VISUAL REVIEW | Vol. 18, No. 7, 2026 | ISSN 2695-9631
International Visual Culture Review / Revista Internacional de Cultura Visual
CC BY ND
https://doi.org/10.62161/revvisual.v18.6487

NORMALIZACIÓN VISUAL Y ALGORITMOS EN REDES SOCIALES
El papel de los códigos cromáticos en la construcción del posicionamiento digital

ISIDRO SÁNCHEZ CRESPO[1]
isidro.sanchezcrespo@universidadeuropea.es
LAURA ISABEL MONTEAGUDO BARANDALLA[1]
laura.monteagudo@universidadeuropea.es
AINHOA TORRES SÁEZ DE IBARRA[2]
ainhoa.torressaezdeibarra@ceu.es

[1]Universidad Europea, España
[1]Universidad CEU San Pablo, España

PALABRAS CLAVE

Cultura visual digital
Normalización visual
Códigos cromáticos
Algoritmos de visibilidad
Posicionamiento digital
Redes Sociales
Análisis de correspondencias

RESUMEN

Este estudio analiza la normalización visual y los códigos cromáticos en Instagram, TikTok, Facebook, LinkedIn y YouTube mediante encuestas a universitarios españoles (18-35 años). Empleando métricas de concentración (HHI), diversidad (entropía de Shannon) y divergencia de Jensen-Shannon, se examina cómo las paletas compactas aplanan las diferencias segmentarias. Los resultados revelan una relación inversa entre el color dominante y la entropía, destacando que la edad genera mayores divergencias que el género. Finalmente, un análisis de correspondencias cartografía territorios estéticos que vinculan plataformas y colores, ofreciendo un protocolo replicable para el estudio del posicionamiento digital.

RECIBIDO: 05/ 08 / 2026
ACEPTADO: 20/ 10 / 2026

1. Introducción

La ubicuidad de las publicaciones visuales ha convertido a la imagen en un recurso central para comprender la comunicación en redes sociales. Este "giro visual" se ha consolidado como un reto analítico y metodológico: estudiar plataformas centradas en lo visual requiere atender tanto a las prácticas de producción/curaduría como a las formas de circulación y lectura de las imágenes en entornos como Instagram (Wiesenberg & Verčič, 2020; Rogers, 2021). En este marco, los códigos cromáticos adquieren relevancia al operar como atajos de reconocimiento y como señales de pertenencia estética, reforzando dinámicas de homogeneización visual vinculadas a lógicas de recomendación y visibilidad.

La relevancia de la fotografía supera el mero acto de mostrar. Los datos sugieren que la expansión de redes centradas en la imagen se acompaña de un interés renovado por descifrar qué atributos visuales capturan la atención y definen reputaciones. Dicho viraje es coherente con la premisa de Kim (2024), quien advierte que la investigación sobre personalidad y redes sociales todavía privilegia el texto pese al crecimiento vertiginoso de formatos gráficos. Esta desproporción teórica ha dejado en segundo plano los mecanismos de "normalización visual" que, al condensarse en paletas recurrentes, podrían actuar como guías implícitas de conducta y consumo.

Desde la investigación en cultura visual, el color no se entiende como un atributo aislado, sino como un código sociosemiótico que organiza expectativas de lectura, pertenencia y reputación dentro de entornos de circulación visual. En plataformas donde la visibilidad es jerarquizada y distribuida, estas paletas recurrentes funcionan como gramáticas visuales que estabilizan estilos dominantes y orientan formas de autopresentación. Por ello, las métricas de concentración y diversidad cromática operan aquí como instrumentos de operacionalización: no persiguen una mera descripción cuantitativa, sino la identificación de patrones de normalización visual vinculados a dinámicas de plataforma y segmentación. En este marco, el artículo se sitúa en cultura visual digital al conectar estética, circulación y asimetrías de visibilidad.

En comunicación corporativa, la comunicación visual se articula como un problema de imagen e identidad: las representaciones visuales contribuyen a construir significados sobre atributos, valores y elementos diferenciadores en diálogo con los grupos de interés (Apolo Buenaño et al., 2018). En entornos de social media, la estandarización de repertorios visuales mediante guías de estilo puede entenderse como una respuesta práctica orientada a sostener consistencia visual y reforzar la identidad de marca en contextos competitivos de visibilidad y reconocimiento (Prasetyo & Revinzky, 2024).

El componente algorítmico introduce otra capa de complejidad. La arquitectura de plataformas como Instagram permanece en gran medida opaca e inescrutable para la mayoría de sus usuarios, quienes desconocen cómo el sistema prioriza u oculta determinadas representaciones (Cotter, 2019). Más aún, el despliegue de inteligencia artificial en los procesos de recomendación extiende la discusión hacia la forma en que percepciones de belleza y deseabilidad resultan moduladas por reglas de decisión automáticas (Hussain et al., 2025). Todo indica que cualquier intento de comprender la circulación de códigos cromáticos debe contemplar la interacción entre dinámica cultural y lógica técnica.

Con todo, persiste un flanco poco explorado: la comparabilidad entre plataformas cuya identidad se construye precisamente sobre formatos visuales diferentes. TikTok, por ejemplo, ha captado atención mediática fulgurante, pero la literatura académica sobre celebridad e influencia en esa red sigue siendo escasa (Abidin, 2021). A la luz de esta carencia, el presente estudio se articula en torno a la siguiente tesis: las variaciones segmentadas en concentración y diversidad cromática condicionan la magnitud relativa de las divergencias por edad y género en Instagram, TikTok, Facebook, LinkedIn y YouTube.

De forma preliminar, la comparación sugiere que cada plataforma tiende a estabilizar códigos cromáticos con distintos grados de concentración y diversidad, y que estas configuraciones se asocian con divergencias por edad y género de intensidad variable. La Sección 4 desarrolla este panorama por plataforma y segmento, junto con un mapa de correspondencias plataforma-color.

Metodológicamente, el estudio adopta una cartografía cuantitativa descriptiva basada en distribuciones cromáticas agregadas por plataforma y segmento. Las unidades agregadas permiten articular medidas de concentración/diversidad (HHI y entropía), divergencias entre segmentos y un espacio de correspondencias factoriales en el que colores y plataformas comparten coordenadas F1-F2 para explorar vecindades y posicionamiento digital. La lectura algorítmica se mantiene contextual (no

causal) y, dado que el diseño se construye sobre tablas agregadas, la discusión de alcance, trazabilidad y restricciones del dato se presenta de forma sistemática en la Sección 5.1 (Limitaciones).

Frente a este panorama, el estudio se propone ampliar el debate teórico sobre normalización visual y códigos cromáticos, al tiempo que ofrece un protocolo replicable para mapear dichas lógicas en diferentes entornos. Las métricas empleadas, junto con la focalización en cinco plataformas de amplio uso, permiten esbozar un puente entre los argumentos conceptuales acerca de la cultura visual y la evidencia empírica que sostiene la divergencia de grupos sociodemográficos. Siguiendo la orientación planteada por Schreiber (2017a) acerca de considerar la estética como rasgo intrínseco del proceso comunicativo, la investigación busca dilucidar hasta qué punto la gramática cromática de una red delimita los márgenes de exposición y, por extensión, de reconocimiento social.

1.1. Objetivos

O1: Examinar la relación entre la concentración y la diversidad cromática de cada plataforma y las divergencias de distribución de colores por edad y género.

O2: Explorar si, dentro de cada plataforma y segmento, la proporción del color dominante se asocia de manera diferenciada con la entropía en los grupos de 18-25 y 26-35 años y en los de género masculino y femenino.

O3: Proponer un esquema de posicionamiento que integre coordenadas factoriales y agrupamientos plataforma-color para delimitar patrones de normalización visual replicables en futuros análisis comparativos.

2. Marco teórico

La normalización visual se ha convertido en un fenómeno cardinal para comprender la circulación de imágenes en redes sociales y, a la vez, para interrogar el modo en que plataformas y públicos negocian lo visible. Si todo repertorio mediado adquiere rasgos vernaculares específicos, ello se debe a que los *visual vernaculars* están condicionados por múltiples *affordances* de las plataformas (por ejemplo, estructuras *front-end* y *back-end*, culturas de plataforma e intereses comerciales), que se combinan con distintos fenómenos sociales para producir *platform vernaculars* específicos donde lo visual y lo textual coexisten (Pearce et al., 2018). En ese cruce entre condiciones técnicas y prácticas sociales se perfila el problema central de este trabajo: cómo ciertos códigos cromáticos, al estabilizarse, llegan a funcionar como filtros de posicionamiento digital, delimitando a la vez oportunidades y márgenes de exclusión.

