

La representación visual de los pueblos amazónicos. Un estudio sobre los sesgos de la Inteligencia Artificial Generativa¹

The visual representation of Amazonian peoples. A study on the biases of Generative Artificial Intelligence

AUGUSTO MOSTAJO PANTOJA²
GIANCARLO GOMERO³
DANIEL BARREDO IBÁÑEZ⁴

Resumen

La Inteligencia Artificial Generativa (IAG) puede crear obras mediante el aprendizaje constante de documentos, datos y representaciones alternativas. Sin embargo, algunas críticas señalan que su entrenamiento parte de materiales accesibles que, de por sí, presentan numerosos elementos de subjetividad. Siguiendo esa estela de estudios críticos con la IAG, esta investigación analiza las imágenes generadas por las plataformas DALL-E y Runway sobre la representación de los pueblos indígenas amazónicos para identificar sesgos. Se analizaron 400 imágenes en términos de cantidad de personas, género, edad, ubicación geográfica y características de la composición. Los resultados principales muestran que más de la mitad de las imágenes de ambas plataformas presentaron imágenes en las que no se podía determinar el espacio geográfico y en ninguna imagen se representó un entorno urbano. Estos hallazgos evidencian sesgos hacia los pueblos amazónicos, que pueden perpetuar construcciones simbólicas determinadas por la simplificación, estereotipación y distorsión de estas personas.

Palabras clave: inteligencia artificial, DALL-E, Runway, sesgos, pueblos indígenas.

¹ El artículo está basado en la investigación “Sesgos de la inteligencia artificial en la representación visual de los pueblos indígenas amazónicos” en la Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, realizada entre noviembre de 2023 y mayo 2024. Este artículo forma parte de los resultados del proyecto titulado “Las universidades españolas en los medios (MECU-ESP): estrategias metodológicas y herramienta web para el estudio y clasificación de la difusión noticiosa sobre las universidades españolas” (PID2023-153339NA-100), financiado por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades / la Agencia Estatal de Investigación /10.13039/501100011033 / FEDER, UE.

² Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas (Perú), a.mostajo02@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0000-0733-9873>

³ Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas (Perú), pcavggom@upc.edu.pe, <https://orcid.org/0000-0001-6777-0999>

⁴ Departamento de Periodismo I, Universidad de Sevilla (España), dbarredo@us.es, <https://orcid.org/0000-0002-2259-0756>

Abstract

Generative Artificial Intelligence (GAI) can create works by constantly learning from documents, data and alternative representations. However, some critics point out that its training starts from accessible materials that, in themselves, present numerous elements of subjectivity. Following in the wake of studies critical of the IAG, this research analyzes the images generated by the DALL-E and Runway platforms on the representation of Amazonian indigenous peoples to identify bias. Four hundred images were analyzed in terms of number of people, gender, age, geographic location and composition characteristics. The main results show that more than half of the images from both platforms presented images in which the geographic space could not be determined, and no image depicted an urban environment. These findings evidence biases towards Amazonian peoples, which may perpetuate symbolic constructions determined by the simplification, stereotyping and distortion of these people.

Keywords: Artificial Intelligence, DALL-E, Runway, Biases, Indigenous People.

1. Introducción

La Inteligencia Artificial Generativa (en adelante IAG) es un sistema, herramienta o máquina que simula el comportamiento humano, con capacidad para generar obras intelectuales avanzadas, con capacidad de aprender por sí misma y que sirve de apoyo a las personas en la toma de decisiones y el desarrollo de tareas (Belhadi et al. 2022; Dhamija y Bag 2020). Asimismo, la IAG ha mostrado un gran potencial para formular políticas públicas, enfrentar el cambio climático y brindar beneficios para la educación (Cowls et al. 2023; Jain et al. 2023; Nguyen et al. 2023). Por ello, se han ido desarrollando directrices éticas para la IAG, entre las que resaltan: transparencia, no maleficencia, responsabilidad, confianza y dignidad (Ryan y Stahl 2021; Jobin et al. 2019). Adicionalmente, estudios recientes han abordado los desafíos de la IAG a nivel ético y la necesidad de que se aborde cómo se diseña, desarrolla y pone en práctica estos sistemas (Gunkel 2023; Dancy y Saucier 2021). En esta línea de consideraciones éticas para un mejor desarrollo de la IAG, se ha explorado el reto de poder alinear los lenguajes con los que los humanos se comunican con estos sistemas a normas y valores apropiados que permitan intercambios más productivos (Kasirzadeh y Gabriel 2023).

