCC presentada en el experimento donde se muestran proyecciones de las frecuencias de calor extremo en distintas regiones del mundo, IPCC, 2020.

En la visualización se muestra cómo a mayor longitud de la caja y bigote, menor la frecuencia de calor; no obstante, las personas relacionaron el elemento gráfico de longitud con un incremento de calor extremo en vez de una disminución, por lo que estaban seguros de que su respuesta era correcta (Van der Broek, 2020). Este no fue el único caso en donde las visualizaciones crearon confusión en los lectores; de hecho, en la adaptación del experimento de Cleveland y McGill se observó este fenómeno en muchas ocasiones. Por ejemplo, tanto en la gráfica de barras no alineadas verde como en el mapa de color rojo, el grupo con menor experiencia en diseño y visualización de datos contestó porcentajes complementarios. Estos hallazgos

justifican la importancia de tomar en cuenta el tipo de público que interactúa con las visualizaciones, así como los elementos que se deben elegir para comunicar la información gráfica de manera eficiente.

Me pareció pertinente haber tomado en consideración a los diferentes tipos de agentes dentro de una visualización de datos durante todo el proceso de investigación, ya que de esta manera se pudo constatar la importancia de tener una clara comunicación entre todas las personas involucradas en el proceso de diseño y transmisión de una representación gráfica.

Finalmente, haber adaptado el experimento original con nuevas interrogantes como la de la formación previa me ayudó también a entender las distintas perspectivas desde donde se puede mirar el fenómeno de percepción gráfica, que si bien puede ser considerado un aspecto universal e intrínseco del ser humano, también vale la pena ser cuestionado y comprobado en un contexto tan complejo como el que estamos viviendo actualmente, donde el uso excesivo de estímulos visuales muchas veces perjudica el proceso perceptual.

Conclusiones

La presente investigación se aproximó a distintos elementos clave de la percepción gráfica en las visualizaciones de datos estáticas. A partir de la búsqueda de antecedentes y referentes teóricos y metodológicos, así como la indagación de conceptos como visión, percepción, información, entre otros, fue posible contrastar estos componentes y observarlos de manera experimental en el desarrollo del trabajo. Con ello, se evidenció la importancia de cuestionar diversos aspectos de las gráficas y del proceso perceptivo que llevan a cabo los lectores. Se pudo observar que frecuentemente las visualizaciones de datos no logran comunicar información de manera precisa –muchas veces por cuestiones de diseño– que podrían evitarse si existe un conocimiento previo sobre temas como la percepción gráfica y los elementos que la conforman.

Las entrevistas realizadas ayudaron a enriquecer y complementar los conceptos desarrollados en este trabajo, y gracias a las diferentes perspectivas de los entrevistados, surgieron nuevas categorías de análisis como el procesamiento *bottom-up* y *top-down*, el papel de los atributos o *encodings*, los principales errores de diseño y el papel de la ética en las visualizaciones de datos. Las opiniones y experiencias compartidas en las entrevistas permitieron dimensionar el enorme potencial que tiene la visualización de datos en el campo de la investigación, no solamente en la parte de diseño, sino también en los distintos procesos que suceden antes de extraer la información de una representación visual.

Por otra parte, los resultados que se obtuvieron en el formulario arrojaron que existen pocas diferencias en cuanto a la percepción gráfica en este experimento y sus predecesores. No obstante, en la actividad de estimar porcentajes, hubo diferencias estadísticamente significativas entre los grupos, lo que puede significar que la formación previa es relevante al decodificar rápidamente la información. Además, en algunos casos, quienes tenían mayor relación con distintas nociones de diseño y visualización de datos pudieron estimar porcentajes de manera más efectiva que aquellos sin experiencia en diseño y sin consultar contenido frecuentemente.

De igual manera, como lo mencionó uno de los entrevistados expertos, el conocimiento previo –o el procesamiento *top-down*– también juega un papel crucial en el proceso de percepción, ya que algunas gráficas podrían ser fácilmente percibidas no tanto por sus características de diseño, sino porque la persona en cuestión ya tiene una noción de qué hacer y cómo obtener la información dentro de la gráfica. La mayoría de las respuestas de los emisores y receptores entrevistados

tuvieron concordancia con los resultados cuantitativos, ya que comprendieron la importancia de conocer y aplicar los elementos gráficos para objetivos concretos de comunicación.

En el caso del emisor más experto, éste hizo una aportación sustancial en cuanto al experimento de Cleveland y McGill, ya que si bien reconoció su relevancia y pertinencia a lo largo de la historia del diseño y visualización de datos, explicó que es importante entender el contexto y la perspectiva estadística de los investigadores y exhortó a los diseñadores a seguir este tipo de investigaciones como pautas flexibles y no como reglas inamovibles. En casos como el color –que obtuvo el nivel más bajo en la jerarquía– puede llegar a ser útil en otros contextos donde no sea necesario decodificar los datos exactos –por ejemplo, en geografía o cartografía– así como en las gráficas de burbujas y los mapas de color.

Futuras líneas de investigación

A raíz del proceso del trabajo y los hallazgos encontrados, es importante señalar las limitaciones que hubo para considerarlas en próximas líneas de investigación. Una de las limitaciones más importantes tuvo que ver con la manera en la que se aplicó el experimento adaptado de Cleveland y McGill. La gran cantidad de valores atípicos y los rangos anormales que surgieron no sólo se relacionan con el proceso de percepción de los participantes, sino que muchos de ellos seguramente se debieron a la forma en la que se plantearon las preguntas. Pese a que se hizo una prueba piloto con comentarios y retroalimentación al respecto, no se llegó a una claridad total en cuanto al tipo de ejercicios que se tenían que realizar en el formulario, lo que causó que muchas personas contestaran porcentajes alejados a los reales por concepciones erróneas de los participantes (como el caso de los mapas de color donde algunos participantes no supieron qué actividades hacer).

Para futuros trabajos, se recomendaría realizar más de una prueba piloto para ver si los ajustes a las preguntas que resultaban poco claras fueron resueltos en su totalidad. Asimismo, el hecho de haber aplicado el experimento en un formato remoto y virtual pudo crear malentendidos que tal vez se podrían evitar en un experimento presencial.

Otra ausencia en el trabajo de investigación se observó en la triangulación de las entrevistas con el formulario de percepción gráfica. Muchas de las preguntas –tanto de los emisores como de los receptores– no estaban directamente relacionadas con los ejercicios del experimento. Por esta razón, en algunos casos fue más complicado lograr conjuntar los hallazgos de la primera parte de la investigación con las opiniones de expertos en temas de diseño y visualización de datos.

Se sugeriría entonces que las entrevistas tuvieran preguntas más directas con respecto a temas concretos de la percepción gráfica para que el proceso de codificación, análisis y triangulación de resultados pueda ser más rico, además de la relación entre ambos métodos de investigación pueda contrastarse con mayor facilidad.

Finalmente, es importante tomar en cuenta que esta investigación se enfocó en las visualizaciones estáticas, por lo que nunca se buscó generalizar el fenómeno de la percepción gráfica, y se puede inferir que en otro tipo de visualizaciones más complejas –como las interactivas– o en otras actividades que no sólo comparen dos cantidades dentro de una gráfica seguramente los resultados serán distintos, ya que el sujeto necesita hacer una indagación más profunda, y en muchos casos, las visualizaciones actuales tienen retos cognitivos mucho mayores que los expuestos en este trabajo.

A partir de lo observado, quedó claro que los sujetos construyen interpretaciones propias que afectan su proceso de entendimiento. Por ejemplo, quienes compararon áreas en el mapa de color en vez de los cambios en la saturación de color, evidenciaron la importancia de observar que muchas veces la visualización busca comunicar algo pero el lector entenderá otra cosa, y en consecuencia, el proceso de percepción gráfica y los procesos subsecuentes –más complejos– de interpretación y aprendizaje se verán alterados. Varios entrevistados coincidieron en que esto se puede resolver con anotaciones y explicaciones más concretas sobre cómo leer las visualizaciones, ya que muchas veces no son conocidas por el público. Asimismo, explicar cómo leerlas no demerita el proceso de diseño ni la visualización en sí, por el contrario, ayuda a que ésta sea comprendida de la mejor manera posible.

Procesos bottom-up, top-down y estrategias visuales

A partir de las entrevistas realizadas, se llegaron a otras líneas de investigación que podrían ser desarrolladas en un futuro. Por ejemplo, en el caso de los procesos *bottom-up* y *top-down* que explicó Cairo, faltaría analizarlos con mayor profundidad, especialmente con relación a la percepción gráfica. En esta investigación sólo se dimensionó el papel que tuvieron en la discusión de los resultados –en casos donde las gráficas resultaban familiares para la mayoría de los participantes–. No obstante, se podría replantear el experimento con una nueva variable sobre la familiaridad o el conocimiento previo de las visualizaciones, ya que se encontró que esto afecta directamente al proceso de percepción gráfica, y vale la pena que sea tomado en cuenta desde el principio de la investigación.

Además de estos conceptos, se sugiere indagar en las estrategias visuales de búsqueda que menciona Ware (2013) con respecto a las “preguntas visuales” que el cerebro construye en su proceso interpretativo, ya que se encontró que cada persona tiene estrategias propias que la llevan a observar distintos elementos o realizar operaciones que no tienen que ver con el gráfico en sí. El haber comparado áreas en vez de colores en el mapa es un ejemplo de cómo las personas le dan un sentido propio a lo que están observando y, por tanto, estos procesos también deben ser considerados, más allá de las características de diseño que la visualización tenga para apoyar el proceso de interpretación de los datos.