La genealogía del asunto remite a la transición desde culturas de escritura centradas en el texto hacia ecologías comunicativas dominadas por compilaciones multimedia. Este giro, todavía en expansión, ha sido descrito señalando que en las redes sociales se estaría produciendo un cambio desde UGC principalmente basado en texto hacia colecciones curadas que incorporan conjuntos multimedia más complejos, lo que plantea nuevas preguntas sobre cómo pueden aprovecharse (Jalali & Papatla, 2016). Esa densificación visual coincide con la constatación de que la memoria ya no se aloja en repositorios estables, pues en el entorno distribuido y en red de las fotografías digitales, la memoria visual deja de quedar fijada en un único lugar y pasa a estar repartida (van Dijck, 2008). Fragmentación, ubicuidad y remix configuran, por ende, el telón de fondo donde cobran sentido las métricas que miden concentración o diversidad cromática.

Algunas obras han puesto el acento en las affordances móviles que naturalizan la captura y difusión instantánea de imágenes cotidianas: Las affordances de los dispositivos móviles, combinadas con aplicaciones de social media como Instagram, han hecho que la vida cotidiana de las personas se remedie en nuevos contextos de visibilidad social y conexión (Zappavigna, 2016). A esa reconfiguración del cotidiano se suma el argumento de que los desarrollos técnicos de las plataformas sugieren que la construcción colaborativa de sentido es una práctica central de la comunicación visual (Schreiber, 2017b). Ambas perspectivas convergen al situar la producción de imágenes como actividad social distribuida y co-interpretada, circunstancia que potencia el peso de los códigos cromáticos cuando actúan como mecanismos de convergencia interpretativa.

El despliegue masivo de algoritmos de curaduría reordena aquel escenario al regular la interdependencia entre usuarios, plataformas y lógica comercial. Una lectura temprana del News *Feed* de Facebook mostraba cómo se configura una visibilidad mediada y construida dentro de las redes sociales (Bucher, 2012), mientras investigaciones sobre el *platform vernacular* muestran cómo las prácticas de publicación se adaptan a convenciones y reglas de circulación que condicionan la

visibilidad; los algoritmos estructuran ese entorno sin determinarlo de forma unilateral (Hu & Kidd, 2023). De esa tensión entre agencia humana y automatización emergen patrones estéticos reiterados que, aun sin ser prescritos normativamente, normalizan la paleta cromática valorada y, con ello, estabilizan jerarquías de atención.

No basta, sin embargo, con reconocer la existencia de filtros algorítmicos; es preciso interrogar su articulación con la personalización permanente del *feed*. La exposición sostenida a ciertos patrones visuales y dinámicas de uso en redes se ha vinculado con indicadores de estado afectivo, lo que refuerza la lectura ambivalente de la experiencia del *feed*: puede ser gratificante, pero también asociarse con malestar (Reece & Danforth, 2017), lo que refuerza la necesidad de desentrañar las lógicas de saturación visual. El caso de TikTok sintetiza esta operativa al articular la visibilidad mediante lógicas de recomendación que ordenan la exposición y obligan a negociar la visibilidad algorítmica (Jaramillo-Dent, 2023). En tal contexto, los códigos cromáticos actúan como atajos de relevancia: cuanto más se ajustan a las preferencias detectadas, mayor la probabilidad de ser amplificados.

La expansión de lo que se denomina cultura algorítmica genera un escenario contradictorio: lo que se pone en juego es el abandono paulatino del carácter público de la cultura y la emergencia de una nueva cultura de élite que pretende ser su opuesto (Striphas, 2015). Bajo esta óptica, la estandarización cromática puede leerse como dispositivo doble: por un lado, pluraliza los repertorios, al ofrecer plantillas accesibles; por otro, consolida una estética dominante que refuerza clivajes de capital simbólico al distinguir quién conoce y maneja los códigos de moda.

La mediación algorítmica puede tener efectos normativos sobre lo que se percibe como estéticamente "valioso": si la plataforma modula el alcance y el descubrimiento, las estéticas más compatibles con ese régimen tienden a estabilizarse y convertirse en referencia. En este sentido, la normalización estética puede discutirse como resultado de la gobernanza de la visibilidad, incluso cuando el diseño no permita observar directamente el sistema de recomendación (Zeng & Kaye, 2022).

Los estudios de identidad en línea recuerdan que los usuarios navegan simultáneamente entre marcadores personales y grupales: en las redes sociales se evidencian tanto señales de identidad personal como de identidad social (Barker, 2009). Tal ambivalencia se profundiza cuando las plataformas alientan el *self-branding*, pues impulsan a quienes aspiran a emprender a practicar el *self-branding*, tomando como referencia los códigos, procesos y lógicas de mercado propios de las industrias culturales dominantes (Duffy & Hund, 2015). En ambos casos, los colores funcionan como etiquetas simbólicas que comunican afinidades y competencias profesionales sin mediar texto explícito.

La micro-curaduría de influenciadoras ilustra la dimensión afectiva del asunto, las blogueras utilizan imágenes en Instagram para estrechar la conexión con sus audiencias, articulando en perfiles profesionales una serie de instantáneas más íntimas y personales (Ramos-Serrano & Martínez-García, 2016). Esa estrategia se alinea con el hábito extendido de compartir estilos de vida, toda vez que los contenidos expresan estilos de vida que, cuando se vuelven preferencias ampliamente compartidas, contribuyen a configurar la cultura de una sociedad (You et al., 2017). Al privilegiar ciertas gamas cromáticas, las creadoras no solo cuidan la coherencia estética de su *feed*, sino que modelan expectativas colectivas acerca de lo deseable.

La emergencia de comunidades imaginadas alrededor de señas visuales específicas muestra la potencia connotativa del color. La fotografía digital en Instagram, como aplicación que permite a aficionados y profesionales difundir imágenes a escala global, contribuye discursivamente a crear archivos e incluso comunidades imaginadas mediante la conformación de *sub-ummas* (Demerdash, 2024). Sin embargo, la sobreabundancia de estímulos puede desbordar la capacidad interpretativa, pues si no se cuenta con habilidades visuales para codificar esa información, mucho de lo compartido resulta poco comprensible y se reduce la eficacia comunicativa (Esparza Morales & Vences-Esparza, 2024). Por ende, la medición de concentración y diversidad cromática adquiere relevancia al ofrecer indicios de accesibilidad simbólica y de exclusión accidental.

Sobre este entramado se articulan los constructos que guían la tesis del presente estudio: la concentración cromática indica la medida en que pocas tonalidades dominan la escena; la diversidad alude al reparto equitativo entre gamas; y las divergencias por edad o género informan sobre desajustes de consumo visual entre segmentos. El supuesto de base sostiene que las variaciones en concentración o diversidad condicionan la magnitud relativa de dichas divergencias, operación que cobra sentido al comparar los ecosistemas de Instagram, TikTok, Facebook, LinkedIn y YouTube. En vez de atender únicamente a la prominencia de cada plataforma, el argumento subraya el papel de la matriz plataforma-segmento para descubrir regularidades ocultas en la colorimetría social.

Cierto es que la literatura todavía deja vacíos difíciles de sortear. Se carece de indicadores consensuados que vinculen directamente paletas cromáticas con inequidades demográficas, y persisten dudas metodológicas asociadas al tamaño muestral global o a la ausencia de *heatmaps* segmentados, lagunas que el presente estudio no permite subsanar del todo. Aun así, el marco conceptual aquí discutido legitima la pertinencia de rastrear cómo la distribución del color se entreteje con políticas algorítmicas de visibilidad y con prácticas de auto-curaduría, otorgando a la dimensión cromática un lugar central en la sociología visual de la plataforma.

En suma, el debate se despliega entre dos polos críticos: uno enfatiza la promesa democratizadora del acceso a herramientas visuales estandarizadas; el otro alerta sobre el peligro de una estetización uniforme que silencia la heterogeneidad cultural. Será necesario, por lo tanto, problematizar los límites de validez de cualquier métrica, reconocer la naturaleza relacional del posicionamiento digital y atender al hecho de que los códigos cromáticos no existen al margen de dispositivos socio-técnicos y repertorios subjetivos en permanente negociación.