En el campo de las comunicaciones, la IAG se presenta como una opción dentro de la comunicación empresarial para mejorar la comunicación oral y escrita en entornos de trabajo (Getchell et al. 2022); también dentro de la producción de noticias en algunos medios de comunicación y en archivos *media*, y en la formación de futuros periodistas (Bazán-Gil 2023; Lopezosa et al. 2023). Una de las herramientas de IAG más conocidas y empleadas es ChatGPT, por sus utilidades en la representación del conocimiento y creación de contenido (Wang et al. 2023). En esta línea, los contenidos producidos mediante algoritmos de IAG son una herramienta con potencial para complementar la creación

humana. Estos contenidos pueden ser de texto, imagen, video, audio u otros, y se producen mediante una solicitud en lenguaje natural (*prompt*), es decir, que no requiere habilidades de programación (García-Peñalvo et al. 2024; Cao et al. 2023). Dichos contenidos son personalizados, de calidad y fáciles de producir, en mayor cantidad y en plazos más cortos, lo que brinda un enorme potencial de creación y de simplificación de tareas. Sin embargo, es necesario tener en cuenta que estas potenciales oportunidades que la IAG trae consigo también conllevan riesgos, como la simulación de escritura, generación de imágenes, clonación de voz y creación de videos falsos, que pueden suponer peligros si son usados de forma incorrecta (Franganillo 2022). En este artículo nos centramos en explorar las representaciones de un sujeto concreto, los pueblos amazónicos, que han sido poco estudiados por la literatura previa, al menos desde este enfoque.

En ese contexto, el objetivo de este estudio es analizar las representaciones visuales de los pueblos indígenas amazónicos generadas por sistemas de IAG, con el fin de identificar y caracterizar los sesgos presentes en dichas imágenes. A partir de ello, la investigación se plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿qué tipos de sesgos se manifiestan en la representación visual de los pueblos indígenas amazónicos en imágenes generadas por sistemas de IAG?

1.1. Marco teórico. La IAG y la representación de los pueblos amazónicos

El uso de IAG para la generación de imágenes a partir de textos se ha vuelto más popular en los últimos años debido a su apertura para uso público y gratuito, y ha sido analizada desde diversos enfoques. Por un lado, se encuentran estudios que analizan la poca precisión de las imágenes con relación a los *prompts*, presentando confusión para graficar relaciones espaciales como “dentro”, “encima” o “debajo” (Conwell y Ullman 2023). Por otro lado, García-Ull y Lázaro (2023) analizaron los sesgos en DALL-E para imágenes generadas para 37 profesiones. Sus hallazgos evidencian cómo las imágenes replican estereotipos de género y concluyen que la IAG además refuerza e incrementa estos estereotipos, mostrando principalmente a mujeres en labores de educación y enfermería; y a hombres en profesiones asociadas con un mayor nivel de responsabilidad o estatus, como política, economía y religión. Gorska y Jemielniak (2023) exploran el sesgo de género en imágenes generadas por IAG de profesionales en derecho, medicina, ingeniería e investigación científica. Sus resultados evidencian cómo la representación de estos profesionales retrata en un 76% a hombres y solo en un 8% a mujeres. Además, un estudio de imágenes generadas mediante Midjourney asocia términos genéricos de funciones vinculadas al periodismo con mujeres de piel clara y con una vestimenta conservadora y, como contraparte, los *prompts* de labores periodísticas especializadas muestran mayormente a hombres mayores de piel clara (Thomas y Thomson 2023). Desde la perspectiva de lo cultural, se ha analizado la representación de la cultura africana en imágenes generadas por DALL-E y Starry AI, encontrando indicadores de violencia epistémica por parte de la IA, al no hacer representaciones precisas (Mbalaka 2023). Esto se corresponde con los estereotipos en la representación visual que se pueden encontrar en medios tradicionales, que muestran la prevalencia de rostros blancos en imágenes sobre refugiados y expatriados (Olier y Spadavecchia 2022).