Otro elemento que no se alcanzó a vislumbrar en esta investigación pero que sería importante retomar son los tipos de pregunta y niveles de lectura que desarrolló Bertin en 1967. Estos conceptos son mucho más complejos que el proceso perceptual, ya que incluyen procesos como la extracción de los datos, el análisis y la integración del conocimiento (Cairo, 2020). Este planteamiento podría ser analizado desde la perspectiva de la Gestalt, es decir, cómo el cerebro construye patrones para crear coherencia en un sistema –en este caso, en una visualización de datos–.

Percepción gráfica en visualizaciones de datos dinámicas

Como se mencionó en apartados anteriores, debido al desarrollo tecnológico de los últimos años, las visualizaciones de datos dinámicas o interactivas son cada vez más utilizadas en diversas áreas del conocimiento. Sin embargo, éstas tienen otras particularidades y existe una mayor complejidad en el proceso de decodificación de información. Por ello, sería interesante comparar y contrastar los hallazgos de investigaciones de gráficas estáticas con aquellas interactivas para ver si cambian los aspectos generales, o incluso si existen nuevos elementos como el movimiento en ejes u otras características intrínsecas de las visualizaciones digitales.

Ética en las visualizaciones de datos

Uno de los aspectos más relevantes que encontré tras haber realizado esta investigación fue el papel que juega la ética en las visualizaciones de datos. Muchos entrevistados compartieron su preocupación sobre el mal uso de las gráficas, ya que pueden desinformar a los lectores por su aparente objetividad al mostrar números o cantidades. Algunas veces, las personas no saben leer las visualizaciones y le atribuyen credibilidad a un trabajo sólo por tener gráficas, sin observar

elementos dentro de éstas que son falsos o que pueden mentir. En este sentido, una investigación que toque el tema de la desinformación en las visualizaciones de datos, así como los elementos principales a considerar al momento de leer una gráfica –ejes, anotaciones, fuentes, entre otros– podría ser una aportación interesante para poner en juego las ventajas y desventajas de confiar en el tipo de visualizaciones que muchas veces engaña a las personas.

Para finalizar, cito a Modestow (2020) al considerar que quienes realizan las visualizaciones de datos tienen la responsabilidad de asegurarse que cada elemento de diseño pueda apoyar en la transmisión de información. Investigaciones como esta aportan conocimiento tanto a diseñadores gráficos como a creadores de visualizaciones de datos para que observen cómo los sujetos procesan la información. Es fundamental tomar en cuenta aspectos de percepción –procesamiento y atributos preatentivos, elementos gráficos, entre otros– antes de diseñar una representación visual; tener claridad en qué quieren comunicar y qué público lo va a recibir ayudará a que la visualización que elijan sea la más efectiva para cumplir esos objetivos. Así, podrán comunicar la información de manera directa y clara; finalmente, esa es la razón de ser de una visualización de datos.

Referencias

Bibliografía

- ARNHEIM, Rudolf (1986). *El pensamiento visual*, Ediciones Paidós, Barcelona.
- ATTARDI, Mauro (2016). *Análisis del diseño de visualización interactiva de información* [Tesis de maestría no publicada], Universitat Politècnica de València.
- BAECKER, Dirk (2017). Teorías sistémicas de la comunicación, *Revista Mad. Revista del Magíster en Análisis Sistémico aplicado a la Sociedad* (37), 1-20.
- Batchelor, David (2008). *Colour*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- BERINATO, Scott (2016). *Good charts: the HBR guide to making smarter, more persuasive data visualizations*, Harvard Business School Publishing Corporation, Boston.
- BERLIN, Brent y Kay, Paul (1969). *Basic color terms. Their universality and evolution*, University of California Press, California.
- BERTIN, Jacques (1967). *Sémiologie graphique. Les diagrammes, les réseaux, les cartes*, Gauthiervillars/ Mouton, París.
- CAIRO, Alberto (2013). *The functional art. An introduction to information graphics and visualization*, New Riders (Pearson), California.
- _____ (2016). *The truthful art. Data, charts, and maps for communication*, New Riders (Pearson), California.
- Callaghan, Tara (1984). Dimensional interaction of hue and brightness in preattentive field segregation, *Perception & Psychophysics* (36), 25-34.
- Card, Stuart K., Mackinlay, Jock D. y Schneiderman, Ben (1999). *Readings in information visualization. Using vision to think*, Academic Press, San Diego.
- CLEVELAND, William y McGill, Robert (1984). Graphical Perception: Theory, Experimentation, and Application to the Development of Graphical Methods, *Journal of the American Statistical Association*, 79(387), 531-554.

- COATES, Kathryn y Ellison, Andy (2014). *Introducción al diseño de la información*, Parramón Arts & Design, Barcelona.
- DEHAENE, Stanislas (2014). *El cerebro lector: últimas noticias de las neurociencias sobre la lectura, la enseñanza, el aprendizaje y la dislexia*, Siglo Veintiuno Editores, Buenos Aires.
- FEW, Stephen (2004). *Show me the numbers: designing tables and graphs to enlighten*, Analytics Press, California.
- GAGE, John (2000). *Color and meaning: art, science and symbolism*, University of California Press, California.
- GIBSON, James J. (1979 [2014 s.e.]). *The ecological approach to visual perception*, Psychology Press, Nueva York.
- HARLEY, John B. (1991). Can there be a cartography ethics?, *Cartographic perspectives*, 10, pp. 9-16, North American Cartographic Information Society.
- HEALEY, Christopher G. y Enns, James T. (1999). Large datasets at a glance: Combining textures and colors in scientific visualization, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 5(2), 145-167.
- _____ (2012). Attention and visual memory in visualization and computer graphics, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 18(7), 1170-1188.
- HELLER, Eva (2010). *Psicología del color. Cómo actúan los colores sobre los sentimientos y la razón*, Editorial Gustavo Gili, Barcelona.
- HERNÁNDEZ SAMPIERI, Roberto (2014). *Metodología de la investigación*, McGraw-Hill / Interamericana Editores, Ciudad de México.
- HUMPHREYS, Glyn y Riddoch, M. Jane (1984). Interactions between object and space systems revealed through neuropsychology, *Attention and Performance*, 24, 183-218, MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- JULESZ, Bela (1983). Texton theory of two-dimensional and three-dimensional vision, *Proceedings of the SPIE*, 357, p. 2, San Diego.

- KOSARA, Robert y Skau, Drew (2016). Judgment error in pie chart variations, *Eurographics Conference on Visualization (EuroVis)*, 35(3).
- MARCOS, Carlos L. y Olivares, Joel (2014). Percepción y Pensamiento Gráfico. Estrategias gestálticas en la docencia de E.G.A. y el Diseño Gráfico, *El reconocimiento docente. Innovar e investigar con criterios de calidad: XII Jornadas de redes de investigación en docencia universitaria*, 1160-1184, Alicante.
- MEIRELLES, Isabel (2014). *La información en el diseño*, Parramón Arts & Design, Barcelona.
- NUSSBAUMER KNAFLIC, Cole (2015). *Storytelling with data. A data visualization guide for business professionals*, John Wiley & Sons, Inc., Nueva Jersey.
- PASCUAL, Víctor (2016). Buenas prácticas en visualización de datos, *Universitat Oberta de Catalunya*, Barcelona.
- RENDGEN, Sandra (2019). *History of information graphics*, Taschen, Colonia.
- SÁENZ, Amaia (2015). Muestreo y selección de fuentes de información, *Curso de introducción a la investigación cualitativa*, Universitat Autònoma de Barcelona, Barcelona.
- Saldaña, Johnny (2016). *The coding manual for qualitative researchers*, Sage Publications, California.
- SURI, Harsh (2013). Epistemological pluralism in research synthesis methods, *International Journal of Qualitative Studies in Education*, 26(7), 889-911.
- TUFTE, Edward R. (2018 [s.e.]). *The Visual Display of Quantitative Information*, Graphics Press LLC, Connecticut.
- VANDERPLAS, Susan (2015). *Perception in Statistical Graphics* [Tesis de doctorado, Iowa State University], Graduate Theses and Dissertations, Iowa.
- VANDERPLAS, Susan, Cook, Dianne y Hoffman, Heike (2020). Testing Statistical Charts: What Makes a Good Graph?, *Annual Review of Statistics and Its Application*, 7(1), California.
- WAGEMANS, John, Kubovy, Michael, Peterson, Mary A., Elder, James H., Palmer, Stephen E., Singh, Manish y von der Heydt, Rüdiger (2012). A Century of Gestalt Psychology in Visual

Perception: I. Perceptual Grouping and Figure-Ground Organization, *Psychological Bulletin*, 138(6), 1172-1217.

WARE, Colin (2013). *Information visualization: perception for design*, Morgan Kaufmann, San Francisco.

WEXLER, Steve, Shaffer, Jeffrey y Cotgreave, Andy (2017). *The big book of dashboards. Visualizing your data using real-world business scenarios*, Wiley, Nueva Jersey.

YARBUS, Alfred L (1967). *Eye movements and vision*, Plenum Press, Nueva York.

