



INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADA AL ANÁLISIS DE DISCURSOS DE ODIOS: Trump y Biden durante el asalto al Capitolio en Washington D.C.

ÁLVARO GIMÉNEZ SARMIENTO, VÍCTOR CERDÁN MARTÍNEZ, ALBERTO DANIEL VILLA GRACIA
Universidad Complutense de Madrid, España

PALABRAS CLAVE

*Política
Asalto Capitolio
Odio
Histograma
Inteligencia Artificial
Trump
Biden*

RESUMEN

En enero de 2021, una multitud asistió a un mitin de Donald Trump en Washington D.C. El político aseguró que había perdido las elecciones por un fraude electoral y arengó a los ciudadanos a acudir al Capitolio. Horas después, decenas de ciudadanos asaltaron al Capitolio de Estados Unidos, en el que murieron cuatro personas y hubo 52 detenidos. Tras este suceso, Joe Biden y Donald Trump emitieron dos mensajes audiovisuales. Esta investigación emplea herramientas de inteligencia artificial para analizar de manera cualitativa los discursos de los mensajes audiovisuales realizados antes y después del asalto a través de la aplicación ONEIA. Asimismo, realiza un análisis cuantitativo a través de OpenIA para valorar el tratamiento estético de los audiovisuales. Los resultados muestran que, a pesar de mantener discursos muy diferentes, ambos políticos, el tratamiento audiovisual, fue similar, según el estudio estadístico realizado sobre el histograma de los fotogramas analizados.

Recibido: 24 / 02 / 2025
Aceptado: 17 / 06 / 2025

1. El asalto al Capitolio: Trump y Biden

Una multitud asaltó el Capitolio de Estados Unidos el 6 de enero de 2021. El suceso interrumpió la sesión del poder legislativo que certificaría la victoria de Joe Biden en las elecciones presidenciales celebradas en 2020 (Matthews, 2021). Horas antes, los manifestantes habían asistido al mitin de Donald Trump «*Save America*» en el parque público La Elipse. Durante el discurso, Trump instigó a los manifestantes a acudir al Capitolio y ser fuertes (Simon, 2021): «Vamos a caminar hacia el Capitolio, y vamos a animar a nuestros valientes senadores y congresistas (...). Tenéis que mostrar fuerza, y tenéis que ser fuertes» (BBC, 2021). Trump también acusó a Biden de ser un presidente ilegítimo e instigó la lucha para recuperar su país: «Lucharemos con todas nuestras fuerzas, y si no luchamos con todas nuestras fuerzas, perderemos nuestro país» (BBC, 2021). En más de una ocasión la audiencia gritó: «¡Luchad por Trump!», en respuesta a las frases del presidente de Estados Unidos (Fuchs, 2021; Simon, 2021).

Horas después, una sección de los manifestantes que había asistido al discurso de Trump entró en el Capitolio por la fuerza. Durante el enfrentamiento en las puertas, un agente de las fuerzas del orden del Capitolio disparó a una manifestante que posteriormente falleció en el hospital a causa de las heridas. Otras tres personas murieron por emergencias médicas, así como el policía Brian D. Sicknick, debido a las heridas causadas por el asalto (Chace, 2021).

Los manifestantes consiguieron entrar en el Capitolio, donde destruyeron mobiliario, robaron documentos oficiales y se hicieron fotografías que compartieron en sus redes sociales (Fuchs, 2021). Un grupo de los asaltantes estuvo muy cerca de encontrarse con varios senadores como Mitt Romney, Nancy Pelosi o el vicepresidente Mike Pence (BBC, 2021). Según varios autores (Fuchs, 2021; Simon, 2021), la intención de este grupo era usar la violencia contra algunos senadores con el objetivo de revertir el resultado electoral. Durante el asalto, Trump tuiteó varios mensajes recomendando a los asaltantes que volvieran a sus casas, y les denominó grandes patriotas, y concluyó: «¡Recordad esto para siempre!».

Tras el ataque al Capitolio, Biden dio una comparecencia ante los medios de comunicación donde empezó asegurando que la democracia norteamericana estaba siendo atacada en una situación sin precedentes. Luego resaltó que los ataques al Capitolio no representan a los verdaderos americanos y calificó a los asaltantes como un pequeño grupo de extremistas secesionistas. Luego sugirió que las palabras de un presidente pueden incitar a actos violentos, como había hecho Trump. Biden pide a Trump que realice una comparecencia donde defienda la constitución americana y solicita el final de esta locura. Posteriormente, recordó que su administración intentará recobrar la decencia en la política y en la sociedad norteamericana.

Dos días después del asalto, Trump realizó un vídeo matizando algunas de sus posiciones ante el ataque sufrido en el Capitolio (Durschlag, 2021). Trump recordó que desde el principio su actuación fue en defensa de la ley, al mandar a la Guardia Nacional y la Policía Federal para controlar la revuelta. Recordó que Estados Unidos es una nación de orden y leyes, y acusó a los manifestantes de no representar su país. También destacó que los que habían quebrantado la ley pagarían por ello (Karni, 2021). Posteriormente, reconoció que la campaña había sido muy intensa, pero avisó que había que calmar los ánimos para tener una transición de poderes pacífica. También resaltó que haría cualquier cosa dentro de los márgenes de la ley para asegurarse de que las elecciones habían sido justas y que lo sigan siendo en años venideros (Durschlag, 2021). Según varios autores (Mangan y Breuninger, 2021), el vídeo de Trump podría ser parte de una estrategia legal para evitar una condena por alentar el asalto al Capitolio. El de Biden, sin embargo, según otros autores (Sullivan y Bradner, 2021), pretendió generar una imagen de liderazgo y autoridad antes una situación sin precedentes.