A la luz de este recorrido, se plantea un giro analítico que sitúa la normalización visual en el cruce entre métricas de distribución cromática y procesos de posicionamiento digital. En línea con trabajos que vinculan rasgos visuales de las publicaciones con la respuesta del público en Instagram (Kim & Jang, 2022), aquí se propone avanzar hacia un esquema que integre índices de concentración/diversidad y estimaciones de divergencia demográfica, de modo que la conversación académica trascienda la mera descripción estética y contribuya a mapear de manera crítica la economía del color en redes sociales contemporáneas.

3. Metodología

3.1. Diseño y enfoque analítico

El trabajo adopta un diseño empírico de corte cuantitativo sustentado en caracterización descriptiva y lectura comparativa no inferencial. El eje rector consiste en indagar cómo la concentración y la diversidad cromática de los repertorios visuales se relacionan con las divergencias etarias y de género dentro de cinco entornos sociales en línea (Instagram, TikTok, Facebook, LinkedIn y YouTube). La estrategia excluye ex profeso cualquier prueba de significación: interesan los contrastes observados, no la inferencia poblacional. La tesis se apoya, por tanto, en la comparación directa de métricas normalizadas y en la inspección visual de un espacio factorial obtenido mediante Análisis de Correspondencias (CA, Correspondence Analysis).

3.2. Datos, muestra y procedimiento de campo

La información procede de una única ronda de encuesta autoaplicada a universitarios (18-35) residentes en España. Para cada plataforma (Instagram, TikTok, Facebook, LinkedIn y YouTube), se pidió seleccionar el color principalmente asociado a la red a partir de un listado cerrado de 12 categorías; las respuestas se agregaron en proporciones por plataforma y por segmento, constituyendo las distribuciones analizadas. Las bases válidas por plataforma en la muestra analizada fueron: Instagram (n=399), TikTok (n=399), Facebook (n=400), LinkedIn (n=399) y YouTube (n=398). El reclutamiento combinó panel en línea y captación en aulas, aplicando los mismos criterios de elegibilidad. El cuestionario se administró entre enero y marzo de 2025 mediante la plataforma Netquest (Bilendi), con consentimiento informado, anonimización automática y sin incentivos. Antes de la agregación se aplicaron controles generales de calidad (depuración de registros incompletos o de baja calidad); en conjunto, la tasa agregada de abandono/exclusión fue ≈10%. Dado el carácter agregado del corpus, las exclusiones se reportan en términos generales.

3.3. Construcción del corpus analítico y unidad de análisis

Tras la depuración, los registros individuales se agregaron en cinco tablas de salida que constituyen el corpus cuantitativo del estudio. Una primera matriz recoge las proporciones de doce colores (Amarillo, Azul, Blanco, Dorado, Gris, Marrón, Morado, Naranja, Negro, Rojo, Rosa y Verde) por plataforma en la muestra total. Una segunda tabla consolida los tamaños muestrales por plataforma y segmento; una tercera compila, para cada combinación plataforma×segmento, el índice de Herfindahl-Hirschman (hhi_concentracion), la entropía de Shannon (entropía), el color dominante y su proporción

(p_dominante), junto con un control de cierre (suma_proporciones). Una cuarta tabla almacena las divergencias de Jensen-Shannon por edad y por género en cada plataforma, mientras la quinta contiene las coordenadas F1 y F2 del espacio factorial, la etiqueta (plataforma o color) y el identificador de clúster resultante de un agrupamiento k-means aplicado sobre las etiquetas (plataformas y colores) en el plano F1-F2 de la muestra total.

El análisis opera en dos niveles. El primero corresponde a la plataforma considerada globalmente; el segundo desciende a la intersección plataforma×segmento para las cinco capas analíticas definidas (Total muestra, Edad 18-25, Edad 26-35, Hombres y Mujeres). En el eje de género se conservaron todas las categorías registradas en el cuestionario (incluyendo "no binario" y "otros"). Estas respuestas se incluyen en el total muestral; no obstante, por el tamaño reducido de esas categorías, el análisis comparativo por género se reporta únicamente para "hombres" y "mujeres", evitando estimaciones inestables y lecturas no robustas. En el plano factorial, la unidad cambia: plataformas y colores aparecen como etiquetas en un mismo sistema de coordenadas, lo que permite leer asociaciones simétricas. Este diseño multinivel posibilita contrastar patrones agregados con variaciones intraplataforma sin mezclar escalas.

3.4. Indicadores e instrumentos analíticos

Las variables resultan de la agregación descrita. Como resultados primarios se consideran hhi_concentracion, entropía, js_divergencia_edad, js_divergencia_genero, F1 y F2. Actúan como resultados secundarios las proporciones de los doce colores, el color_dominante, p_dominante y el clúster. Las plataformas, los segmentos demográficos, el tipo (plataforma o color) y la etiqueta nominal funcionan como predictores o factores de clasificación. Variables de control adicionales (base_n, suma_proporciones y las cuentas de cada segmento) permiten auditar la consistencia de la información sin intervenir en la explicación sustantiva.

Cinco estimandos guían la fase analítica: (1) las distribuciones cromáticas por plataforma en la muestra total, (2) la concentración y diversidad por plataforma×segmento, (3) la dominancia cromática por plataforma, (4) las divergencias por edad y por género dentro de cada plataforma y (5) el posicionamiento conjunto en el mapa CA. Para el primer estimando se describen las proporciones observadas, operacionalizando el estilo visual dominante como la distribución de asociaciones cromáticas (12 categorías) por plataforma, dentro de un enfoque de métodos digitales para estudiar comunicación visual en redes sociales (Highfield & Leaver, 2016). El segundo y el tercero se basan en hhi_concentracion y entropía, métricas calculadas sobre distribuciones normalizadas. La entropía de Shannon se calculó con logaritmo en base 2, por lo que se expresa en *bits*. El índice de Herfindahl-Hirschman (HHI) es una medida de concentración que se calcula como la suma de los cuadrados de las participaciones (shares) de los actores/categorías en un espacio finito ($\sum s_i^2$); valores más altos indican mayor concentración. Su cálculo se implementó mediante rutinas computacionales estandarizadas en la literatura de software (Waggoner, 2018).

El cuarto estimando cuantifica las diferencias entre segmentos dentro de cada plataforma mediante divergencia de Jensen-Shannon sobre distribuciones normalizadas, coherente con aplicaciones recientes de la métrica en análisis comparativo de paletas/distribuciones (Shagyrov & Shamoi, 2024). Se empleó logaritmo en base 2, por lo que la divergencia se expresa en bits y queda acotada entre 0 y 1. Valores próximos a 0 indican distribuciones muy similares; por ejemplo, magnitudes como 0,044 representan disimilitudes pequeñas. En todos los casos se coteja que $0 \leq p_i \leq 1$ y que la suma de proporciones se acerca a la unidad, controles explícitos en las tablas agregadas. Por último, el mapa CA traduce la matriz plataforma×color a un espacio bidimensional; la interpretación se apoya en que la cercanía entre un color y una plataforma se interpreta como asociación relativa (Greenacre, 2010). El agrupamiento k-means sobre F1 y F2 introduce un nivel adicional de lectura territorial sin pretensión inferencial, en línea con la nota metodológica de Nenadic & Greenacre (2007). Se fijó k=3 por parsimonia e interpretabilidad, con el objetivo de segmentar el plano factorial en un número reducido de áreas de proximidad. La partición se utiliza únicamente como apoyo descriptivo de lectura del mapa y su composición se reporta en la Tabla 4. El algoritmo se ejecutó con múltiples inicializaciones y semilla fija para asegurar estabilidad de la partición.

3.5. Controles, datos faltantes, robustez, reproducibilidad y ética

El Análisis de Correspondencias requiere entradas no negativas y cierre por filas y columnas; estos supuestos se revisan mediante la variable suma_proporciones y la inexistencia de valores negativos. El algoritmo de *clustering* parte de coordenadas factoriales (F1-F2) obtenidas del CA, por lo que no se estiman errores estándar adicionales. En las métricas de concentración y diversidad se comprueba la ausencia de proporciones fuera del rango y la consistencia interna de los segmentos demográficos. Tales chequeos se documentan en un registro de control accesible a revisoría, aunque no se reportan numéricamente en el artículo.