Sitios web

COOK, Dianne y Hofmann, Heike (2016, 8, 3). Modern crowd-sourcing and Cleveland-McGill's graphical hierarchy, *Visiphilia*, <http://visiphilia.org/2016/08/03/CM-hierarchy>

GIL, Jorge (2017, 11, 24). *La teoría Gestalt aplicada al mundo del diseño*, <https://graffica.info/principios-gestalt-diseno/>

MODESTOW, Kirsten (2020, 3, 19). *Pandemics and Pantones: The Role of Color in Clear Communication*, <https://thedieline.com/blog/2020/3/30/pandemics-and-pantones-the-role-of-color-in-clear-communication?>

Olmeda-Gómez, Carlos (2014). Visualización de información. *Profesional de la Información*, 23(3), 213-220. <https://doi.org/10.3145/epi.2014.may.01>

PALSKY, Gilles (2017, 10, 26). *La Semiología gráfica de Jacques Bertin cumple cincuenta años*, <https://visionscarto.net/semiologia-grafica-bertin>

RUBIO LACOPA, María (2011, 12, 11). *Desinformados por sobreinformación*, <https://lavanguardia.com/opinion/temas-de-debate/20111211/54240085953/desinformados-por-sobreinformacion.html>

SLUIS, Karl (2016, 2, 25). Before Tufte, there was Bertin. Jacques Bertin and the graphic sign system, *Karl Suis*, <https://karlsluis.medium.com/before-tufte-there-was-bertin-63af71ceaa62>

- SOLARES, Claudia (2018). *¿Cuál es el efecto del contenido visual en el cerebro?*, <https://neuromarketing.la/2018/02/contenido-visual-efecto-en-cerebro/>
- SOTAQUIRÁ-GUTIÉRREZ, Ricardo (2014). Una nueva técnica de visualización dinámica para simulaciones en dinámica de sistemas. *Dyna*, 81(188), 229-236, <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=49632758030>
- TEGHTSOONIAN, Martha (1965). The judgment of size. *The American Journal of Psychology*, 78(3), 392-402. <https://doi.org/10.2307/1420573>
- UNESCO, (2006). *Tradiciones y expresiones orales, incluido el idioma como vehículo del patrimonio cultural inmaterial*, <https://ich.unesco.org/es/tradiciones-y-expresiones-orales-00053>
- VAN DEN BROEK, Karlijn (2020). *Guest post: The perils of counter-intuitive design in IPCC graphics*, <https://www.carbonbrief.org/guest-post-the-perils-of-counter-intuitive-design-in-ipcc-graphics>

Entrevistas

- Alberti, Paolo (2021, 4 de febrero).
- Cairo, Alberto (2020, 15 de diciembre).
- Gutiérrez, María (2021, 11 de febrero).
- Hernández, Ana Laura (2021, 9 de febrero).
- Lara, Adrián y Elton, Óscar [miembros de Data Cívica A.C.] (2021, 20 de enero).
- Rubio, Diana Estefanía (2021, 12 de enero).

Anexos

Anexo 1 Desarrollo cuantitativo

Tabla de frecuencia (para primera prueba de ANOVA)

		1.1 Gráfica de barras azul	1.2 Gráfica de burbujas roja	1.3 Mapa de color verde	1.4 Gráfica de pastel roja	1.5 Gráfica de barras no alineadas azul	2.1 Gráfica de pastel verde	2.2 Mapa de color azul	2.3 Gráfica de barras no alineadas roja	2.4 Gráfica de burbujas verde	2.5 Gráfica de barras roja	3.1 Gráfica de barras no alineadas verde	3.2 Gráfica de pastel azul	3.3 Gráfica de barras verde	3.4 Mapa de color rojo	3.5 Gráfica de burbujas azul
N	Válidos	210	213	190	210	212	213	191	212	211	213	211	210	208	207	211
	Perdidos	3	0	23	3	1	0	22	1	2	0	2	3	5	6	2
	Media	41.69	28.16	76.48	18.66	35.05	80.05	56.16	18.70	80.64	20.24	77.39	39.21	78.65	26.19	46.25
	Mediana	40.00	25.00	80.00	20.00	34.17	80.00	60.00	20.00	85.00	20.00	80.00	35.00	80.00	20.00	50.00
	Moda	40	25	80	20	40	80	50	20	90	20	80	40	80	20	50
	Desv. típ.	6.951	8.438	16.119	6.607	8.359	13.903	16.988	6.427	17.695	6.828	10.166	12.198	7.085	21.007	15.444
	Varianza	48.322	71.192	259.807	43.652	69.873	193.294	288.600	41.302	313.128	46.619	103.353	148.782	50.198	441.290	238.510
	Mínimo	25	10	5	5	15	10	5	6	10	6	5	20	25	2	10
	Máximo	75	69	100	69	70	100	100	69	100	70	91	100	90	100	100
	Percentiles	25	40.00	25.00	75.00	15.00	30.00	80.00	50.00	15.00	80.00	17.50	75.00	30.00	75.00	13.00
	50	40.00	25.00	80.00	20.00	34.17	80.00	60.00	20.00	85.00	20.00	80.00	35.00	80.00	20.00	50.00
	75	46.25	30.00	85.00	20.00	40.00	90.00	70.00	20.00	90.00	20.00	80.00	45.00	80.00	30.00	50.00

Tabla de frecuencia (para segunda prueba de ANOVA)

		1.1 Gráfica de barras azul	1.2 Gráfica de burbujas roja	1.3 Mapa de color verde	1.4 Gráfica de pastel roja	1.5 Gráfica de barras no alineadas azul	2.1 Gráfica de pastel verde	2.2 Mapa de color azul	2.3 Gráfica de barras no alineadas roja	2.4 Gráfica de burbujas verde	2.5 Gráfica de barras roja	3.1 Gráfica de barras no alineadas verde	3.2 Gráfica de pastel azul	3.3 Gráfica de barras verde	3.4 Mapa de color rojo	3.5 Gráfica de burbujas azul
N	Válidos	208	213	182	204	208	200	164	209	185	210	209	201	208	207	211
	Perdidos	5	0	31	9	5	13	49	4	28	3	4	12	5	6	2
	Media	41.39	28.16	77.78	18.71	34.65	81.24	53.21	18.32	81.88	20.14	77.99	37.44	78.65	26.19	46.25
	Mediana	40.00	25.00	80.00	20.00	33.17	80.00	50.00	20.00	85.00	20.00	80.00	35.00	80.00	20.00	50.00
	Moda	40	25	80	20	40	80	50	20	90	20	80	40	80	20	50
	Desv. típ.	6.282	8.438	12.444	5.358	7.194	9.720	13.175	4.540	12.444	5.839	8.099	8.809	7.085	21.007	15.444
	Varianza	39.466	71.192	154.858	28.709	51.751	94.485	173.580	20.613	154.849	34.094	65.601	77.598	50.198	441.290	238.510
	Mínimo	25	10	10	10	20	20	20	10	25	10	20	20	25	2	10
	Máximo	60	69	95	35	60	95	80	30	95	70	91	65	90	100	100
	Percentiles	25	40.00	25.00	75.00	15.00	30.00	80.00	50.00	15.00	80.00	18.00	75.00	30.00	75.00	13.00
	50	40.00	25.00	80.00	20.00	33.17	80.00	50.00	20.00	85.00	20.00	80.00	35.00	80.00	20.00	50.00
	75	45.00	30.00	85.00	20.00	40.00	90.00	60.00	20.00	90.00	20.00	80.00	42.50	80.00	30.00	50.00

Tablas de frecuencia según formación académica y profesional
(para primera prueba de ANOVA)-Conjunto 1

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
1.1 Gráfica de barras azul	Media	41	41	43
	Mediana	40	40	40
	Moda	40	40	40
	Desviación típica	6	7	9
	Percentil 25	40	40	40
	Percentil 75	45	50	50
	Mínimo	25	25	30
	Máximo	60	50	75

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
1.2 Gráfica de burbujas roja	Media	31	27	26
	Mediana	30	25	25
	Moda	25	25	25
	Desviación típica	11	7	7
	Percentil 25	25	25	25
	Percentil 75	40	30	30
	Mínimo	13	15	10
	Máximo	69	50	50

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
1.3 Mapa de color verde	Media	81	75	72
	Mediana	80	80	80
	Moda	80	80	90
	Desviación típica	8	16	26
	Percentil 25	80	75	70
	Percentil 75	85	80	90
	Mínimo	50	10	5
	Máximo	95	100	100

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
1.4 Gráfica de pastel roja	Media	20	18	19
	Mediana	20	20	20
	Moda	20	20	20
	Desviación típica	8	5	7
	Percentil 25	15	15	15
	Percentil 75	23	20	25
	Mínimo	8	5	5
	Máximo	69	30	30

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
1.5 Gráfica de barras no alineadas azul	Media	38	34	32
	Mediana	40	33	30
	Moda	40	40	30
	Desviación típica	9	8	6
	Percentil 25	30	30	30
	Percentil 75	40	40	35
	Mínimo	20	15	20
	Máximo	70	70	50

Tablas de frecuencia según formación académica y profesional
(para primera prueba de ANOVA)-Conjunto 2

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
2.1 Gráfica de pastel verde	Media	81	80	78
	Mediana	80	80	80
	Moda	80	80	80
	Desviación típica	14	13	16
	Percentil 25	80	80	75
	Percentil 75	90	90	90
	Mínimo	10	25	15
	Máximo	100	100	100

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
2.2 Mapa de color azul	Media	58	54	57
	Mediana	60	50	60
	Moda	50	50	50
	Desviación típica	14	17	23
	Percentil 25	50	50	50
	Percentil 75	70	60	75
	Mínimo	5	10	0
	Máximo	80	100	100