A pesar de que varios autores han investigado el contenido de los mensajes políticos de Trump y Biden tras el asalto del Capitolio (como por ejemplo Chace, 2021; Fuchs, 2021; Simon, 2021), ninguno lo ha hecho combinando el análisis de los discursos junto a los elementos estéticos de la imagen. La imagen digital se ha convertido en un requisito fundamental dentro de la comunicación política actual. Ya lo fue en el siglo XX a través del cine y la televisión, pero ahora el valor de la imagen ha adquirido un nuevo nivel con la globalización de Internet y las redes sociales. Según

varios autores, la política actual vive más que nunca una etapa centrada en la imagen y los aspectos estéticos que derivan de ésta.

A pesar de que varios estudios (Galfione, 2014; Rai, 2017) han investigado factores estéticos de la política norteamericana actual y sobre el presidente Donald Trump (Leslie, 2019; Rasmussen, 2021), ninguno lo ha hecho desde un enfoque cuantitativo. Convertir un vídeo en datos cuantificables que podamos analizar nos puede aportar información sobre los mensajes políticos, en este caso sobre los de Biden y Trump. Hasta la fecha, los estudios que se han centrado en el análisis de la imagen en movimiento lo han hecho a través de los tipos de planos, los elementos del cuadro, el tipo de fotografía, los colores empleados o el lenguaje no verbal de los candidatos. Sin embargo, no existe ningún trabajo que analice las variaciones en la luminancia de un vídeo para determinar su significado estético.

2. Inteligencia Artificial para el análisis de discursos

Existen múltiples estudios sobre el análisis de textos mediante métodos basados en Inteligencia Artificial (Gandhi *et al.*, 2024). La mayoría de ellos surgen de la necesidad de ofrecer soluciones para moderar redes sociales (Badjatiya *et al.*, 2017; Bunde, 2021; Gongane *et al.*, 2022), concretamente en la detección de discursos de odio o *fake news* (Gongane *et al.*, 2024; Khan *et al.*, 2024; Modha *et al.*, 2020). Especialmente profuso ha sido el abordaje de discursos racistas, homófobos o discriminatorios por sexo, religión o clase social (Lee *et al.*, 2022; Thiago *et al.*, 2021). También muchas de estas investigaciones se han centrado en detectar discursos de odio en circunstancias concretas, como la pandemia de la Covid-19 (Chao *et al.*, 2024), la guerra de Ucrania (Leekha *et al.*, 2024) o la crisis de refugiados de Rohingya (Palakodety *et al.*, 2020). En muchos de estos casos, los estudios han apuntado a los discursos de dirigente políticos, como atestiguan los análisis de Bhattacharya *et al.* (2024) o Sharma *et al.* (2023).

Estas investigaciones han sido abordadas con diferentes tecnologías de Inteligencia Artificial, englobadas la mayoría en sistemas de *Natural Language Processing* (NLP). Uno de los más empleados ha sido el sistema BERT, desarrollado por Google AI Research (Alatawi *et al.*, 2021; Mozafari *et al.*, 2020; Saleh *et al.*, 2023). También encontramos un buen número de estudios que emplean el Chat GPT (Oliveira *et al.*, 2023; Zhu *et al.*, 2023) o la combinación de otras tecnologías (Fenza *et al.*, 2024). Por último, apuntar que el análisis multimodal del discurso junto a la estética ha sido realizado con éxito por algunos estudios (Hossain & Muhammad, 2019; Kumar *et al.*, 2024), aunque hasta ahora no se ha empleado el análisis del histograma como principal fuente de datos.

3. El histograma como modo de representación de la luminancia

El análisis de imagen mediante histograma se basa en un primer nivel en la composición de la imagen digital. Cualquier imagen, ya sea fotográfica o audiovisual, se descompone en unidades mínimas conocidas como píxeles (Acharya y Ray, 2005; Angulo y Serra, 2005; Géraud *et al.*, 2001; Russ, 2002). Cada píxel contiene información de crominancia (color) y luminancia (luz). De este modo, cualquier imagen digital podrá ser analizada en base a los píxeles que componen la imagen. Uno de los sistemas empleados para analizarlas es el histograma.

El histograma es un gráfico con un eje de abscisas y ordenadas que representa una variable distribuida en frecuencias (Behar Guitiérrez y Grima i Cintas, 2013). En el caso del histograma de luminancia, el eje de abscisas muestra el rango de tonos. En imágenes de 8 bits hay 256 valores posibles, desde el negro (0) hasta el blanco (255). Estos son los valores de luminancia. El eje de coordenadas representa cuántos píxeles existen en cada tono, en una escala proporcional (Glasbey, 1993). Al ser proporcional no se muestran con exactitud la cantidad exacta de píxeles de cada uno de los tonos, sino un valor equivalente. El valor máximo de los píxeles será de 100, y al resto de píxeles se le aplica un valor proporcional (Adam *et al.*, 2006). De este modo, un histograma nos ofrece de un vistazo la distribución de los tonos de una imagen. Una imagen sobreexpuesta, o tomada de manera intencional en clave alta, será aquella cuyos valores de píxeles

máximos estén la zona derecha del histograma y apenas tendrá valores en el eje vertical a la izquierda. En una imagen subexpuesta, o tomada en clave baja, sucederá lo contrario. Por lo tanto, si una imagen tiene una exposición equilibrada, los valores estarán repartidos por el área central (Kurugollu *et al.*, 2001).

Sin embargo, cada píxel está compuesto por información de tres canales de color y el histograma de luminosidad no los representa de manera equitativa. Esto se debe a que ofrece una muestra del brillo percibido. Dado que el ojo humano no tiene la misma sensibilidad a todos los colores, el más relevante en este sistema es el verde. El promedio ponderado que se efectúa muestra un resultado de un 59% de luminosidad para el canal verde, un 30% para el rojo y un 11% para el azul (Flores *et al.*, 2015). De este modo el histograma representa la luminosidad de manera acorde a la que la percibe el ojo, relacionando una sensación perceptiva orgánica con un medio de representación cuantificable.