No se aplica imputación. Cualquier celda ausente en las tablas de proporciones o métricas se mantiene como valor nulo y se identifica con un símbolo explícito en los productos de reporte. Los ceros se interpretan como observaciones reales, no como faltantes. En el eje de género, las categorías minoritarias (no binario y otros) se incluyen en el total muestral, pero no se reportan como subgrupos analíticos por tamaño insuficiente. Si se detecta alguna discrepancia entre la suma de segmentaciones y la base total, se anota como incidencia y el dato no se sustituye ni ajusta.

Dado que el estudio renuncia a la inferencia y no plantea contrastes de hipótesis, no se implementan correcciones por comparaciones múltiples. Tampoco se estiman modelos que requieran errores estándar robustos o correcciones por *clustering*: los datos se hallan ya agregados y el interés se circunscribe a la comparación descriptiva. El identificador clúster refleja únicamente una partición heurística en el plano factorial, no un diseño muestral.

La cadena de custodia de los datos comienza en el cuestionario original, pasa por la limpieza de casos y culmina en las cinco tablas analíticas, todas generadas mediante scripts con versiones controladas. Cada transformación incorpora metadatos sobre fecha, responsable y resumen de operaciones. Los nombres de columnas se mantienen en minúsculas con guiones bajos, respetando el encabezado original para facilitar el enlace entre tablas y código. Las proporciones se expresan como decimales con coma, tal como se almacenaron en los CSV, evitando reformateos automáticos en la exportación. Las visualizaciones y tablas que acompañan el texto se reproducen a partir de estas mismas estructuras, de modo que un tercero con acceso a los scripts y a las tablas pueda replicar íntegramente el recorrido analítico.

El reporte se ciñe a valores agregados, evitando cualquier rastro que permita la reidentificación individual. Ningún dato personal se conserva fuera del entorno seguro proporcionado por la plataforma de recogida. La publicación omite deliberadamente microdatos y se adhiere a la normativa española de protección de datos y al GDPR.

Podría argumentarse que la ausencia de pruebas de significación reduce la capacidad para descartar fluctuaciones aleatorias. Sin embargo, la pretensión del estudio no es inferir a una población, sino cartografiar la articulación observable entre códigos de color y posicionamiento digital, un enfoque más cercano a la exploración que a la confirmación. Otra posible crítica concierne al recorte etario de los participantes, que deja fuera a usuarios mayores de 35 años; esta decisión responde a la intención de analizar plataformas con predominio juvenil, aun a riesgo de sacrificar generalidad. Por último, el número fijo de colores y la decisión de trabajar con doce tonalidades pueden considerarse una simplificación cultural; no obstante, el repertorio elegido abarca las categorías cromáticas predominantes en la literatura sobre branding digital y facilita la comparación transversal.

En síntesis, la metodología articula una combinación cuidadosa de agregación de encuestas, métricas de concentración y diversidad, medidas de disimilitud y representación factorial. La ausencia de inferencia estadística se compensa con rigurosos controles de consistencia y con una trazabilidad exhaustiva que permite reproducir cada figura y tabla sin ambigüedades. Así se establece un marco replicable para examinar la normalización visual segmentada en redes sociales y su eventual vínculo con procesos de posicionamiento digital.

4. Resultados

En conjunto, los resultados evidencian normalización visual segmentada: (i) las plataformas se organizan en regímenes cromáticos con distinto grado de concentración, (ii) la divergencia por edad tiende a superar a la de género, aunque no de forma uniforme entre redes, y (iii) el esquema factorial plataforma-color delimita territorios cromáticos coherentes con las dominancias observadas. Además,

a nivel plataforma×segmento, la relación entre proporción del color dominante y entropía se comporta en general de forma inversa, con diferencias claras en su intensidad según plataforma.

Para interpretar de forma consistente los contrastes entre plataformas y entre segmentos (edad y género), se reportan los tamaños de base por plataforma. Estas bases permiten contextualizar la lectura comparativa de divergencias y de métricas cromáticas intraplataforma, evitando interpretaciones desancladas del volumen efectivo de cada cruce analítico.

Tabla 1. Tamaños de base por plataforma y segmento

Plataforma	Total muestra	Edad 18-25	Edad 26-35	Hombres	Mujeres
Instagram	399	241	158	161	233
TikTok	399	241	158	160	234
Facebook	400	242	158	161	234
LinkedIn	399	241	158	160	234
YouTube	398	240	158	159	234

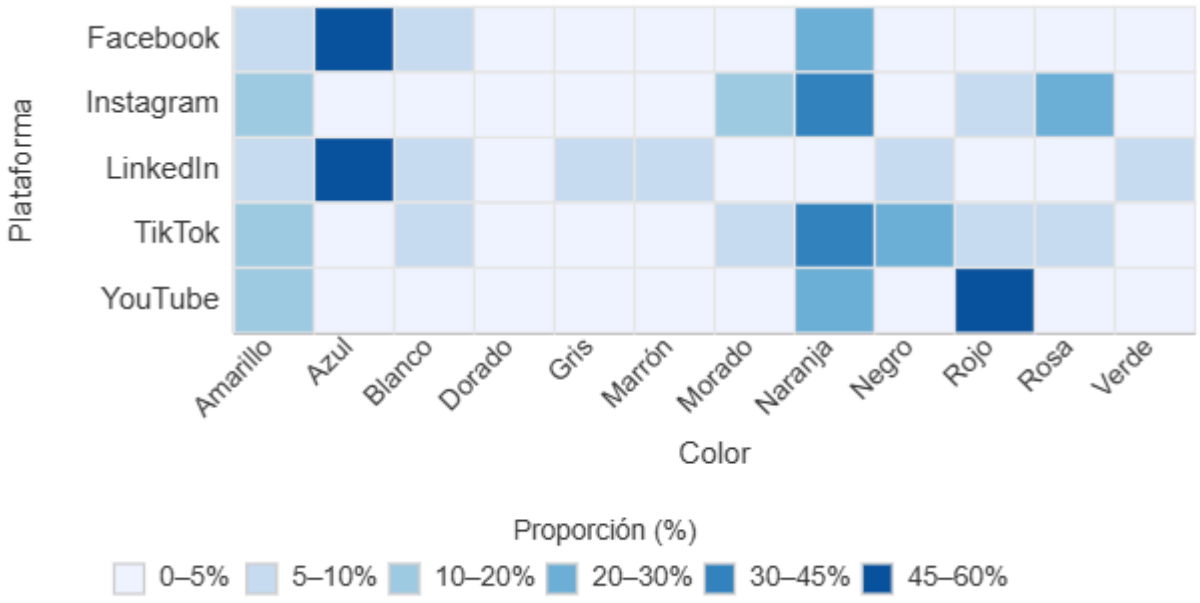
Nota. El total muestral incluye además categorías minoritarias de género (no binario y otros) que no se desagregan en esta tabla; se presentan integradas en el total por criterios de comparabilidad y claridad expositiva.

Fuente(s): Elaboración propia.

4.1. Distribución cromática por plataforma en la muestra total y divergencias por edad y género (01)

En la Figura 1 se aprecia un contraste entre plataformas con paleta altamente concentrada y plataformas con distribución más repartida. Facebook y LinkedIn activan el tramo superior de la escala (45-60%), coherente con su dominancia del Azul; el máximo observado en la matriz alcanza 0,565 (56,5%). YouTube presenta igualmente una concentración elevada alrededor del Rojo. En cambio, Instagram y TikTok muestran más celdas en rangos intermedios, lo que sugiere un repertorio cromático más diversificado en la muestra total.

Figura 1. Mapa de calor color×plataforma (muestra total)



Nota. Cada celda representa la proporción de participantes (%) que asocia un color a cada plataforma. El gradiente se interpreta según la leyenda de rangos (0-5% … 45-60%).

Fuente(s): Elaboración propia.

La Tabla 2 resume la divergencia Jensen-Shannon (JS) por plataforma, comparando la distancia entre distribuciones de color por edad y por género. En términos generales, la divergencia por edad supera a la de género en todas las plataformas, con dos patrones relevantes: (a) YouTube (0,044) y LinkedIn (0,042) presentan las mayores divergencias por edad, mientras Facebook (0,029) muestra la menor; y (b) la divergencia por género es particularmente baja en YouTube (0,008) y Facebook (0,009), lo que es

compatible con la lectura de Figura 1 para plataformas con paletas más compactas en la muestra total. En contraste, LinkedIn concentra la mayor divergencia por género (0,040), acercándose a la magnitud de su divergencia etaria, lo que sugiere que en esta plataforma ambos ejes segmentan de forma más pareja.