Las investigaciones anteriores muestran las posibilidades y dificultades de la IA para representar con precisión los *prompts* solicitados. El sesgo en los resultados arrojados se muestra y puede definir como un error en varios sistemas de IA que favorece a un grupo demográfico en contraste con otro (Fletcher et al. 2021; Mehrabi et al. 2019). Los resultados indicados muestran también la necesidad de explorar y reducir los sesgos y estereotipos, especialmente en la generación de imágenes. Sin embargo, investigaciones adicionales señalan que también se encuentran sesgos en otras áreas que emplean la IAG, como las búsquedas según la orientación política (Peters 2022), y en los diagnósticos médicos (Vicente y Matute 2023; Walker et al. 2023). En esa medida, los algoritmos usados por la IA pueden agravar el racismo y discriminación sistémica si no se desarrollan e implementan con enfoques y herramientas interdisciplinarias, que busquen remediar estos prejuicios para evitar ser trasladados a la aplicación en otras áreas de trabajo (Marinucci et al. 2023; Fountain 2022). Un ejemplo de lo anterior pasa por la mejora en los sistemas de generación de imágenes de IAG con entrenamientos más específicos en las descripciones (Betker et al. 2023), la intermediación de ChatGPT para trasladar el lenguaje a uno que sea más detallado para DALL-E (OpenAI 2023), la posibilidad de reportar sesgos en el modelo y estereotipos en Runway (Runway s.f.), y la generación de modelos que amplíen la diversidad de la representación (Esposito et al. 2023), por citar las más relevantes.

Con respecto de los pueblos indígenas, la literatura previa apunta a la existencia de un control limitado sobre su imagen pública en medios masivos (Lencina et al. 2023) y la representación que se haga de ellos es fundamental para la percepción, opinión y comportamiento que se genere frente a estos grupos (Saura Sánchez 2008). Para que su cosmovisión, ideas y problemáticas alcancen audiencias más amplias, deben ser representados de manera significativa en los medios de comunicación, más allá de los espacios de comunicación propios con los que cuentan (Morales et al. 2021). Davis-Delano et al. (2021) encuentran que los nativos americanos son omitidos en la cultura popular o recordados a través de figuras estereotipadas y con una subrepresentación de figuras femeninas. Adicionalmente, los pueblos indígenas también son invisibilizados en el ámbito legal. Así, el Estado peruano, a diferencia de otros en América Latina, no cuenta con leyes que reconozcan a las comunidades indígenas urbanas, como la comunidad shipibo-konibo de Cantagallo, en Lima (Espinosa 2021).

La representación de los pueblos indígenas de la Amazonía en medios masivos replica imágenes estereotipadas que limitan su percepción en sociedad. En Perú, Espinosa (2009a) describe cómo se han representado a ciertas poblaciones en contextos de conflicto, analiza el caso del pueblo Asháninka de la Amazonía, representado con atuendos de rondero, vestidos con su traje tradicional y escopetas luchando contra el grupo terrorista Sendero Luminoso, y al pueblo Awajún como guías y soldados coronados con plumas y la cara pintada en la que fue llamada la Guerra del Cenepa. Según Espinosa, esta imagen exotizada con vestimentas tradicionales y plumas ha sido aprovechada también por los mismos pueblos indígenas para atraer la atención de los medios y tener acceso a estos. Como parte del conflicto en Amazonía norte peruana, en Bagua el 2009, los indígenas fueron principalmente representados como un problema y estigmatizados como sujetos violentos y opuestos al desarrollo, además de ignorantes sin capacidad de comprender las leyes (Guzmán