Un histograma de luminancia nos permite analizar cada imagen de manera individualizada. Esta afirmación es muy evidente en el caso de una fotografía, pero no lo es menos a la hora de analizar un producto audiovisual. Dependiendo del sistema de captación (NTSC, Pal, Secam, filmico), un mismo segundo se puede dividir en un determinado número de fotogramas (24, 25, 29.97, etc). Si extraemos una muestra de un vídeo podremos ver las variaciones lumínicas de cada fotograma atendiendo a su histograma de luminancia. En un plano dado, el movimiento de los elementos que lo componen se reflejará en su histograma, al variar de manera acorde la luminancia de sus píxeles. Además, nos ofrecerá de manera directa las condiciones de luz de esa imagen: si está equilibrada, es muy luminosa o demasiado oscura.

Las variaciones del histograma tienen consecuencias en la estética de un audiovisual. Un vídeo que tenga muchos cortes de montaje, constantes movimientos de cámara, de luces, o de elementos dentro del plano, tendrá una mayor variación en las curvas de luminancia. Es decir, cada fotograma analizado, aportará una curva muy diferente a los fotogramas anteriores o posteriores, como podría ocurrir en un videoclip. Justo lo contrario sucedería en un vídeo de toma única de un paisaje, donde no hubiera cortes de montaje y careciera de movimientos internos. En este último caso, los histogramas de cada fotograma serían muy similares. Al extraer los datos de luminancia de un vídeo podemos conseguir una información muy útil para analizar estadísticamente el tipo de estética que tiene.

4. Objetivo

El objetivo principal de este estudio es valorar el tratamiento de la imagen y el contenido de los discursos políticos de Trump y Biden tras el asalto al capitolio mediante datos cuantificables. Los objetivos secundarios son averiguar si existe una correlación entre dichas imágenes y realizar una comparación entre los diferentes grados de exposición lumínica de cada vídeo. Además, se aborda también la correlación entre el contenido de ambos discursos y su tratamiento estético.

5. Método y muestra

Este artículo emplea una metodología cuantitativa basada en el análisis de los datos del histograma de ambos discursos, con un posterior resultado estadístico para evaluar las medias y las diferencias significativas (Atkinson, 2014; Fell *et al.*, 2021). Empleamos la herramienta de Open IA (Chat GPT, versión 4o) para analizar una muestra aleatoria de doce fotogramas en cada uno de los dos discursos, en el de Biden y en el de Trump, tras el asalto al Capitolio (Figura 1). Esta selección aleatoria sigue los parámetros de varios estudios recientes (Koeing *et al.*, 2012; Vafeiadis y Shen, 2021) y toma un material con una resolución de 1920x1080 a 25 fotogramas progresivos por segundo con un *bitrate* de 15.000 Kbps. Los datos de la aplicación de IA nos aportarán un histograma de cada uno de los fotogramas seleccionados, donde el eje X es la frecuencia y el eje Y es el valor de cada píxel (0-255). Los píxeles más cercanos a 0 se correlacionan con valores oscuros, siendo 0, negro, y los más cercanos a 255, serían los más luminosos, siendo 255, blanco.

Con los datos obtenidos por la herramienta de IA de OpenIA, realizamos una prueba estadística ANOVA con cada uno de los histogramas para valorar si hay diferencias significativas entre cada una de las muestras. Asimismo, realizaremos una media de las luces claras, oscuras y medias de las imágenes seleccionadas en ambos discursos (Koeing *et al.*, 2012). Realizaremos este proceso de manera sistemática con todos los fotogramas seleccionados (Atkinson, 2014; Fell *et al.*, 2021).

A pesar de que varios estudios recientes (Abrar *et al.*, 2021; Grover *et al.*, 2021; Walter y Hellström, 2021), han analizado las curvas de luminancia con diferentes propósitos (Chen *et al.*, 2021; Karmakar *et al.*, 2021; Lu *et al.*, 2021), no existe ninguno hasta la fecha que indague en las diferencias y similitudes de los mensajes políticos, y menos aún de Donald Trump y Joe Biden con respecto al asalto al Capitolio.

Asimismo, empleamos una metodología cualitativa basada en el contenido de los discursos. Para esto, primero transcribiremos los textos de cada político, y los analizaremos con la herramienta de IA ONEAI. Esta aplicación analiza los posibles mensajes de odio de los políticos y destaca las palabras más usadas y el orden. En este apartado, incluiremos la transcripción de un discurso más, el de Donald Trump, antes del asalto al Capitolio, que también analizaremos con IA. No incluiremos o compararemos este discurso con ninguno de Biden porque el presidente ya electo no realizó ningún mitin, como sí hizo Trump los momentos antes del asalto.

Figura 1. Parte de la muestra escogida para este análisis cuantitativo de los discursos de Donald Trump y Joe Biden sobre el asalto al Capitolio



Fuente(s): Elaboración propia, 2024

6. Análisis y resultados

Los resultados de análisis del histograma de la muestra seleccionada en el discurso de Trump es el siguiente: el análisis ANOVA realizado sobre los datos de los histogramas de luminancia de cada fotograma ha dado como resultado un F-statistic muy bajo (0.007513) y un P-value de 1.000000. Esto indica que no hay diferencias significativas entre las distribuciones de luminancia de los distintos fotogramas (Figura 2). En otras palabras, los histogramas de luminancia de los fotogramas son muy similares entre sí, lo que sugiere que la luminancia se distribuye de manera bastante consistente a lo largo de los fotogramas.

Figura 2. Muestra de una de las imágenes del análisis del discurso de Trump (izquierda). Frecuencia (Eje X) de cada valor de píxel (0-255) (Eje Y) en la media de las imágenes del discurso de Trump (Derecha).



Fuente(s): Elaboración propia, 2024.