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
2.3 Gráfica de barras no alineadas roja	Media	20	18	18
	Mediana	20	20	20
	Moda	20	20	20
	Desviación típica	9	5	6
	Percentil 25	15	15	15
	Percentil 75	20	20	20
	Mínimo	6	10	10
	Máximo	69	25	25

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
2.4 Gráfica de burbujas verde	Media	83	79	80
	Mediana	90	85	90
	Moda	90	90	90
	Desviación típica	14	19	21
	Percentil 25	80	80	80
	Percentil 75	90	90	90
	Mínimo	10	15	10
	Máximo	100	100	100

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
2.5 Gráfica de barras roja	Media	22	20	19
	Mediana	20	20	20
	Moda	20	20	20
	Desviación típica	10	5	5
	Percentil 25	20	18	15
	Percentil 75	25	20	22
	Mínimo	6	7	10
	Máximo	70	30	30

Tablas de frecuencia según formación académica y profesional
(para primera prueba de ANOVA)-Conjunto 3

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
3.1 Gráfica de barras no alineadas verde	Media	77	77	79
	Mediana	80	80	80
	Moda	80	80	80
	Desviación típica	11	11	6
	Percentil 25	70	75	75
	Percentil 75	80	80	80
	Mínimo	5	20	60
	Máximo	90	91	90

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
3.2 Gráfica de pastel azul	Media	42	36	42
	Mediana	40	35	40
	Moda	40	30	40
	Desviación típica	13	9	15
	Percentil 25	33	30	30
	Percentil 75	50	40	50
	Mínimo	20	20	20
	Máximo	100	80	90

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
3.3 Gráfica de barras verde	Media	79	78	79
	Mediana	80	80	80
	Moda	80	80	80
	Desviación típica	5	9	4
	Percentil 25	75	75	80
	Percentil 75	80	80	80
	Mínimo	69	25	70
	Máximo	90	90	90

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
3.4 Mapa de color rojo	Media	29	24	26
	Mediana	20	20	20
	Moda	20	10	20
	Desviación típica	24	19	20
	Percentil 25	15	10	15
	Percentil 75	30	30	30
	Mínimo	5	2	7
	Máximo	100	100	90

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
3.5 Gráfica de burbujas azul	Media	48	45	45
	Mediana	50	50	40
	Moda	50	50	50
	Desviación típica	14	17	16
	Percentil 25	40	35	35
	Percentil 75	50	50	50
	Mínimo	20	10	20
	Máximo	80	100	85

Tablas de frecuencia según formación académica y profesional
(para segunda prueba de ANOVA)-Conjunto 1

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
1.1 Gráfica de barras azul	Media	41	42	41
	Mediana	40	40	40
	Moda	40	40	40
	Desviación típica	6	6	7
	Percentil 25	40	40	40
	Percentil 75	45	50	50
	Mínimo	25	30	25
	Máximo	60	50	50

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
1.2 Gráfica de burbujas roja	Media	31	26	27
	Mediana	30	25	25
	Moda	25	25	25
	Desviación típica	11	7	7
	Percentil 25	25	25	25
	Percentil 75	40	30	30
	Mínimo	13	10	15
	Máximo	69	50	50

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
1.3 Mapa de color verde	Media	81	77	76
	Mediana	80	80	80
	Moda	80	90	80
	Desviación típica	8	16	14
	Percentil 25	80	73	75
	Percentil 75	85	90	80
	Mínimo	50	16	10
	Máximo	95	90	90

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
1.4 Gráfica de pastel roja	Media	19	20	18
	Mediana	20	20	20
	Moda	20	20	20
	Desviación típica	6	6	5
	Percentil 25	15	15	15
	Percentil 75	23	25	20
	Mínimo	10	10	10
	Máximo	35	30	30

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
1.5 Gráfica de barras no alineadas azul	Media	37	32	34
	Mediana	40	30	33
	Moda	40	30	40
	Desviación típica	8	6	7
	Percentil 25	30	30	30
	Percentil 75	40	35	40
	Mínimo	20	20	20
	Máximo	60	50	60

Tablas de frecuencia según formación académica y profesional
(para segunda prueba de ANOVA)-Conjunto 2

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
2.1 Gráfica de pastel verde	Media	82	80	81
	Mediana	80	80	80
	Moda	80	80	80
	Desviación típica	11	10	9
	Percentil 25	80	80	80
	Percentil 75	90	90	90
	Mínimo	20	50	50
	Máximo	95	90	95

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
2.2 Mapa de color azul	Media	56	54	51
	Mediana	60	50	50
	Moda	50	50	50
	Desviación típica	11	15	14
	Percentil 25	50	50	50
	Percentil 75	60	70	60
	Mínimo	30	25	20
	Máximo	80	75	80

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
2.3 Gráfica de barras no alineadas roja	Media	19	18	18
	Mediana	20	20	20
	Moda	20	20	20
	Desviación típica	4	5	5
	Percentil 25	15	15	15
	Percentil 75	20	20	20
	Mínimo	10	10	10
	Máximo	30	25	25

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
2.4 Gráfica de burbujas verde	Media	84	84	79
	Mediana	90	90	82
	Moda	90	90	90
	Desviación típica	9	10	15
	Percentil 25	80	80	80
	Percentil 75	90	90	90
	Mínimo	50	50	25
	Máximo	95	90	95

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
2.5 Gráfica de barras roja	Media	22	19	20
	Mediana	20	20	20
	Moda	20	20	20
	Desviación típica	8	5	4
	Percentil 25	20	15	18
	Percentil 75	25	22	20
	Mínimo	10	10	10
	Máximo	70	30	30

Tablas de frecuencia según formación académica y profesional
(para segunda prueba de ANOVA)-Conjunto 3

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
3.1 Gráfica de barras no alineadas verde	Media	78	79	77
	Mediana	80	80	80
	Moda	80	80	80
	Desviación típica	7	6	9
	Percentil 25	75	75	75
	Percentil 75	80	80	80
	Mínimo	65	60	20
Máximo	90	90	91	

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
3.2 Gráfica de pastel azul	Media	40	38	36
	Mediana	40	35	35
	Moda	40	40	30
	Desviación típica	9	9	8
	Percentil 25	33	30	30
	Percentil 75	45	40	40
	Mínimo	20	20	20
Máximo	60	65	60	

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
3.3 Gráfica de barras verde	Media	79	79	79
	Mediana	80	80	80
	Moda	80	80	80
	Desviación típica	5	4	6
	Percentil 25	75	80	75
	Percentil 75	80	80	80
	Mínimo	69	70	65
Máximo	90	90	90	

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
3.4 Mapa de color rojo	Media	23	23	21
	Mediana	20	20	20
	Moda	20	20	10
	Desviación típica	14	10	11
	Percentil 25	15	20	10
	Percentil 75	25	25	25
	Mínimo	5	10	10
Máximo	69	50	60	

		Formación académica y profesional		
		G1	G2	G3
3.5 Gráfica de burbujas azul	Media	47	44	44
	Mediana	50	40	45
	Moda	50	50	50
	Desviación típica	14	12	14
	Percentil 25	40	35	35
	Percentil 75	50	50	50
	Mínimo	20	20	15
Máximo	80	70	75	

Primera prueba de ANOVA

Tipo de gráfica	Formación académica y profesional			P
	G1	G2	G3	
1.1 Gráfica de barras azul	41	41	43	0.304
1.2 Gráfica de burbujas roja	31	27	26	0.002
1.3 Mapa de color verde	81	75	72	0.017
1.4 Gráfica de pastel roja	20	18	19	0.163
1.5 Gráfica de barras no alineadas azul	38	34	32	0.001

Tipo de gráfica	Formación académica y profesional			P
	G1	G2	G3	
2.1 Gráfica de pastel verde	81	80	78	0.522
2.2 Mapa de color azul	58	54	57	0.241
2.3 Gráfica de barras no alineadas roja	20	18	18	0.045
2.4 Gráfica de burbujas verde	83	79	80	0.329
2.5 Gráfica de barras roja	22	20	19	0.025

Tipo de gráfica	Formación académica y profesional			P
	G1	G2	G3	
3.1 Gráfica de barras no alineadas verde	81	80	78	0.465
3.2 Gráfica de pastel azul	58	54	57	0.002
3.3 Gráfica de barras verde	20	18	18	0.705
3.4 Mapa de color rojo	83	79	80	0.379
2.5 Gráfica de burbujas azul	22	20	19	0.575

Segunda prueba de ANOVA

Tipo de gráfica	Formación académica y profesional			P
	G1	G2	G3	
1.1 Gráfica de barras azul	41	42	41	0.965
1.2 Gráfica de burbujas roja	31	26	27	0.002
1.3 Mapa de color verde	81	77	76	0.048
1.4 Gráfica de pastel roja	19	20	18	0.175
1.5 Gráfica de barras no alineadas azul	37	32	34	0.002

Tipo de gráfica	Formación académica y profesional			P
	G1	G2	G3	
2.1 Gráfica de pastel verde	82	80	81	0.559
2.2 Mapa de color azul	56	54	51	0.174
2.3 Gráfica de barras no alineadas roja	19	18	18	0.192
2.4 Gráfica de burbujas verde	84	84	79	0.042
2.5 Gráfica de barras roja	22	19	20	0.035