Tabla 2. Valores de divergencia JS por plataforma

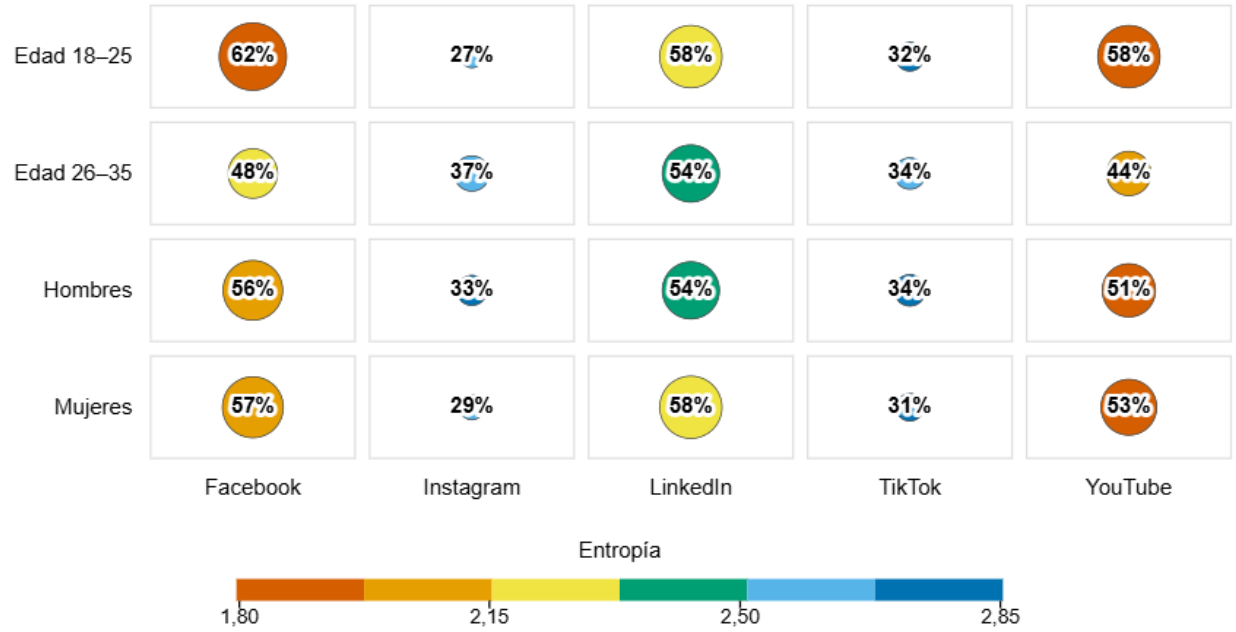
Plataforma	Divergencia JS (edad, bits)	Divergencia JS (género, bits)
Instagram	0,035	0,027
TikTok	0,037	0,030
Facebook	0,029	0,009
LinkedIn	0,042	0,040
YouTube	0,044	0,008

Fuente(s): Elaboración propia.

4.2. Relación entre proporción del color dominante y entropía por plataforma×segmento (O2)

La Figura 2 sintetiza, para cada combinación plataforma×segmento, la proporción del color dominante (tamaño del marcador) y la entropía (gradiente cromático). El patrón global es consistente con una relación inversa: allí donde el dominante gana peso, la entropía tiende a disminuir (paletas más compactas), mientras que dominancias más moderadas se asocian con entropías más altas (repertorios más diversos). Este contraste es especialmente marcado en Facebook y YouTube al comparar los grupos de edad: los segmentos 18-25 concentran dominancias más altas y entropías más bajas que 26-35, sugiriendo una compactación cromática mayor en el grupo más joven dentro de esas plataformas. En cambio, en Instagram y TikTok predominan marcadores de tamaño medio y entropías altas, indicando distribuciones más repartidas y una dominancia menos extrema.

Figura 2. Matriz plataforma×segmento con p_dominante y entropía en una sola vista



Nota. El color del marcador codifica la entropía (según la barra inferior): alto = mayor diversidad cromática; bajo = paletas más compactas. El tamaño del marcador es proporcional a p_dominante y el porcentaje impreso en cada celda corresponde a p_dominante (%).

Fuente(s): Elaboración propia.

La Tabla 3 reporta los valores exactos de color dominante, p_dominante, HHI y entropía por plataforma×segmento, confirmando los contrastes más informativos. En Facebook, el grupo 18-25 muestra la dominancia más elevada (p_dominante=0,62) junto con un aumento de concentración (HHI=0,421) y la entropía más baja de la plataforma (1,938), mientras que 26-35 reduce dominancia (0,48), baja concentración (0,309) y aumenta entropía (2,300). En YouTube se reproduce el mismo gradiente por edad: 18-25 incrementa dominancia (0,58) y concentración (0,409) con entropía menor (1,799), frente a 26-35 (0,44, 0,316, 2,007). Por el contrario, en TikTok la variación por edad se expresa más en diversidad que en dominancia: 18-25 mantiene p_dominante moderado (0,32) pero alcanza una

entropía muy alta (2,854) y un HHI bajo (0,179), mientras 26-35 incrementa concentración (0,224) y reduce entropía (2,519). En el eje de género, plataformas como Facebook presentan valores muy cercanos entre hombres y mujeres (p_dominante≈0,56-0,57; entropía≈2,069-2,132), lo que converge con la baja divergencia JS por género observada en 4.1.

Como cierre, estos resultados conectan O2 con O1: cuando la dominancia se intensifica y la entropía cae (paletas más compactas), las diferencias por segmento, en particular por género, tienden a comprimirse; en cambio, cuando el repertorio cromático se reparte más, se abren condiciones para distancias segmentarias más visibles, especialmente por edad.

Tabla 3. Métricas cromáticas por plataforma y segmento (soporte numérico de Figura 2)

Plataforma	Segmento	n	Color dominante	p_dominante	HHI	Entropía (bits)
Instagram	Total muestra	399	Naranja	0,31	0,197	2,683
Instagram	Edad 18-25	241	Rosa	0,27	0,203	2,610
Instagram	Edad 26-35	158	Naranja	0,37	0,208	2,677
Instagram	Hombres	161	Naranja	0,33	0,198	2,684
Instagram	Mujeres	233	Naranja	0,29	0,200	2,616
TikTok	Total muestra	399	Naranja	0,32	0,193	2,760
TikTok	Edad 18-25	241	Naranja	0,32	0,179	2,854
TikTok	Edad 26-35	158	Naranja	0,34	0,224	2,519
TikTok	Hombres	160	Naranja	0,34	0,205	2,723
TikTok	Mujeres	234	Naranja	0,31	0,192	2,718
Facebook	Total muestra	400	Azul	0,57	0,370	2,115
Facebook	Edad 18-25	242	Azul	0,62	0,421	1,938
Facebook	Edad 26-35	158	Azul	0,48	0,309	2,300
Facebook	Hombres	161	Azul	0,56	0,362	2,132
Facebook	Mujeres	234	Azul	0,57	0,380	2,069
LinkedIn	Total muestra	399	Azul	0,56	0,342	2,362
LinkedIn	Edad 18-25	241	Azul	0,58	0,359	2,315
LinkedIn	Edad 26-35	158	Azul	0,54	0,322	2,332
LinkedIn	Hombres	160	Azul	0,54	0,320	2,471
LinkedIn	Mujeres	234	Azul	0,58	0,364	2,201
YouTube	Total muestra	398	Rojo	0,53	0,362	1,936
YouTube	Edad 18-25	240	Rojo	0,58	0,409	1,799
YouTube	Edad 26-35	158	Rojo	0,44	0,316	2,007
YouTube	Hombres	159	Rojo	0,51	0,349	1,961
YouTube	Mujeres	234	Rojo	0,53	0,374	1,885

Fuente(s): Elaboración propia.