Por otro lado, la distribución de tonos claros, tonos medios y sombras estuvo repartida de la siguiente forma: sombras (0-50) en un 25.38%; tonos medios (51-199) en un 43.38%; y luces altas (200-255) en un 31.24%. Los tonos medios (51-199) representan el 43.38% de los píxeles, lo que indica que una parte considerable de las imágenes contiene detalles con niveles de brillo moderados. Este rango de tonos suele incluir los colores de piel, tonos de fondo, y otras áreas no extremadamente iluminadas ni oscuras. Las luces altas (200-255) constituyen el 31.24% de los píxeles, lo que es significativo. Esto sugiere que hay bastantes áreas brillantes en las imágenes, como, por ejemplo, superficies bien iluminadas, reflejos o elementos blancos. En comparación con las sombras, esta proporción elevada de luces altas podría dar a las imágenes un aspecto más brillante o resplandeciente. Las sombras (0-50) representan el 25.38% de los píxeles. Aunque no es la mayor proporción, sigue siendo relevante, indicando que las imágenes tienen también áreas oscuras o de poca iluminación, pero no de manera predominante.

Estas imágenes parecen estar equilibradas en términos de brillo, con una buena representación tanto de áreas claras como oscuras. Esto podría indicar una iluminación más uniforme o un procesamiento de imagen que busca mantener un rango dinámico más amplio.

Los resultados del análisis del histograma del discurso de Biden es el siguiente: el análisis ANOVA realizado sobre los datos de los histogramas de luminancia de los nuevos fotogramas ha dado como resultado un F-statistic muy bajo (0.00015) y un P-value de 1.00000. Esto indica que no hay diferencias significativas entre las distribuciones de luminancia de los distintos fotogramas en este nuevo conjunto. Al igual que en el caso anterior, los histogramas de luminancia de los fotogramas son muy similares entre sí, lo que sugiere una consistencia en la distribución de la luminancia a lo largo de los fotogramas.

Por otro lado, la distribución de tonos claros, tonos medios y sombras estuvo repartida de la siguiente forma: sombras (0-50) en un 81.62%; tonos medios (51-199) en un 17.37%; y luces altas (200-255): en un 1.01% (Figura 3).

Figura 3. Muestra de una de las imágenes del análisis del discurso de Biden (izquierda). Frecuencia (Eje X) de cada valor de píxel (0-255) (Eje Y) en la media de las imágenes del discurso de Biden (Derecha).



Fuente(s): Elaboración propia, 2024.

Esto quiere decir que las imágenes tienen una predominancia de tonos oscuros, con pocos elementos brillantes o blancos. Esto podría ser debido a la iluminación de la escena, el contenido de las imágenes (por ejemplo, fondos oscuros o personas vestidas con ropa oscura), o la forma en que se ha capturado o procesado el vídeo. Además, la falta de un rango amplio de brillos podría implicar que las imágenes tienen un contraste limitado, es decir, la diferencia entre las áreas más oscuras y brillantes no es muy marcada. El tono oscuro puede estar relacionado con la atmósfera o el mensaje que se quiere transmitir, dando una sensación de seriedad, solemnidad, o enfoque en el sujeto más que en el entorno.

Por otro lado, y tras analizar el contenido de los discursos con la aplicación IA ONEAI, obtenemos los siguientes resultados. Las palabras más repetidas en el discurso de Trump posterior al asalto del Capitolio son: *America* (3), *law* (3), *citizens* (2), *family* (2), *violence* (2), *economy* (2), *lives* (2) y *country* (2). En cuanto a las emociones detectadas por AI ONEAI, destaca exclusivamente una negativa. En cuanto a las alusiones a conceptos concretos, hallamos los siguientes: fechas (2), números (2), localizaciones concretas (2) y organizaciones (1).

En el discurso de Biden tras el asalto al Capitolio observamos una menor concentración de palabras, siendo las más repetidas *today* (7), *democracy* (7), *America* (6), *Capitol* (5), *people* (5), *president* (5), *assault* (5), *good* (4), *chaos* (4), *work* (5), *nation* (3), *god* (4), *way* (4) y *words* (3). Se trata de un abanico más amplio de palabras que deriva en solo una frase de connotación negativa y ningún contenido tóxico o reivindicativo. Las alusiones directas a conceptos se concentran en localizaciones (8), fechas (9), personas (3) y grupos políticos (4).

Por último, y de forma adicional, el discurso de Trump antes del asalto al Capitolio arroja los siguientes resultados. Las palabras más repetidas son: *people* (31), *election* (19), *country* (20), *years* (15) y *president* (11). Además, encontramos contenido tóxico en 11 frases y reivindicativo en 10. Solo una de las frases tiene una connotación negativa. En cuanto a las alusiones directas, detectamos 49 a personas, 18 a grupos políticos y 16 a localizaciones concretas, ya sean ciudades o espacios como la Casa Blanca o el propio Capitolio. En este discurso, a diferencia de los otros dos, la aplicación de IA indica contenidos de mensajes tóxicos y/o de odio. Hay que recordar que este fue el mitin de Donald Trump antes de que una multitud de sus seguidores asaltara el Capitolio de Estados Unidos.

7. Discusiones

Tras analizar de manera independiente los dos discursos sobre el asalto al Capitolio de Donald Trump y Joe Biden, concluimos que existe una correlación entre las imágenes de cada uno de los vídeos. En ambos casos, la realización audiovisual se centró en mostrar a cada político sin apenas cambiar el encuadre o mover la cámara. Los políticos tampoco se movieron de manera reseñable durante los discursos, aportando una imagen bastante uniforme y continuada. Estas cuestiones quedan reflejadas a través de los resultados del análisis estadístico de regresión. El F-statistic muy bajo y el P-value de 1.000000 en ambos vídeos nos indica que apenas hubo diferencias de luminancia entre los fotogramas analizados.