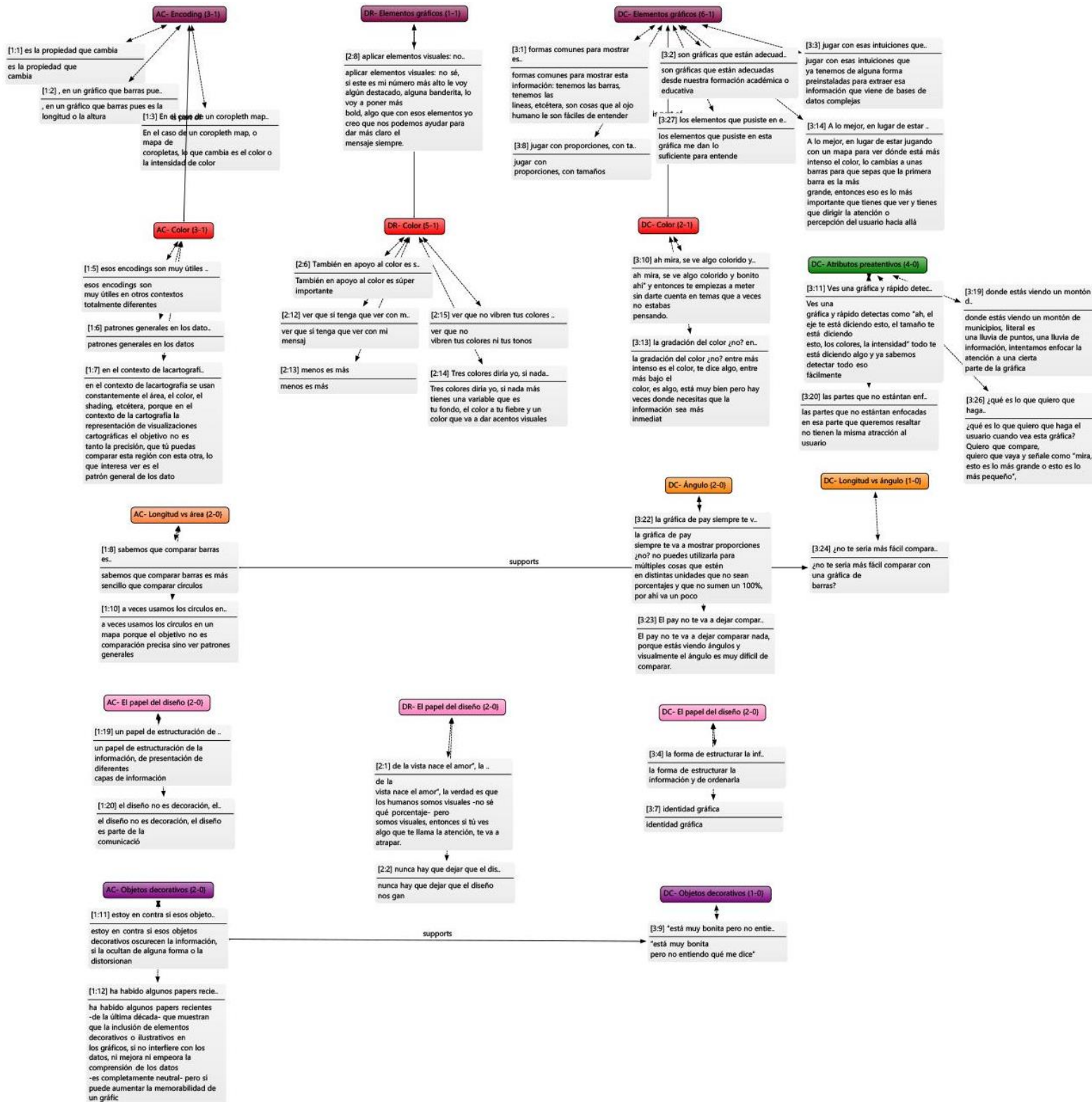
Tipo de gráfica	Formación académica y profesional			P
	G1	G2	G3	
3.1 Gráfica de barras no alineadas verde	78	79	77	0.401
3.2 Gráfica de pastel azul	40	38	36	0.013
3.3 Gráfica de barras verde	79	79	79	0.792
3.4 Mapa de color rojo	23	23	21	0.528
2.5 Gráfica de burbujas azul	47	44	44	0.343

Anexo 2

Desarrollo cualitativo

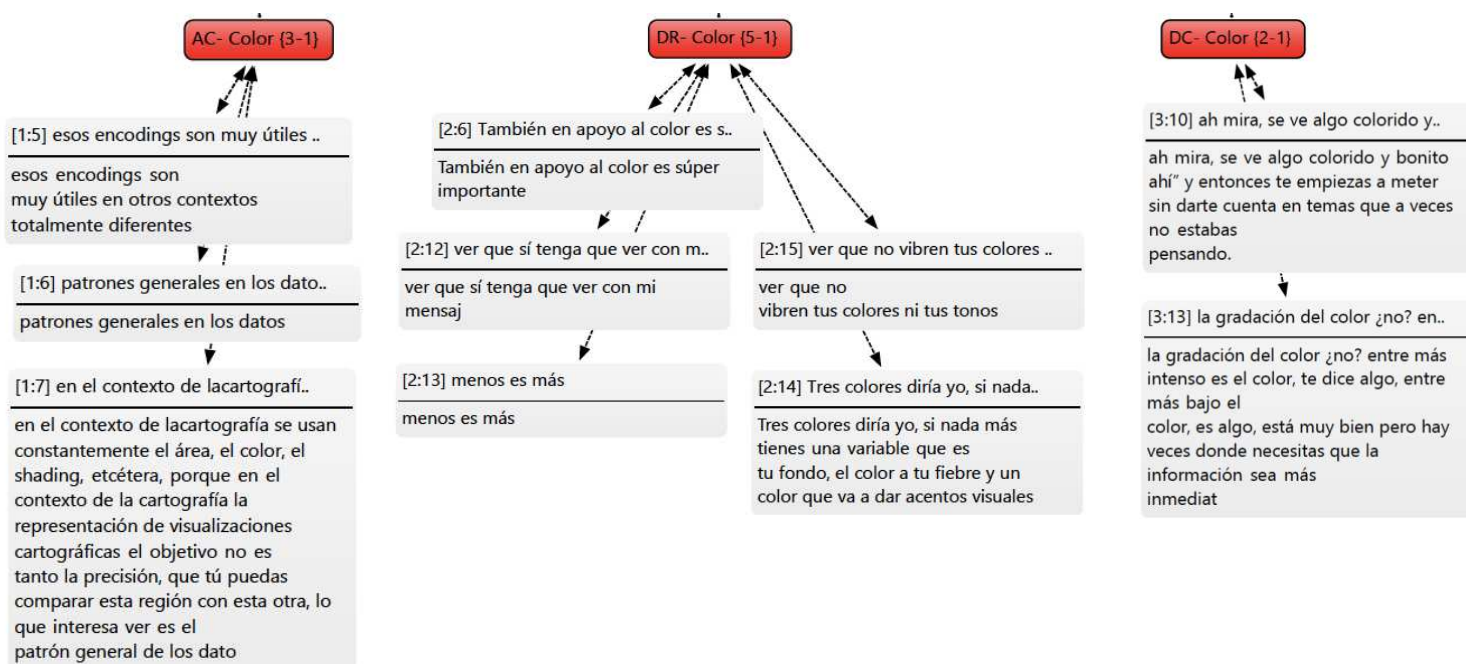
Redes Atlas.ti

Emisores-elementos gráficos

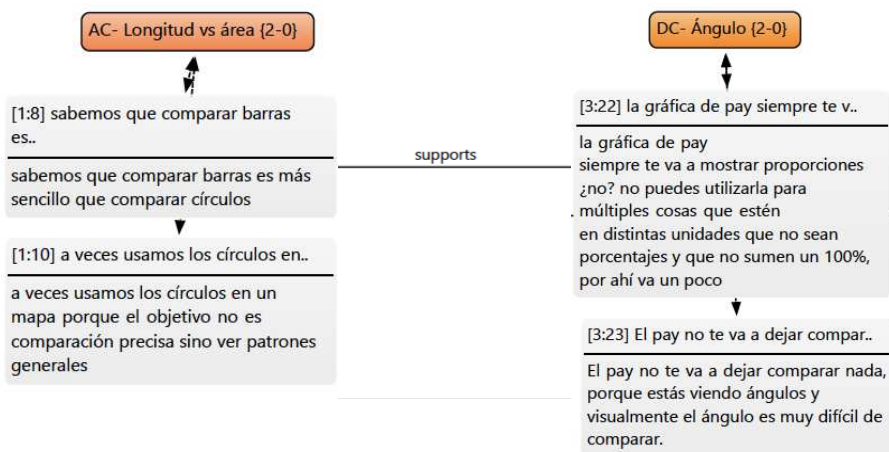


Redes Atlas.ti Emisores-elementos gráficos (acercamientos)

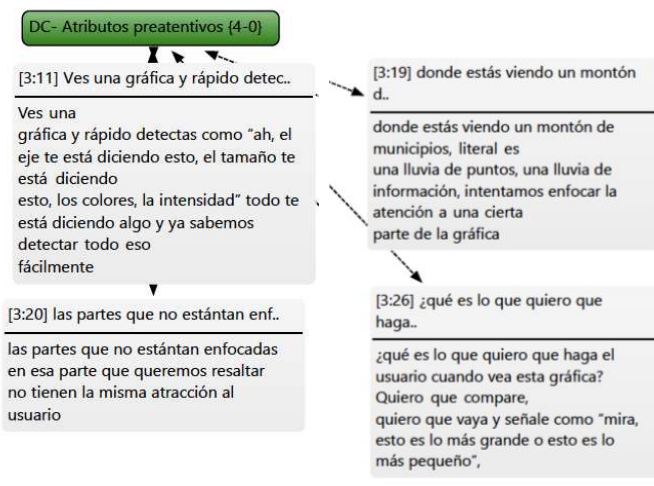
Comentarios sobre el color



Comentarios sobre la longitud, el área y el ángulo



Comentarios sobre los atributos preatentivos



Redes Atlas.ti

Receptores-elementos gráficos

PA- Elementos gráficos (3-0)