4.3. Esquema de posicionamiento plataforma-color mediante coordenadas factoriales y agrupamientos (O3)

La Tabla 4 integra plataformas y colores en un mismo espacio factorial (F1-F2) y añade un agrupamiento (clúster) que delimita territorios cromáticos interpretables para la muestra total. Esta solución no se impone desde categorías previas, sino que emerge de la proximidad relativa de las etiquetas en F1-F2: dos pares aparecen particularmente cercanos y una plataforma queda más aislada, lo que hace parsimoniosa una partición en tres áreas. El primer territorio (cluster 1) reúne Facebook y LinkedIn en coordenadas próximas y se alinea con Azul (y colores asociados en la misma zona, como Dorado/Gris), reforzando la lectura de dominancia azul observada en 4.1 y la mayor compactación relativa de estas plataformas. El segundo territorio (cluster 2) agrupa Instagram y TikTok junto con colores como Naranja, Rosa y Morado, coherente con un repertorio más diversificado y con dominancias menos extremas. Por último, el tercer territorio (cluster 3) sitúa YouTube en vecindad con Rojo, en línea con su concentración alrededor de ese tono. En conjunto, este esquema ofrece una cartografía replicable del posicionamiento plataforma-color: no reemplaza las métricas de distribución, pero facilita una lectura territorial de asociaciones relativas entre redes y paletas.

Tabla 4. Coordenadas F1-F2 y clúster (k-means, k=3) por etiqueta

Tipo	Etiqueta	F1	F2	Clúster
Plataforma	Instagram	-0,476	0,758	2
Plataforma	TikTok	-0,344	0,457	2
Plataforma	Facebook	0,721	-0,153	1
Plataforma	LinkedIn	0,967	-0,162	1
Plataforma	YouTube	-0,872	-0,903	3

Tipo	Etiqueta	F1	F2	Clúster
Color	Amarillo	-0,273	0,212	2
Color	Azul	1,053	-0,240	1
Color	Blanco	0,205	0,038	1
Color	Dorado	0,911	-0,254	1
Color	Gris	0,748	-0,261	1
Color	Marrón	0,660	0,077	1
Color	Morado	-0,406	0,990	2
Color	Naranja	-0,402	0,152	2
Color	Negro	-0,147	0,430	2
Color	Rojo	-1,013	-1,113	3
Color	Rosa	-0,531	1,104	2
Color	Verde	0,461	0,055	1

Fuente(s): Elaboración propia.

El objetivo aporta una cartografía descriptiva del posicionamiento conjunto de colores y plataformas en un espacio factorial con agrupamientos explícitos, pensada para su reutilización en ejercicios comparativos futuros.

5. Discusión

Los hallazgos invitan a tratar la normalización visual menos como un "estilo dominante" monolítico y más como una ecología de restricciones y oportunidades que se arma en la fricción entre identidad de plataforma, hábitos de producción y segmentación. Esta lectura no pretende atribuir causalidad técnica: lo que se observa son regularidades de circulación, regímenes cromáticos, grados de compactación/diversidad y vecindades relacionales, que parecen estabilizarse con distinta intensidad según el entorno. Cabe una objeción razonable: al basarse en asociaciones de color autoinformadas, el patrón podría reflejar, en parte, branding percibido o imaginarios culturales más que "colorimetría" del contenido. Aun así, esa percepción funciona como infraestructura simbólica del posicionamiento: delimita lo legible, lo reconocible y lo "propio" de cada red.

Contribución 1 (O1). La Figura 1 y la Tabla 2 muestran que cada plataforma configura un régimen cromático con distinto grado de compactación. El interés no es "qué color gana", sino cómo la compactación modula la visibilidad de diferencias entre segmentos: repertorios más estabilizados tienden a aplanar contrastes en el agregado, mientras que repertorios más abiertos facilitan perfiles segmentarios distinguibles. En este marco, la divergencia Jensen-Shannon resume disimilitud entre distribuciones normalizadas: valores más altos implican mayor diferencia estructural entre segmentos (Nielsen, 2020).

Este patrón encaja con una visión ecológica de la plataforma: decisiones de diseño, *affordances* y recomendación influyen en qué estilos circulan y se replican. En TikTok, por ejemplo, se ha descrito que sus *affordances* y sistemas basados en *deep learning* moldean tendencias y distribución de contenidos (Rejeb et al., 2024; Dekker et al., 2025). Así, la normalización cromática puede leerse como regularidad emergente: paletas percibidas como compatibles con la lógica de visibilidad tienden a reiterarse, sin asumir que el algoritmo "imponga" un color concreto.

Contribución 2: p_dominante-entropía como mecanismo de compactación/diversidad (O2). La Figura 2 y la Tabla 3 permiten pasar de la descripción a un mecanismo interpretativo: la relación entre proporción del color dominante y entropía funciona como una firma de estrechez del repertorio. Cuando aumenta el peso del dominante, la diversidad efectiva tiende a caer; cuando la dominancia se modera, se abre el repertorio. La importancia teórica de esta relación es que explica cómo puede coexistir una estética reconocible con variaciones internas: la plataforma puede mantener un dominante estable, pero permitir (o restringir) la redistribución del resto de colores. En términos de normalización, esto equivale a distinguir entre una estética "de anclaje" (dominante) y una estética "de modulación" (diversidad alrededor del dominante). Esa distinción es central para evitar la crítica de "solo describen colores" y convertir el análisis en una discusión sobre márgenes de variación y estabilización estética.

Este mecanismo se entiende mejor si se conecta con literatura sobre estética percibida y eficacia de señales visuales. Un modelo de regresión múltiple reportó que los elementos visuales explican alrededor del 60% de la varianza de la estética percibida y que el color es el predictor más potente, seguido por luz y línea (Hauser et al., 2022). Además, se ha argumentado que una paleta cromática coherente y pertinente actúa como rasgo de marca, incrementa atracción y tiempo de interacción y hace que los códigos de color pesen en la competencia por la atención entre plataformas (Borysenko et al., 2024).

Bajo esta lente, la compactación no es un "empobrecimiento" estético necesariamente, sino una forma de optimización semiótica: reduce incertidumbre perceptiva y facilita reconocimiento, lo que puede beneficiar la circulación en entornos de sobrecarga.

El vínculo con *engagement* puede entenderse sin repetir métricas. En Twitter se ha observado un efecto de rasgos visuales de la imagen sobre el *engagement* en *UGC* (Li & Xie, 2020), lo que vuelve plausible que creadores y marcas converjan hacia configuraciones ganadoras por aprendizaje práctico. De forma consistente, estudios cualitativos muestran una brecha saber-hacer: aun con conciencia crítica, la presión social y lo que favorece el algoritmo sostienen el uso de filtros (Hussain et al., 2025). Aplicado al color, los códigos se consolidan por imitación y anticipación de rendimiento; por ello, la relación p_dominante-entropía puede leerse como indicador de cuán estrecho es el espacio de variación eficaz por plataforma y segmento.

Contribución 3: territorios estéticos y posicionamiento simbólico (O3). La Tabla 4 añade un nivel interpretativo clave al integrar plataformas y colores en un espacio común mediante Análisis de Correspondencias. En este marco, la cercanía entre una plataforma y un color debe entenderse como asociación relativa dentro del conjunto comparado (no causal), y F1 y F2 como dimensiones latentes que organizan dichas asociaciones (Casales-García et al., 2025). Esta cartografía facilita hablar de posicionamiento simbólico: no se trata de "el color X pertenece" a la plataforma Y, sino de que ciertas plataformas quedan situadas en vecindades cromáticas que funcionan como territorios de sentido. En esa línea, el clúster puede emplearse para describir territorios estéticos: agrupaciones de plataformas y colores cercanos que sostienen una lectura de posicionamiento; el *clustering* actúa como recurso descriptivo para leer el mapa, no como resultado inferencial (Gretzel, 2017).

Teóricamente, los territorios ayudan a explicar por qué la normalización produce convergencia y diferenciación a la vez. Convergencia, porque dentro de un territorio se estabilizan códigos reconocibles que facilitan legibilidad y consistencia; diferenciación, porque los territorios delimitan fronteras: trasladar una estética de un territorio a otro puede perder ajuste contextual y, por ende, afectar recepción. De este modo, el espacio factorial funciona como una traducción relacional del posicionamiento: complementa métricas de distribución (O1 y O2) con una visión estructural de cómo se ordenan asociaciones en el ecosistema comparado.

A nivel aplicado, los territorios cromáticos sugieren cautela al transferir estrategias visuales entre redes: una paleta coherente en una plataforma puede perder contraste o legitimidad en otra. Además, la disimilitud por edad tiende a superar a la de género en varias plataformas, lo que respalda considerar cohortes etarias en decisiones de estilo, especialmente donde la personalización sostiene retornos (Dekker et al., 2025).