A pesar de que ambos políticos mantuvieron posiciones muy diferentes en el contenido de sus mensajes, los resultados del análisis demuestran que el tratamiento estético fue prácticamente similar. La correlación de las imágenes analizadas en ambos discursos desvela una similitud en la forma de narrar los contenidos políticos. Esto coincide con estudios anteriores (Hallin y Mancini, 2004; Plasser y Plasser, 2002) que hablan sobre la similitud del tratamiento de la información en diversos políticos de ideologías muy diferentes. Según otros autores (Cerdán Martínez y Padilla Castillo, 2019; Villa-Gracia y Cerdán, 2020), los modelos para narrar cuestiones políticas difieren del contenido de otras audiovisuales, como películas, documentales, anuncios o videoclips. Mientras que en los primeros la estética se centra en la imagen del político, con una presencia casi omnipresente, en el resto de ejemplos existe una variedad de elementos que componen una imagen del personaje mucho más dinámica.

Por otro lado, encontramos algunas diferencias al comparar los resultados de las medias de luminancia de ambos vídeos. Mientras que en Donald Trump destaca la presencia de las luces

altas, en el de Biden la iluminación estuvo más baja y centrada en las luces bajas. Esto según Place y Peterson (1974) puede determinar diferencias a la hora de transmitir emociones al público. Unos niveles altos de luminancia se acercarían a la denominada clave alta. En fotografía se emplea para evocar sentimientos de tranquilidad y paz. Si los valores de luminancia tienden a ser bajos, se denomina clave baja. La clave baja se asocia a tensión, intensidad emocional y majestuosidad (Hemphill, 1996; Meier *et al.*, 2017). Por otro lado, Donald Trump presentó una imagen más clara que la de su contrincante, algo que, según varios autores (Hemphill, 1996; Meier *et al.*, 2017), tendría la intención de generar un discurso apaciguador, sobre todo teniendo en cuenta la gravedad de las acusaciones demócratas tras el asalto al Capitolio estadounidense.

Además, ambas comparecencias siguieron una línea similar en cuanto al montaje audiovisual. Tanto en la de Biden como la de Trump, la mayor parte del vídeo se retransmitió a través de un plano medio, sin cortes a una segunda cámara. Solo en varios momentos puntuales se mostró un plano general y otro plano medio desde un ángulo diferente. Esto demuestra, según otros autores (Barrientos *et al.*, 2019; Morris, 2017), que, a pesar de contar con varias cámaras, el tratamiento de la imagen resultó ser lo más sencillo y directo posible.

Varios estudios han investigado el contenido de los debates televisados en diferentes campañas electorales (Barrientos *et al.*, 2019; Benoit *et al.*, 2003; Morris, 2017; Padilla Castillo, 2014; Téllez *et al.*, 2010; Valdez-Zepeda y Huerta-Franco, 2009). Cada vez es más común que los candidatos políticos pacten con los medios de comunicación un tratamiento de la imagen similar. La metodología empleada en este estudio, basada en el análisis de las curvas de luminancia, nos aportaría un resultado matemático sobre el grado de similitud de las imágenes de cada político y, por tanto, una constatación de este hecho.

Partiendo de este planteamiento estético similar, sí que detectamos una variación clara en cuanto al contenido. Mientras que la comparecencia de Biden refleja una tendencia moderada, las dos de Trump tiene un claro componente reivindicativo y de tendencia tóxica, sobre todo el previo al asalto del Capitolio. Esto también se puede comprobar en el espectro de palabras usado por cada uno de los candidatos. Trump emplea un abanico muy limitado que deriva en un discurso directo, redundante y poco elaborado. El de Biden es más amplio desde el punto de vista conceptual y temático, tratando de abordar varias perspectivas de la problemática. Por otro lado, Trump alude continuamente a palabras como *people*, *country* y *election*, con la intención de mantener la movilización social. Biden, sin embargo, acude a conceptos como *today*, *democracy* y *America*, generando un discurso más moderado y alejado de posiciones tóxicas.

En definitiva, podemos concluir que, aunque ambos discursos presentan una variación mínima en su estética, el de Biden tiene una cierta tendencia hacia la clave baja. Este enfoque transmite un dramatismo que no se refleja en el contenido, mucho más moderado que el de Trump antes del asalto. En cuanto al discurso de Trump tras el asalto, este se mantiene en una clave alta que contrasta con la tendencia detectada por la aplicación de IA ONEAI en su discurso previo al asalto. Por lo tanto, ambos candidatos utilizaron una estética que difiere de la posición que venían manteniendo, lo que podría indicar una tendencia a la compensación dramática mediante la imagen. Trump genera una estética más luminosa, que normalmente se asocia con conceptos como la alegría o el optimismo. En cambio, Biden recurre a una clave baja que debería acentuar el componente dramático del contenido. Ambas posturas tratan de establecer un equilibrio con sus posiciones, buscando así abarcar un mayor espectro de emociones.

Asimismo, tenemos que destacar varias limitaciones. Primero, el análisis realizado se centra en una muestra cronológica que intenta representar de manera genérica la estética de cada vídeo. Segundo, la resolución de las muestras de las curvas de luminancia recogidas por cada fotograma podrían ampliarse en futuros estudios para tener una mayor precisión en los análisis. Aunque la luminancia sea un factor determinante en los vídeos, faltaría por estudiar la importancia de los colores a través de datos cuantificables, que no se precisan en este estudio.

Para concluir, pensamos que esta investigación, a pesar de las limitaciones, aporta una nueva vía de análisis de los discursos políticos y/o de cualquier obra audiovisual. Además, abre la

posibilidad de generar futuros softwares que analicen a tiempo real un vídeo, estimando las similitudes y/o diferencias con los ya estudiados.