[1:2] ¿qué gráfico utilicé para la ...
: qué gráfico utilicé para la pregunta que quiero contestar con esa imagen y qué unidades utilicé

[1:3] no siempre me va a servir una ...
no siempre me va a servir una gráfica de barras, a veces me sirven más unas curvas, o una línea de puntos o lo que sea

[1:11] hay tanto que no me resalta lo ...
hay tanto que no me resalta lo que considero importante

AH- Elementos gráficos (3-0)

[2:5] como si fuera bebé, o sea, el ...
como si fuera bebé, o sea, el círculo más chiquito, explicarme por qué tiene esta diferencia contra el círculo más grande y qué es lo que podemos sacar, cuáles son las conclusiones a las que podemos llegar

[2:9] el círculo va a estar más gran ...
el círculo va a estar más grande y con ese diseño dices: "okay, eso me hace entender que hay cierto tipo de cosas que se expandieron", gráficamente lo vas a entender y mentalmente vas a analizar la información y vas a decir "hubo más arbolitos, entonces por eso el círculo está más grande"

[2:4] creo que los colores y las fig ...
creo que los colores y las figuras sobre todo, como deca antes, sí es un momento más visual en el que estamos ahorita, entonces ese ese tipo de cosas tienen que llamar la atención

MG- Elementos gráficos (3-0)

[3:2] la mayoría de la gente lo esta ...
la mayoría de la gente lo estaba interpretando incorrectamente porque habían hecho las líneas verticales

[3:9] prefiero líneas verticales par ...
prefiero líneas verticales para mostrar diferencias

[3:12] Demasiados círculos y cosas a ...
Demasiados círculos y cosas a mi personalmente no me funcionan, pero entiendo que sí es muy relativo

PA- Atributos preatentivos (5-0)

[1:1] Dar la información más relevan ...
Dar la información más relevante de la forma más sencilla y que con una vista de ojo pueda entender qué hiciste y qué obtuviste de resultado.

[1:4] de primer impacto me satura y ...
de primer impacto me satura y no me interesa volutar a verla

[1:16] si yo te pongo dos gráficas ab ...
si yo te pongo dos gráficas abiertas, tu cerebro primitivo sólo ve dos líneas que se separan y va a entender que hay una diferencia entre estas dos líneas

[1:9] a primer golpe, puedo entender ...
a primer golpe, puedo entender que este es el mejor resultado, veo cuál es el resultado y ya entendí a qué se refiere: en dos patadas puedo entender la información

[1:21] Si yo hago una gráfica más lim ...
Si yo hago una gráfica más limpia, creo que es más fácil que le preste atención a si hay ruido que me está estorbando. Entonces, si le pongo más atención, lavoy a comprender mejor

AH- Atributos preatentivos (3-0)

[2:1] tiene que haber un punto de co ...
tiene que haber un punto de comparación, tienen que haber ciertos estándares para saber cómo hacercedo, cuánto ha crecido y lo que quieres explicar en tu información

[2:3] es importante que sea llamativ ...
es importante que sea llamativa

[2:11] esto lo puedo digerir, esto lo ...
esto lo puedo digerir, esto lo entiendo"

MG- Atributos preatentivos (1-0)

[3:3] Y como ves rápido, y hay mucha ...
Y como ves rápido, y hay mucha otra información, habían sacado la conclusión exactamente opuesta

MG- Percepción (2-0)

[3:1] el problema grave fue que la q ...
el problema grave fue que la que era contraintuitiva se dieron cuenta de que la mayoría la interpretaba equivocadamente - sacaba la conclusión opuesta- pero además estaban más convencidos de que estaban en lo correcto

[3:5] cada que veo una gráfica piens ...
cada que veo una gráfica pienso en qué está basado, porque te dan la impresión de que es toda la información del mundo, o sea, es muy difícil reflejar el número de estudios en los que están basados esas imágenes, parecen hablar por todas

PA- Color (2-0)

[1:2] definitivamente creo que es re ...
definitivamente creo que es relevante porque antiguamente pues todo era blanco y pues era muy aburrido ver grises, rayitas punteadas, rayitas continuas, y ahora tener un buen uso de colores creo que también es relevante

[1:15] para mí es un tema complejo po ...
para mí es un tema complejo porque hay ocasiones en las que requieres muchos y creo que es complicado saber usar los colores para no ni saturarte, ni parecer una imagen blanco y negro coloreada

AH- Color (2-0)

[2:7] deberían hacer un comparativo ...
deberían hacer un comparativo más fuerte y con diferencia de colores

[2:6] Por ejemplo, si estamos hablan ...
Por ejemplo, si estamos hablando de los feminicidios en 2019-2020, los feminicidios tienen que ir de un mismo color

MG- Color (5-0)

[3:1] El color se me hace importan ...
El color se me hace importante

[3:14] son líneas de azul a rojo ...
son líneas de azul a rojo

[3:16] si es posible, evitar el color ...
si es posible, evitar el color, lo malo es que si es muy efectivo, entonces no siempre, hay veces que si vale la pena el color y ni modo, pero si es posible, hacerlas lo más gráficamente sencillas posibles

[3:4] color-blind, como esto es para ...
color-blind, como esto es para un público muy grande y muy variado, los colores por ejemplo también

[3:15] se aprecia cuando tienen en me ...
se aprecia cuando tienen en mente que hay gente que a lo mejor no puede imprimir y compartir a color, en la computadora ahora todos tenemos computadora pero en muchas partes del mundo todavía les cuesta, y no pueden bajar la información

PA- El papel del diseño (1-0)

[1:4] termina diciendo cuál es el re ...
termina diciendo cuál es el resultado y el objetivo final de ese estudio, concreta todo el trabajo realizado en una sola image

AH- El papel del diseño (3-0)

[2:8] la información que estamos tom ...
la información que estamos tomando ahora, mientras más rápida sea de entender, mejor para el lector

[2:19] facilitar la información para ...
facilitar la información para que alguien más se interese por los temas

[2:10] si son muy importantes para po ...
si son muy importantes para poder explicar de manera rápida y fácil

MG- El papel del diseño (2-0)

[3:6] son fundamentales las visualiz ...
son fundamentales las visualizaciones estáticas porque es tanta la información que luego si se mueve tú no puedes cargar fácilmente una que se mueve, y tiene que ser muy inmediata

[3:7] entonces en un campo tan compl ...
entonces en un campo tan complejo como cambio climático, tanto la ciencia como la política es complicada, si necesitas estas cosas como muy muy básicas, y si es una meta que las entienda todo mundo

PA- Objetos decorativos (3-0)

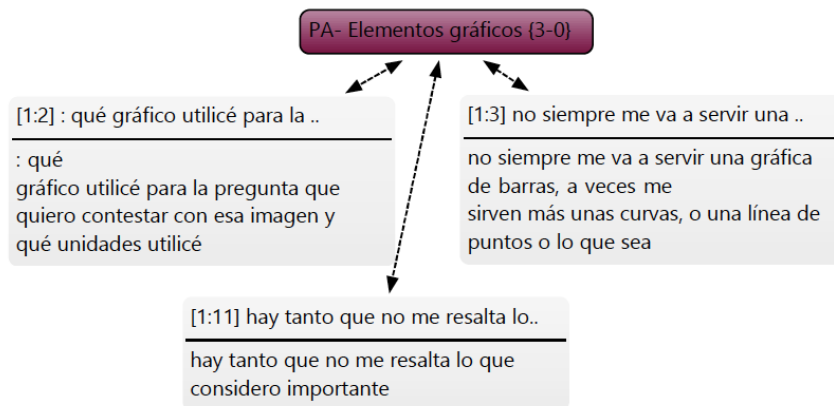
[1:18] que no me la estés tratando de ...
que no me la estés tratando de maquillar o dejar bonito

[1:19] que me dejen ver como relevan ...
que me dejen ver como relevante algo irrelevante, me parece engañar