En conjunto, los resultados sostienen una normalización cromática dependiente de plataforma: la compactación/diversidad modula la visibilidad de diferencias por segmento y el mapa CA aporta una lectura relacional del posicionamiento plataforma-color. Las tres metas (O1-O3) quedan cubiertas por las evidencias integradas en las Figuras 1-2 y Tablas 2-4.

5.1. Limitaciones

El estudio es deliberadamente descriptivo: compara patrones sin pruebas de significación ni modelos causales. Por ello, las asociaciones entre concentración (HHI), diversidad (entropía) y divergencias (Jensen-Shannon) no deben leerse como mecanismos generalizables. El diseño no incorpora medidas de exposición, ranking o trazas de *feed*; por tanto, cualquier lectura algorítmica debe entenderse como contextual, no causal (Abokhodair et al., 2024).

La validez externa está acotada por el recorte poblacional y temporal (una ronda; universitarios 18-35 en España). No es seguro que los mismos perfiles cromáticos o divergencias por edad y género se repliquen en otros contextos o tras cambios de interfaz. Además, las bases son heterogéneas por plataforma y subgrupo (incluido un contingente sin género), lo que obliga a interpretar con sobriedad magnitudes pequeñas, potencialmente sensibles a asimetrías de base.

El nivel de análisis agregado (plataforma y plataforma×segmento) facilita la cartografía, pero impide observar variación intragrupo, composición por tipos de contenido o efectos cruzados entre variables. Las divergencias se calculan dentro de cada plataforma y su comparación entre plataformas es exploratoria. La no imputación preserva coherencia documental, pero si la ausencia no es aleatoria podría afectar comparabilidad sin que el diseño lo diagnostique.

La medición cromática simplifica: discretizar en doce categorías estabiliza el análisis, pero sacrifica resolución perceptiva y cultural (tonos cercanos quedan colapsados y matices potencialmente relevantes se pierden).

El mapa factorial y el clustering exigen cautela adicional: la proximidad en el plano F1-F2 es relacional y exploratoria. Los "territorios" organizan y contrastan asociaciones, pero no deben tratarse como tipologías naturales ni asumirse como estructuras estables. Otras elecciones de k producirían particiones distintas (más finas o más gruesas) sin alterar el carácter descriptivo del mapa ni su función como apoyo interpretativo.

6. Conclusiones y futuras investigaciones

Este estudio delineó la normalización visual y los códigos de color como mecanismos observables de posicionamiento digital mediados por plataforma y segmento, desde un enfoque explícitamente descriptivo y comparativo. Los hallazgos convergen en una idea central: la concentración y la diversidad cromática regulan la distancia entre distribuciones de color de grupos etarios y de género, y lo hacen de manera dependiente de la gramática sociotécnica de cada red.

En relación con el primer objetivo, la evidencia sugiere que cuando la paleta agregada de una plataforma se muestra compacta y con baja diversidad, las variaciones internas tienden a contenerse y las divergencias entre edad y género mantienen magnitudes cercanas. Allí donde predomina la dispersión cromática, los segmentos ocupan territorios más diferenciados y las distancias crecen, a menudo con mayor peso de la edad. Esto se interpreta a la luz de la divergencia de Jensen-Shannon como disimilitud entre distribuciones normalizadas: fluctuaciones de la entropía a nivel de segmento se traducen en distancias mayores o menores según el orden cromático del patrón de referencia. El segundo objetivo revela una asociación, en términos generales, inversa entre la proporción del color dominante y la entropía, aunque con gradientes dispares. En entornos más visualmente orientados o de consumo acelerado, el predominio del color principal se afianza como indicador estético robusto, mientras que en redes de sociabilidad estable o profesionales ese ascendente resulta más atenuado. El tercer objetivo aporta un esquema relacional de posicionamiento plataforma-color: el mapa CA, apoyado por agrupamientos descriptivos, delimita territorios cromáticos coherentes con las dominancias observadas y ofrece una cartografía replicable para comparaciones futuras.

Las tres preguntas se responden de forma condicional: cuando la paleta agregada es más compacta, las divergencias entre segmentos tienden a comprimirse; cuando aumenta la diversidad, emergen distancias segmentarias más visibles, con mayor peso relativo de la edad. La evidencia es descriptiva y no permite discriminar entre explicaciones rivales ni establecer causalidad.

Estas pautas abren implicaciones de alto nivel. Los códigos cromáticos operan como dispositivos de orden simbólico que, al acoplarse con regímenes de visibilidad específicos, contribuyen a la organización de públicos y territorios estéticos dentro de cada plataforma. Una paleta coherente puede funcionar como anclaje de marca y catalizador de interacción, mientras que la diversidad, lejos de ser mero ruido, delimita posiciones alternas que compiten por la atención. En gramáticas de descubrimiento acelerado, la combinación entre coherencia de paleta y microsegmentación algorítmica parece especialmente sensible para el desempeño diferencial, sin que esto deba leerse como receta operativa ni como prueba de causalidad.

La contribución del trabajo es doble. En el plano conceptual, ofrece un marco para observar la normalización visual como articulación entre concentración, diversidad y dominancia cromática, conectada con procesos de posicionamiento digital mediados por plataforma y segmento. En el plano metodológico, muestra que la lectura conjunta de estos indicadores mediante distancias descriptivas entre segmentos proporciona un dispositivo parsimonioso y replicable para mapear patrones de normalización visual. El alcance se mantiene deliberadamente no inferencial y circunscrito al nivel de plataforma y su cruce por segmento.

Futuras investigaciones deberían explorar si esta homogeneización cromática detectada se acentúa con la integración de contenidos generados por Inteligencia Artificial generativa, analizando si los algoritmos de recomendación tienden a privilegiar estéticas sintéticas sobre las capturas fotográficas tradicionales.

De aquí se desprenden líneas futuras realistas. Conviene profundizar en mapas comparables de distribución cromática por grupos dentro de cada red y en estimaciones de divergencia ponderadas por tamaños efectivos. También resulta pertinente estandarizar definiciones de concentración, diversidad

y color dominante, junto con esquemas de discretización del espacio de color que faciliten la replicación. Un diseño longitudinal permitiría observar si los códigos cromáticos de segmento se estabilizan o rotan y cómo esa dinámica acompaña modificaciones de interfaz o de recomendación. La articulación con medidas de desempeño, como patrones de exposición o interacción, habilitaría pruebas más exigentes de la hipótesis de posicionamiento visual. Finalmente, sería útil precisar el tratamiento de subgrupos con información parcial y adoptar convenciones numéricas consistentes, con el fin de afinar la comparabilidad entre cortes y plataformas.

7. Agradecimientos

Esta investigación se enmarca en la actividad científica del Grupo de Investigación reconocido ThinkOnMedia, adscrito a la Facultad de Humanidades y Ciencias de la Comunicación de la Universidad CEU San Pablo, del que forman parte dos de las autoras.

Referencias

Abidin, C. (2021). Mapping internet celebrity on TikTok: Exploring attention economies and visibility labours. *Cultural Science Journal, 12*(1), 77–103. https://doi.org/10.5334/csci.140

Abokhodair, N., Skop, Y., Rüller, S., Aal, K., & Elmimouni, H. (2024). Opaque algorithms, transparent biases: Automated content moderation during the Sheikh Jarrah crisis. *First Monday, 29*(4). https://doi.org/10.5210/fm.v29i4.13620

Apolo Buenaño, D., Moncayo Racines, M. F., & Zúñiga Tello, F. (2018). Diseño y comunicación visual: Perspectivas para su abordaje desde la imagen corporativa. *Kepes, 15*(17), 251–271. https://doi.org/10.17151/kepes.2018.15.17.11

Barker, V. (2009). Older adolescents' motivations for social network site use: The influence of gender, group identity, and collective self-esteem. *CyberPsychology & Behavior, 12*(2), 209–213. https://doi.org/10.1089/cpb.2008.0228

Borysenko, O., Diachenko, M., Diachenko, I., Kravchenko, O., & Shunevych, Y. (2024). Impact of media space design on audience engagement in the digital age: A scoping review. *Revista Amazonia Investiga, 13*(84), 221–236. https://doi.org/10.34069/ai/2024.84.12.14