Referencias

- Abrar, M., Jabeen, S. and Abbas, S. (2021). Socio-Economic Effects of Customer Knowledge, Political Support, and Innovation on the Growth of Islamic Banking System; Case Study of Pakistan. *Research Square*, 22. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-311357/v1>
- Acharya, T. and Ray, A. K. (2005). *Image Processing: Principles and Applications*. New York: Wiley-Interscience, (pp. 36-37). <https://doi.org/10.1002/0471745790.ch2>
- Adam, A., Rivlin, E. and Shimshoni, I. (2006). Robust Fragments-based Tracking using the Integral Histogram, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)*, New York, NY, USA, pp. 798-805, <https://doi.org/10.1109/CVPR.2006.256>
- Alatawi, H. S., Alhothali, A. M., & Moria, K. M. (2021). Detecting white supremacist hate speech using domain specific word embedding with deep learning and BERT. *IEEE Access*, 9, 106363-106374. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9497095/>
- Angulo, J. and Serra, J. (2005). Segmentación de Imágenes en Color utilizando Histogramas Bi-Variables en Espacios Color Polares Luminancia/Saturación/Matiz. *Computación y Sistemas*, 8(4).
- Atkinson, G. (2014). Shear rate normalization is not essential for removing the dependency of flow-mediated dilation on baseline artery diameter: past research revisited. *Physiological Measurement*, 35(9), 1825–1835. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/35/9/1825>
- Badjatiya, P., Gupta, S., Gupta, M., & Varma, V. (2017). Deep learning for hate speech detection in tweets. In *Proceedings of the 26th international conference on World Wide Web companion* (pp. 759-760).
- Barrientos, A., Caldevila, D. and Vargas, J. J. (2019). El protocolo, la puesta en escena y la persuasión en los debates políticos televisados. *Revista de Marketing Aplicado*, 23(3), 17-27. <https://doi.org/10.17979/redma.2019.23.3.5872>
- Behar Guitiérrez, R. and Grima i Cintas, P. (2013). El histograma como un instrumento para la comprensión de las funciones de densidad de probabilidad. *Probabilidad Condicionada: Revista de didáctica de la Estadística*, 2, 229-235. <http://hdl.handle.net/2117/19754>
- Benjamin, W. (2008). *The work of art in the age of mechanical reproduction* (J. A. Underwood, Trad.). Harlow, Inglaterra: Penguin Books.
- Benoit, W. L., Hansen, G. J. and Verser, Rebecca M. (2003). A meta-analysis of the effects of viewing U.S. presidential debates. *Communication Monographs*, 70(4), 335-350. <https://doi.org/10.1080/0363775032000179133>
- Bhattacharya, A., Chakrabarti, T., Basu, S., Knott, A., Pedreschi, D., Chatila, R., ... & Biecek, P. (2024). Towards a crowdsourced framework for online hate speech moderation—a case study in the Indian political scenario. In *Companion Publication of the 16th ACM Web Science Conference* (pp. 75-84). <https://doi.org/10.1145/3630744.3663607>
- Bunde, E. (2021). AI-assisted and explainable hate speech detection for social media moderators – A design science approach. *Proceedings of the 2021 Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)* (pp. 1264–1274). <https://doi.org/10.24251/HICSS.2021.154>
- Cerdán Martínez, V., & Padilla Castillo, G. (2019). Historia del «fake» audiovisual: «deepfake» y la mujer en un imaginario falsificado y perverso. *Historia y comunicacion social*, 24(2), 505–520. <https://doi.org/10.5209/hics.66293>
- Chace, S. (2021). “Unlocking Us”: Analyzing the US election and its aftermath. *Leadership (London)*, 17(3), 365–375. <https://doi.org/10.1177/17427150211003002>
- Chao, A. F., Wang, C. S., Li, B. Y., & Chen, H. Y. (2024). From Hate to Harmony: Leveraging Large Language Models for Safer Speech in Times of COVID-19 Crisis. *Heliyon*. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e35468>
- Chen, H., Li, C., Zheng, L., Lu, W., Li, W. and Wei, W. (2021). A machine learning-based survival prediction model of high grade glioma by integration of clinical and dose-volume histogram parameters, *Cancer Medicine*, 10(8), 2774-2786. <https://doi.org/10.1002/cam4.3838>
- Coltuc, D., Bolon, P. and Chassery, J. (2006). Exact histogram specification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(5), 1143-1152. <https://doi.org/10.1109/TIP.2005.864170>
- Dou, W., Ren, Y., Chen, Y., Ruan, S., Bloyet, D. and Constrans, J. M. (2005). Histogram-based generation method of membership function for extracting features of brain tissues on MRI images. L. Wang, Y. Jin (Eds.), *FSKD, LNAI, 3613, Springer-Verlag, Berlin* (pp. 189-194).