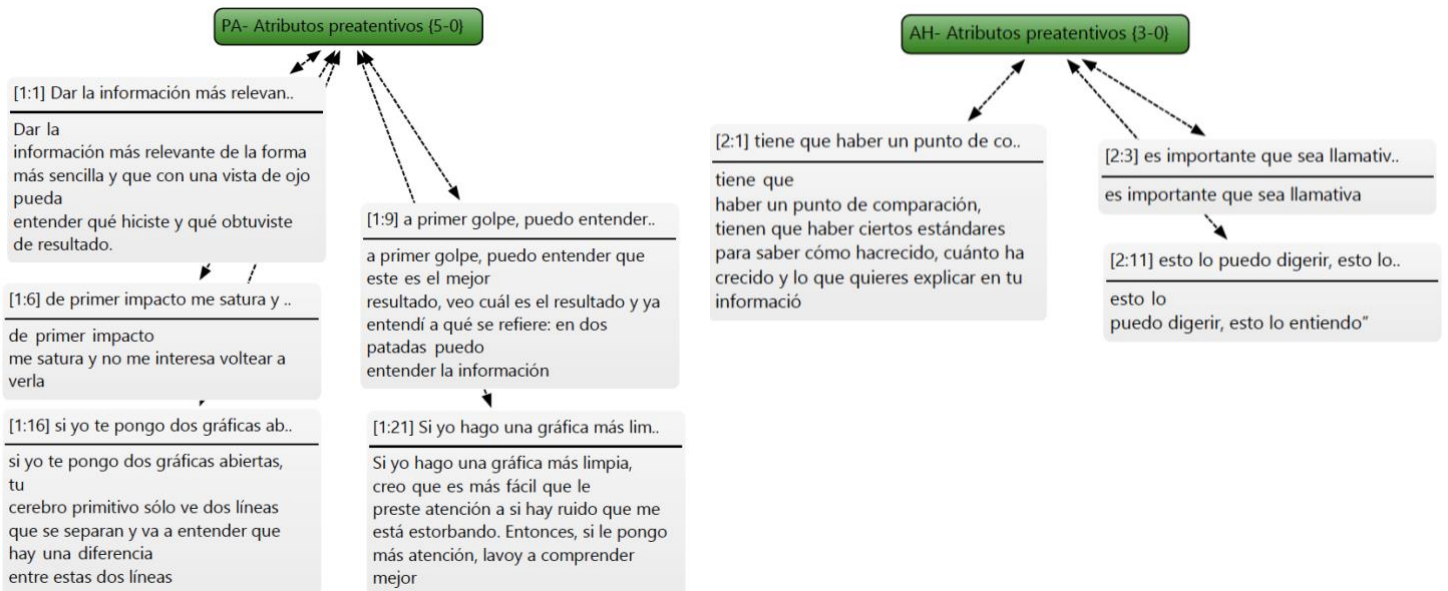
[1:20] son muy bonitos a veces que ...
son muy bonitos a veces que agreguen ilustraciones, y se ve muy monos los virusitos ahí flotando, los agradezco como un elemento visual gráfico pero si lo estoy viendo desde el lado como científico, no me aportan nad

Redes Atlas.ti
Receptores-elementos gráficos (acercamientos)