Bucher, T. (2012). Want to be on the top? Algorithmic power and the threat of invisibility on Facebook. *New Media & Society, 14*(7), 1164–1180. https://doi.org/10.1177/1461444812440159

Casales-García, V., Museros, L., Sanz, I., & Gonzalez-Abril, L. (2025). Analyzing aesthetics, attractiveness and color of gastronomic images for user engagement. *Cognitive Systems Research, 91*, Article 101358. https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2025.101358

Cotter, K. (2019). Playing the visibility game: How digital influencers and algorithms negotiate influence on Instagram. *New Media & Society, 21*(4), 895–913. https://doi.org/10.1177/1461444818815684

Dekker, C. A., Baumgartner, S. E., & Sumter, S. R. (2025). For you vs. for everyone: The effectiveness of algorithmic personalization in driving social media engagement. *Telematics and Informatics, 101*, Article 102300. https://doi.org/10.1016/j.tele.2025.102300

Demerdash, N. (2024). Constructing cool: Modesty, Mipsterz' visual culture and the self-fashioning of a transnational Muslim digital diaspora. *Mashriq & Mahjar: Journal of Middle East & North African Migration Studies, 11*(1), 1–24. https://doi.org/10.24847/v11i12024.282

Duffy, B. E., & Hund, E. (2015). "Having it all" on social media: Entrepreneurial femininity and self-branding among fashion bloggers. *Social Media + Society, 1*(2). https://doi.org/10.1177/2056305115604337

Esparza Morales, I., & Vences-Esparza, A. (2024). Diseño y validación de estrategias didácticas para la implementación de la alfabetización visual en educación media superior. *Revista Estudios de la Información, 2*(2), 99–114. https://doi.org/10.54167/rei.v2i2.1744

Greenacre, M. J. (2010). Correspondence analysis. *WIREs Computational Statistics, 2*(5), 613–619. https://doi.org/10.1002/wics.114

Gretzel, U. (2017). The visual turn in social media marketing. *Tourismos: An International Multidisciplinary Journal of Tourism, 12*(3), 1–18. https://doi.org/10.26215/TOURISMOS.V12I3.529

Hauser, D., Leopold, A., Egger, R., Ganewita, H., & Herrgessell, L. (2022). Aesthetic perception analysis of destination pictures using #beautifuldestinations on Instagram. *Journal of Destination Marketing & Management, 24*, Article 100702. https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2022.100702

Highfield, T., & Leaver, T. (2016). Instagrammatics and digital methods: Studying visual social media, from selfies and GIFs to memes and emoji. *Communication Research and Practice, 2*(1), 47–62. https://doi.org/10.1080/22041451.2016.1155332

Hu, N., & Kidd, J. (2023). Harnessing Instagram's "platform vernacular" during the COVID-19 pandemic: A case study of Philbrook Museum of Art. *Curator: The Museum Journal, 67*(2), 411–427. https://doi.org/10.1111/cura.12581

Hussain, B., Aslam, S., & Imran, A. (2025). Manufacturing beauty: How AI and social media are redefining aesthetic norms in emerging digital cultures. *Acta Psychologica, 260*, Article 105734. https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2025.105734

Jalali, N. Y., & Papatla, P. (2016). The palette that stands out: Color compositions of online curated visual UGC that attracts higher consumer interaction. *Quantitative Marketing and Economics, 14*(4), 353–384. https://doi.org/10.1007/s11129-016-9178-1

Jaramillo-Dent, D. (2023). Immigrant TikTokers decolonizing algorithmic visibility. *AoIR Selected Papers of Internet Research*. https://doi.org/10.5210/spir.v2022i0.13028

Jeong, D., Son, H., Choi, Y., & Kim, K. (2024). Enhancing social media post popularity prediction with visual content. *Journal of the Korean Statistical Society, 53*(3), 844–882. https://doi.org/10.1007/s42952-024-00270-7

Kim, Y. (2024). Personality of organizational social media accounts and its relationship with characteristics of their photos: Analyses of startups' Instagram photos. *BMC Psychology, 12*(1), 233. https://doi.org/10.1186/s40359-024-01709-6

Kim, Y., & Jang, S. (2022). *Visual representations in organizational Instagram photos and the public's responses: Focusing on nonprofit organizations*. *International Journal of Communication, 16*, 5425–5451

Li, Y., & Xie, Y. (2020). Is a picture worth a thousand words? An empirical study of image content and social media engagement. *Journal of Marketing Research, 57*(1), 1–19. https://doi.org/10.1177/0022243719881113

Nenadic, O., & Greenacre, M. (2007). Correspondence analysis in R, with two- and three-dimensional graphics: The ca package. *Journal of Statistical Software, 20*(3), 1–13. https://doi.org/10.18637/jss.v020.i03

Nielsen, F. (2020). On a generalization of the Jensen-Shannon divergence and the Jensen-Shannon centroid. *Entropy, 22*(2), 221. https://doi.org/10.3390/e22020221

Pearce, W., Özkula, S. M., Greene, A. K., Teeling, L., Bansard, J. S., Omena, J. J., & Rabello, E. T. (2018). Visual cross-platform analysis: Digital methods to research social media images. *Information, Communication & Society, 23*(2), 161–180. https://doi.org/10.1080/1369118x.2018.1486871

Prasetyo, A. R., & Revinzky, M. A. (2024). Designing a social media style guide for PT. Xxx brand identity. *International Journal of Management and Business Economics, 3*(1), 1–7. https://doi.org/10.58540/ijmebe.v3i1.600

Ramos-Serrano, M., & Martínez-García, Á. (2016). Personal style bloggers: The most popular visual composition principles and themes on Instagram. *Observatorio (OBS)*, *10*(2), 89–109. https://doi.org/10.15847/obsobs1022016947

Reece, A. G., & Danforth, C. M. (2017). Instagram photos reveal predictive markers of depression. *EPJ Data Science, 6*(1), Article 15. https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-017-0110-z

Rejeb, A., Rejeb, K., Appolloni, A., Treiblmaier, H., & Iranmanesh, M. (2024). Mapping the scholarly landscape of TikTok (Douyin): A bibliometric exploration of research topics and trends. *Digital Business, 4*(1), Article 100075. https://doi.org/10.1016/j.digbus.2024.100075

Rogers, R. (2021). Visual media analysis for Instagram and other online platforms. *Big Data & Society, 8*(1). https://doi.org/10.1177/20539517211022370

Schreiber, M. (2017a). Audiences, aesthetics and affordances: Analysing practices of visual communication on social media. *Digital Culture & Society, 3*(2), 143–164. https://doi.org/10.14361/dcs-2017-0209

Schreiber, M. (2017b). Showing/sharing: Analysing visual communication from a praxeological perspective. *Media and Communication, 5*(4), 37–50. https://doi.org/10.17645/mac.v5i4.1075

Shagyrov, M., & Shamoi, P. (2024). Color and sentiment: A study of emotion-based color palettes in marketing. In *2024 Joint 13th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 25th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (SCIS&ISIS)* (pp. 1–7). https://doi.org/10.1109/scisisis61014.2024.10759889

Striphas, T. (2015). Algorithmic culture. *European Journal of Cultural Studies, 18*(4–5), 395–412. https://doi.org/10.1177/1367549415577392

van Dijck, J. (2008). Digital photography: Communication, identity, memory. *Visual Communication, 7*(1), 57–76. https://doi.org/10.1177/1470357207084865

Waggoner, P. D. (2018). The hhi package: Streamlined calculation and visualization of Herfindahl-Hirschman Index scores. *Journal of Open Source Software, 3*(28), 828. https://doi.org/10.21105/joss.00828

Wiesenberg, M., & Verčič, D. (2020). The status quo of the visual turn in public relations practice. *Communications, 46*(2), 229–252. https://doi.org/10.1515/commun-2019-0111

You, Q., García-García, D., Paluri, M., Luo, J., & Joo, J. (2017). Cultural diffusion and trends in Facebook photographs. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media, 11*(1), 347–356. https://doi.org/10.1609/icwsm.v11i1.14902

Zappavigna, M. (2016). Social media photography: Construing subjectivity in Instagram images. *Visual Communication, 15*(3), 271–292. https://doi.org/10.1177/1470357216643220

Zeng, J., & Kaye, D. B. V. (2022). From content moderation to visibility moderation: A case study of platform governance on TikTok. *Policy & Internet, 14*(1), 79–95. https://doi.org/10.1002/poi3.287