- Durschlag, J. (2021, enero 8). *Trump calls for healing, smooth transition after «heinous attack» on Capitol*. Fox News. <https://www.foxnews.com/us/trump-calls-for-healing-smooth-transition-after-heinous-attack-on-capitol>
- Fell, G., Redd, R. A., Vanderbeek, A. M., Rahman, R., Louv, B., McDunn, J., Arfè, A., Alexander, B. M., Ventz, S., & Trippa, L. (2021). KMDATA: a curated database of reconstructed individual patient-level data from 153 oncology clinical trials. *Database: The Journal of Biological Databases and Curation*, 2021. <https://doi.org/10.1093/database/baab037>
- Fenza, G., Loia, V., Stanzione, C., & Di Gisi, M. (2024). Robustness of models addressing Information Disorder: A comprehensive review and benchmarking study. *Neurocomputing*, 127951. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2024.127951>
- Flores, M. J., Robayo Jácome, D. J. and Saa Escobar, D. A. (2015). Histograma del gradiente con múltiples orientaciones (hog-mo) detección de personas. *Investigación y Desarrollo*, 12, 2(5). <https://doi.org/10.14483/2322939X.10991>
- Fuchs, C. (2021). How Did Donald Trump incite a coup attempt? *tripleC Communication Capitalism & Critique Open Access Journal for a Global Sustainable Information Society*, 19(1), 246–251. <https://doi.org/10.31269/triplec.v19i1.1239>
- Galfione, M. V. (2014). Estética y política: el debate contemporáneo en torno a las formas de la representación. *Trans/Form/Ação*, 37(1), 223–246. <https://doi.org/10.1590/S0101-31732014000100012>
- Gandhi, A., Ahir, P., Adhvaryu, K., Shah, P., Lohiya, R., Cambria, E., Poria, S., & Hussain, A. (2024). Hate speech detection: A comprehensive review of recent works. *Expert Systems*, 41(8), e13562. <https://doi.org/10.1111/exsy.1356224>
- Géraud, T., Strub, P. Y. and Darbon J. (2001). Color image segmentation, *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'01)*, IEEE, 3, 70–73.
- Glasbey, C. A. (1993). An Analysis of Histogram-Based Thresholding Algorithms. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 55(6), 532-537. <https://doi.org/10.1006/cgip.1993.1040>
- Gongane, V. U., Munot, M. V., & Anuse, A. D. (2022). Detection and moderation of detrimental content on social media platforms: current status and future directions. *Social Network Analysis and Mining*, 12(1), 129. <https://doi.org/10.1007/s13278-022-00951-3>
- Gongane, V. U., Munot, M. V., & Anuse, A. D. (2024). A survey of explainable ai techniques for detection of fake news and hate speech on social media platforms. *Journal of Computational Social Science*, 7, 1-37. <https://doi.org/10.1007/s42001-024-00248-9>
- Grover, P., Kumar, A., Gupta, S. & Modgil, S. (2021). Influence of political leaders on sustainable development goals – insights from twitter. *Journal of Enterprise Information Management*, 34(6), 1893-1916. <https://doi.org/10.1108/JEIM-07-2020-0304>
- Hallin, D. C. and Mancini, P. (2004). Americanization, globalization, and secularization: understanding the convergence of media systems and political communication. En F. Esser y B. Pfetsch (eds.), *Comparing Political Communication. Theories, Cases, and Challenges* (pp. 25-44). Nueva York: Cambridge University Press.
- Hemphill, M. (1996). A note on adults' color-emotion associations. *The Journal of Genetic Psychology*, 157(3), 275–280. <https://doi.org/10.1080/00221325.1996.9914865>
- Hossain, M. S., & Muhammad, G. (2019). Emotion recognition using deep learning approach from audio-visual emotional big data. *Information Fusion*, 49, 69-78 <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2018.09.008>
- Karmakar, D., Sarkar, R. & Datta, M. (2021). Colour band fusion and region enhancement of spectral image using multivariate histogram, *International Journal of Image and Data Fusion*, 12, 64-82. <https://doi.org/10.1080/19479832.2020.1870578>
- Karni, A. (2021, enero 11). *On the way out, Melania trump denounces attacks on her as “shameful”*. The New York Times. <https://www.nytimes.com/2021/01/11/us/politics/melania-trump-statement-capitol-riot.html>
- Khan, W. Z., Kibriya, H., & Siddiq, A. (2024). Towards Safer Online Communities: Deep Learning and Explainable Ai for Hate Speech Detection and Classification. *Computers and Electrical Engineering*, 116, 109153. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2024.109153>

- Koeing, B., Lacey, D., & Richards, G., (2012). Video frame comparisons in digital video authenticity analyses. *Journal of Forensic Identification* Volume 62(2), 165 – 182.
- Kumar, K., Birla, L. & Rao, S. K. (2018). A robust unsupervised pattern discovery and clustering of speech signals. *Pattern Recognition Letters*, 116, 254-261. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.10.035>
- Kumar, P., Malik, S., & Raman, B. (2024). Interpretable multimodal emotion recognition using hybrid fusion of speech and image data. *Multimedia Tools and Applications*, 83(10), 28373-28394. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16443-1>
- Kurugollu, F., Sankur, B. & Harmanci, A. (2001). Color image segmentation using histogram multithresholding and fusion, *Image and Vision Computing*, 19(13), 915–928. [https://doi.org/10.1016/S0262-8856\(01\)00052-X](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(01)00052-X)
- Lee, E., Rustam, F., Washington, P. B., El Barakaz, F., Aljedaani, W., & Ashraf, I. (2022). [https://doi.org/10.1016/S0262-8856\(01\)00052-X](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(01)00052-X) el. *IEEE Access*, 10, 9717-9728.
- Leekha, R., Simek, O., & Dagli, C. (2024). War of Words: Harnessing the Potential of Large Language Models and Retrieval Augmented Generation to Classify, Counter and Diffuse Hate Speech. In *The International FLAIRS Conference Proceedings* (Vol. 37). <https://doi.org/10.32473/flairs.37.1.135484>
- Leslie, E. (2019). Anti-fascism, anti-art, doubt and despair. *Third Text*, 33(3), 293–313. <https://doi.org/10.1080/09528822.2019.1627053>
- Lu, D., Li, Y., L. H. & Pillai, J. J. (2021). Histogram-based analysis of cerebral blood flow using arterial spin labeling MRI in de novo brain gliomas: relationship to histopathologic grade and molecular markers, *Functional Neuroradiology*, 63, 751-760. <https://doi.org/10.1007/s00234-020-02625-3>
- Mangan, D., & Breuninger, K. (2021, enero 21). *Trump hires impeachment lawyer, McConnell wants Senate trial in February for Capitol riot incitement charge*. CNBC. <https://www.cnn.com/2021/01/21/trump-not-prepared-for-senate-impeachment-trial-for-capitol-riots.html>
- Matthews, D. (2021, enero 6). *A Trump supporter called C-SPAN in tears to ask if her president had lied to her*. Vox. <https://web.archive.org/web/20210107052227/https://www.vox.com/2021/1/6/22218031/trump-supporter-cspan-president-lied>
- Meier, B. P., Robinson, M. D., Crawford, L. E., & Ahlvers, W. J. (2007). When «light» and «dark» thoughts become light and dark responses: affect biases brightness judgments. *Emotion (Washington, D.C.)*, 7(2), 366–376. <https://doi.org/10.1037/1528-3542.7.2.366>
- Modha, S., Majumder, P., Mandl, T., & Mandalia, C. (2020). Detecting and visualizing hate speech in social media: A cyber watchdog for surveillance. *Expert Systems with Applications*, 161, 113725 <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113725>
- Morris, D. S. (2017). Twitter Versus the Traditional Media: A Survey Experiment Comparing Public Perceptions of Campaign Messages in the 2016 U.S. Presidential Election. *Social Science Computer Review*, 36(4). <https://doi.org/10.1177/0894439317721441>
- Mozafari, M., Farahbakhsh, R., & Crespi, N. (2020). Hate speech detection and racial bias mitigation in social media based on BERT model. *PloS one*, 15(8), e0237861. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0237861>
- Oliveira, A. S., Cecote, T. C., Silva, P. H., Gertrudes, J. C., Freitas, V. L., & Luz, E. J. (2023). How Good Is ChatGPT For Detecting Hate Speech In Portuguese?. En *Anais do XIV Simpósio Brasileiro de Tecnologia da Informação e da Linguagem Humana* (pp. 94-103). SBC.
- Padilla Castillo, G. (2014). La espectacularización del debate electoral: estudio del caso en Estados Unidos. *Vivat Academia*, (132), 162-180. <https://doi.org/10.15178/va.2015.132.162-180>
- Palakodety, S., KhudaBukhsh, A. R., & Carbonell, J. G. (2020). Voice for the voiceless: Active sampling to detect comments supporting the rohingyas. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* 34(1), 454-462. <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i01.5382>
- Place, J. A. & Peterson, L. S. (1974). Some visual motifs on film noir. *Film Comment*, 10(1), 30-35.
- Plasser, F. & Plasser, G. (2002). *La campaña global. Los nuevos gurúes del marketing político en acción*. Buenos Aires: Temas Grupo Editorial.