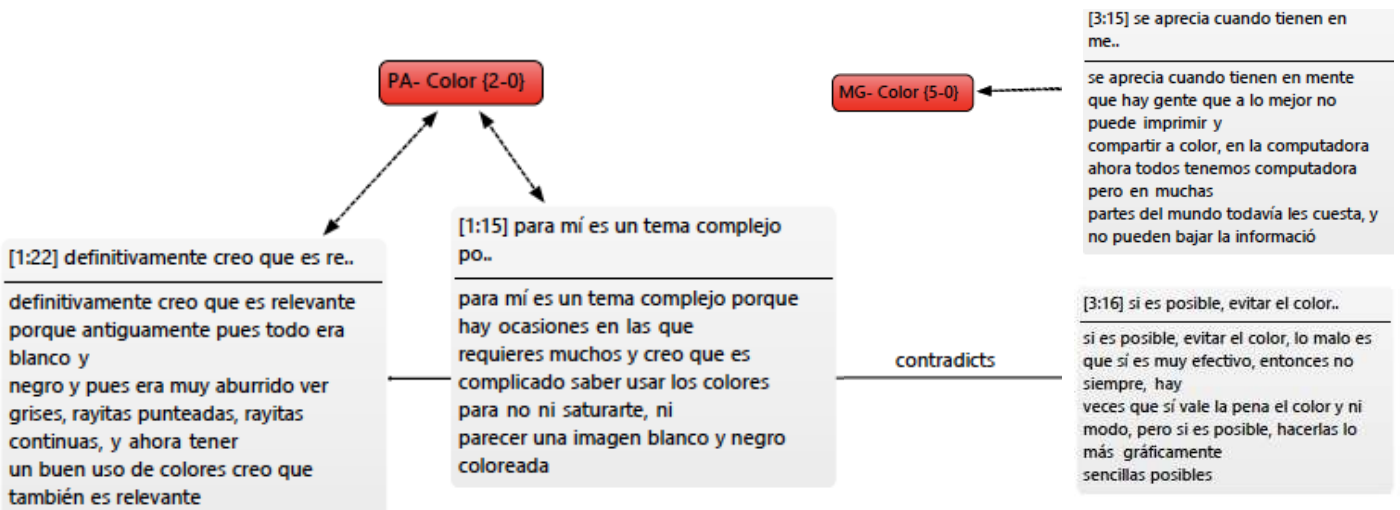
Comentarios sobre elementos gráficos



Comentarios sobre atributos preatentivos

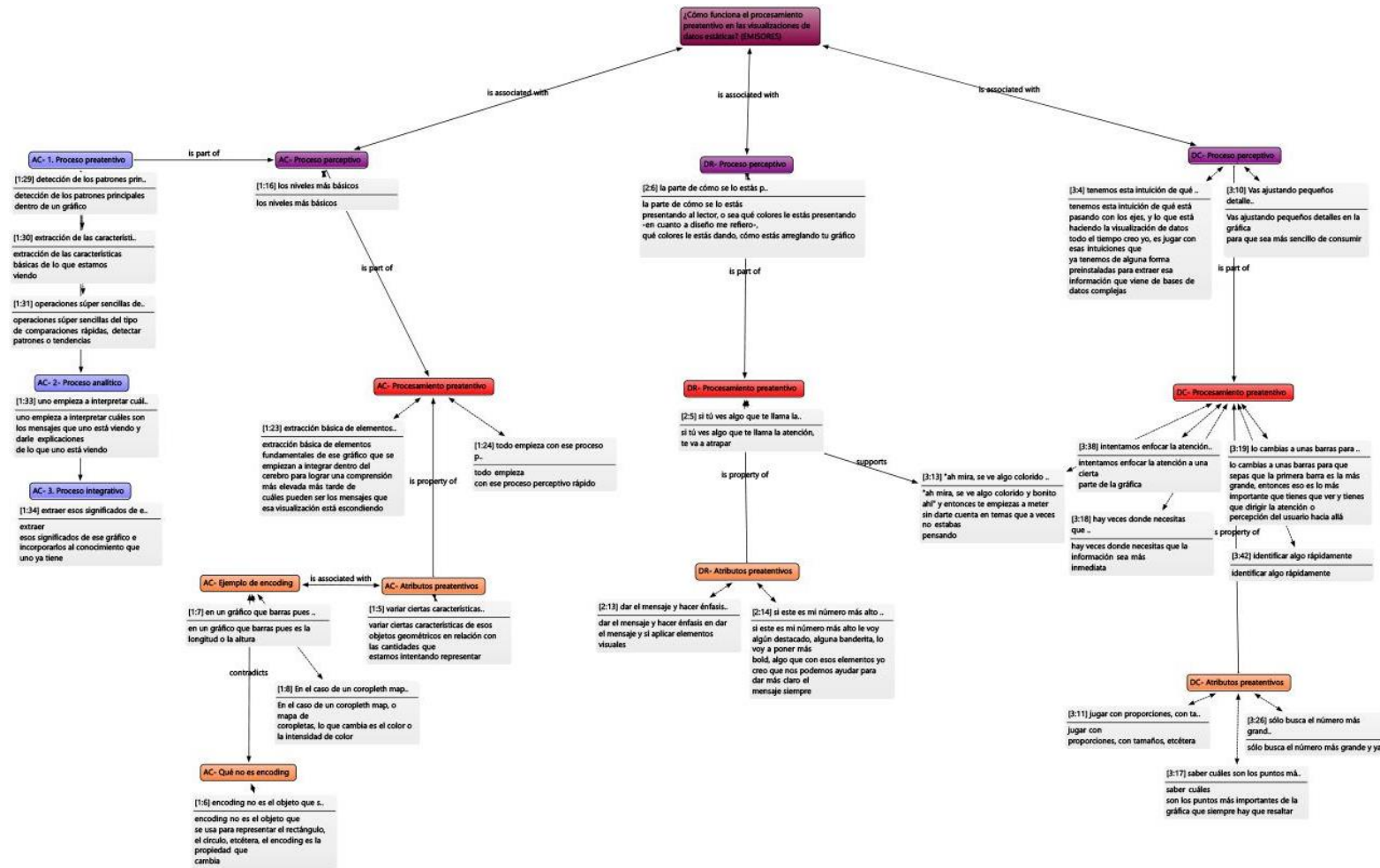


Comentarios sobre el color



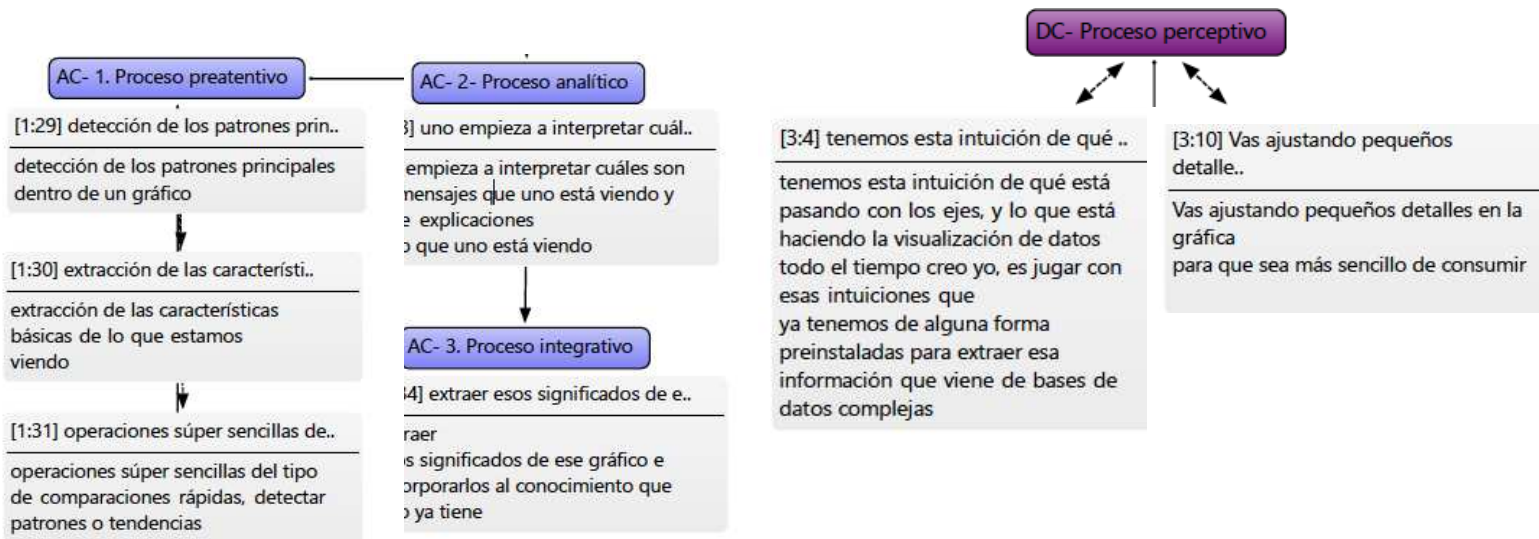
Redes Atlas.ti

Emisores-procesamiento preatentivo

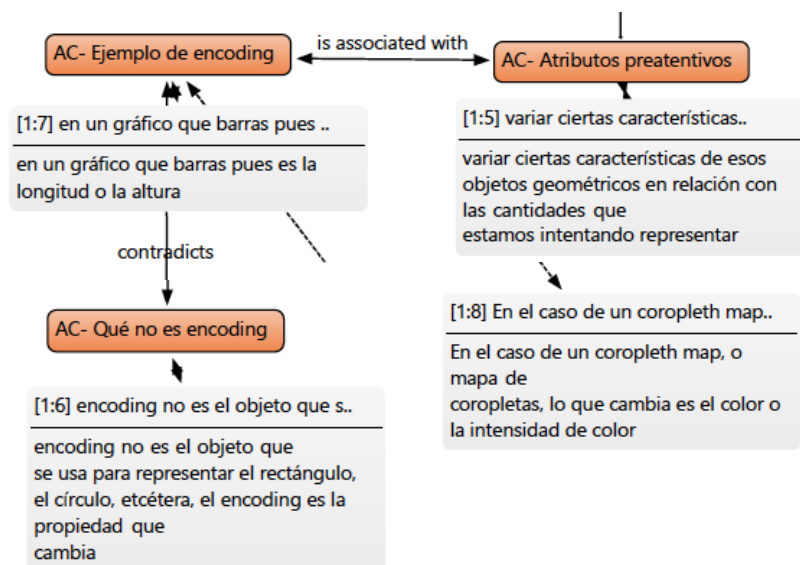


Redes Atlas.ti
Emisores-procesamiento preatentivo (acercamientos)

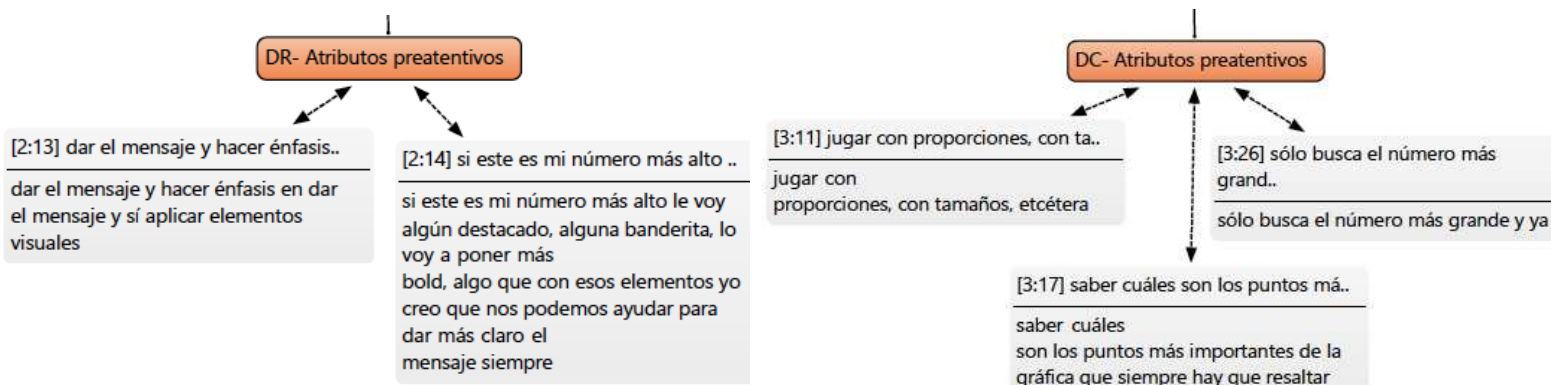
Comentarios sobre los procesos perceptivos



Comentarios sobre encodings

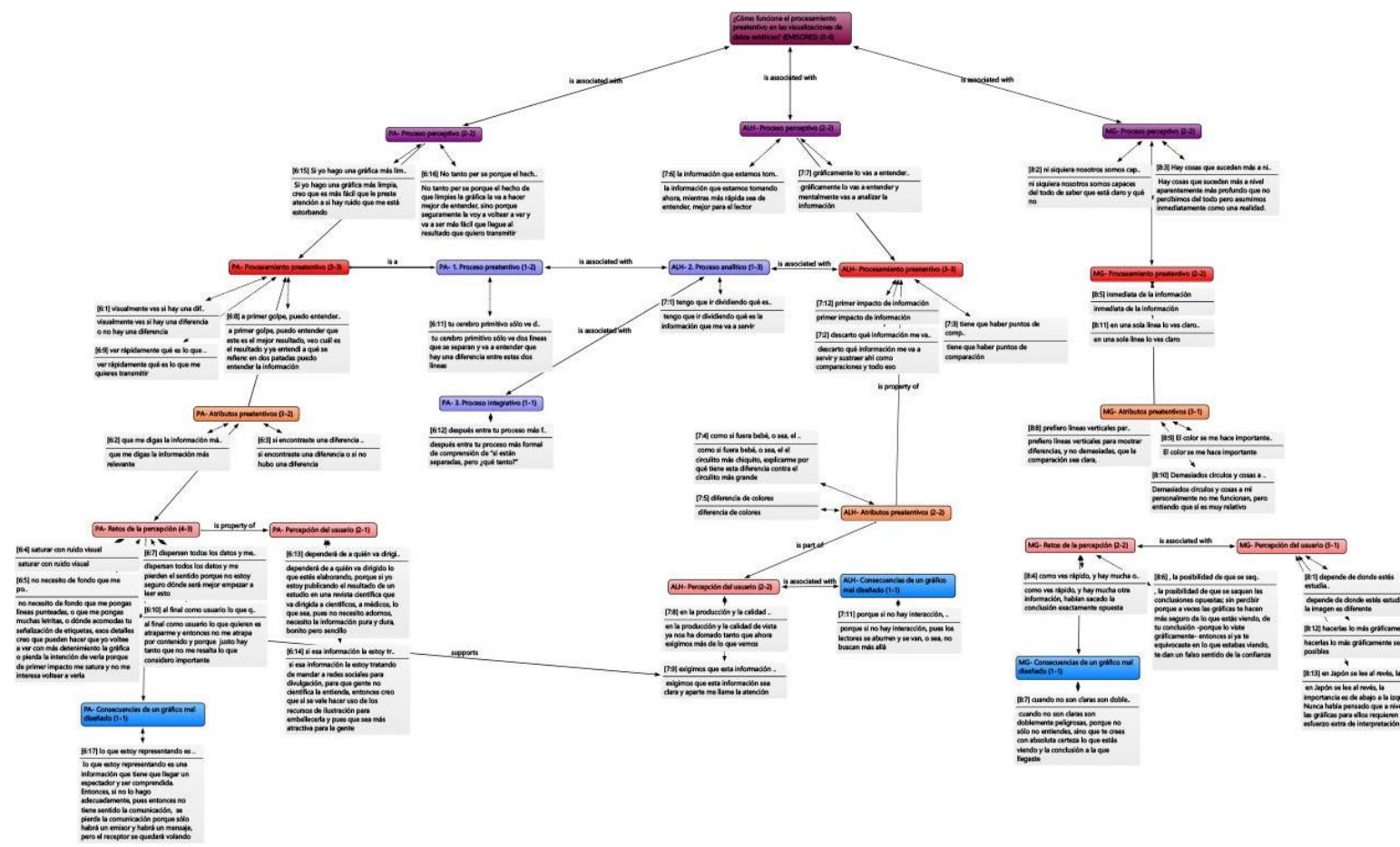


Comentarios sobre atributos preatentivos



Redes Atlas.ti

Receptores-procesamiento preatentivo



Receptores-procesamiento preatentivo (acercamientos)

Comentarios sobre los procesos perceptivos