- Qin, K., Xu, K., Liu, F. & Li, D. (2011). Image segmentation based on histogram analysis utilizing the cloud model. *Computers & Mathematics with Applications*, 62(7), 2824-2833. <https://doi.org/10.1016/j.camwa.2011.07.048>
- Rai, S. M. (2017). Performance and politics: an approach to symbolic representation. *Politics, Groups & Identities*, 5(3), 506-511. <https://doi.org/10.1080/21565503.2017.1321996>
- Rasmussen, M. B. (2021). The aestheticisation of late capitalist fascism: Notes for a communist art theory. *Third Text*, 35(3), 341-354. <https://doi.org/10.1080/09528822.2021.1916268>
- Russ, J. C. (2002). *The Image Processing Handbook* (pp. 58-60). Washginton: CRC Press.
- Saleh, H., Alhothali, A., & Moria, K. (2023). Detection of hate speech using bert and hate speech word embedding with deep model. *Applied Artificial Intelligence*, 37(1), 2166719. <https://doi.org/10.1080/08839514.2023.2166719>
- Sharma, I., Jain, K., Behl, A., Baabdullah, A., Giannakis, M., & Dwivedi, Y. (2023). Examining the motivations of sharing political deepfake videos: the role of political brand hate and moral consciousness. *Internet Research*, 33(5), 1727-1749. <https://doi.org/10.1108/INTR-07-2022-0563>
- Simon, S. (2021). Trump's insurrection and America's year of living dangerously. *Survival*, 63(1), 7-16. <https://doi.org/10.1080/00396338.2021.1881247>
- Sullivan, K., & Bradner, E. (2021, enero 6). Joe Biden calls on Trump to «end this siege». *CNN*. Recuperado de <https://edition.cnn.com/videos/politics/2021/01/06/biden-responds-pro-trump-capitol-washington-dc-congress-electoral-college-vpx.cnn>
- Téllez, N., Muñiz, C. & Ramírez, J. (2010). Función discursiva en los debates televisados. Un estudio transcultural de los debates políticos en México, España y Estados Unidos. *Palabra clave*, 13(2), 251-270.
- Thiago, D. O., Marcelo, A. D., & Gomes, A. (2021). Fighting hate speech, silencing drag queens? artificial intelligence in content moderation and risks to lgbtq voices online. *Sexuality & culture*, 25(2), 700-732. <https://doi.org/10.1007/s12119-020-09790-w>
- Vafeiadis, M., & Shen, F. (2021). Effects of narratives, frames, and involvement on health message effectiveness. *Health Marketing Quarterly*, 39(3), 213-229. <https://doi.org/10.1080/07359683.2021.1965824>
- Valdez-Zepeda, A. & Huerta-Franco, D. (2009). Estrategias de comunicación en campañas electorales: El caso de la contienda presidencial de Estados Unidos 2008. *Contratexto*, 17, 21-32. <https://doi.org/10.26439/contratexto2009.n017.792>
- Villa-Gracia, D., & Cerdán, V. (2020). Evolución de la popularidad de Donald Trump y otros mandatarios internacionales en Google Trends (2016-2019). *El profesional de la información*, 29(1). <https://doi.org/10.3145/epi.2020.ene.12>
- Walter, D. & Hellström, J. (2021). Government termination in Europe: a sensitivity analysis. *West European Politics*, 45(3), 591-611. <https://doi.org/10.1080/01402382.2021.1880720>
- Zhao, J., Li, Z.-T. & Feng, B. (2015). A novel two-dimensional histogram modification for reversible data embedding into stereo H.264 video. *Multimedia Tools and Applications*, 75(10), 5959-5980. <https://doi.org/10.1007/s11042-015-2558-9>
- Zhu, Y., Zhang, P., Haq, E. U., Hui, P., & Tyson, G. (2023). Can chatgpt reproduce human-generated labels? a study of social computing tasks. *arXiv preprint arXiv:2304.10145*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.10145>