Zamora y Rodrigo Alsina 2019). Otra investigación de Espinosa (2009b), encuentra que incluso antes del conflicto de Bagua los indígenas eran mostrados como fieros y salvajes, con lanzas y gestos agresivos frente a las cámaras. Espinosa resalta que el pueblo Awajún ha sido destacado por la práctica del jibarismo o reducción de cabezas en medios de comunicación, atlas y guías turísticas. Por su parte, en Colombia, un análisis sobre la representación de los pueblos indígenas Bari y Uwa en prensa escrita, en textos e imágenes, analizó la identificación de estos con representaciones que los mostraban como seres primitivos, siempre desnudos en fotografías, y caricaturizados mediante ilustraciones (Rubio 2022). En el contexto brasileño, un análisis de libros didácticos encontró que dichos recursos actúan como potentes difusores de estereotipos al reforzar la figura del buen salvaje o del indígena amenazador, vinculándolos al pasado e invisibilizando su realidad contemporánea en otros ámbitos, como ciudades o dentro de la esfera académica, lo que perpetúa una visión que ignora la diversidad de las más de 305 etnias presentes en el país (Gomes et al. 2020). Estos estudios evidencian que los patrones de representación estereotipada de pueblos indígenas amazónicos no se limitan a un solo país, sino que se reproducen en distintos contextos nacionales de la región amazónica.

La representación cultural no constituye un reflejo neutral de la realidad, sino que es un proceso activo de producción de significado, mediante el cual los sujetos, grupos y prácticas sociales son construidos y fijados a través de sistemas de signos compartidos (Hall 1997). Estos procesos involucran actores, prácticas y elementos de la cultura material y simbólica que permiten anclar la representación y construir identidades socialmente reconocibles (Purschke 2021).

En el ámbito visual, la producción de significados se articula a través de recursos semióticos como el cuerpo, la vestimenta, la composición, el encuadre y el uso del color, los cuales operan como códigos culturales que orientan la interpretación de las imágenes (Kress y van Leeuwen 2021). El análisis de estos atributos permite identificar patrones simbólicos recurrentes que pueden dar cuenta de procesos de homogeneización cultural, estereotipación o exotización en la representación de determinados grupos sociales (Rose 2016). En el caso de las imágenes generadas por sistemas de IAG, estas representaciones no emergen de manera autónoma, sino que se construyen a partir de repertorios preexistentes, procedentes de otros medios, imágenes y textos que forman parte de los datos de entrenamiento de los modelos (Elasri et al. 2022). En este sentido, la representación visual se encuentra vinculada a relaciones de poder, en tanto puede reproducir y normalizar discursos dominantes y jerarquías simbólicas preestablecidas (Van Dijk 2009).

2. Metodología

La presente investigación se enmarca dentro del paradigma positivista, que se caracteriza por abordar el problema desde una postura orientada a la obtención de información sistemática y medible, con el fin de analizar patrones en imágenes generadas por sistemas de IAG (Miranda Beltrán y Ortiz Bernal 2020; Ricoy 2006). De esta manera, se emplea el enfoque cuantitativo, concebido a

partir del tratamiento sistemático de las unidades de análisis localizadas (Hernández Sampieri et al. 2014; Creswell 2009). La técnica utilizada fue el análisis de contenido, que permite hacer inferencias sobre las imágenes, buscando identificar patrones culturales en las imágenes producidas por la IAG (Krippendorff 2018; Weber 1990).

El diseño general del estudio es cuantitativo, orientado a identificar patrones recurrentes de representación visual. Este análisis tuvo un alcance descriptivo, con el fin de contextualizar y profundizar la interpretación de los resultados cuantitativos. Este enfoque se inscribe en las perspectivas de análisis visual, que conciben las imágenes como portadoras de significados culturales y sociales (Hall 1997; Rose 2016; Banks y Zeitlyn 2015).

Para el desarrollo de la investigación, se consideraron las imágenes que la IAG puede generar, pero este es un universo de tamaño muy amplio, superior a 100.000 unidades de análisis (QuestionPro s.f.). Con un 95% de confianza y un 5% de margen de error, se fijó la muestra en 400 imágenes, a partir de un muestreo probabilístico estratificado (Cochran 1977).

Estas unidades de análisis se recabaron desde dos plataformas de IAG capaces de generar imágenes mediante la introducción de comandos textuales: DALL-E y Runway. DALL-E es uno de los modelos más populares y usados, y fue lanzado en enero del 2021 por la compañía OpenAI. Es capaz de generar imágenes novedosas y altamente realistas basadas en descripciones textuales, y es entrenado con una gran base de datos de imágenes y descripciones (Yanev 2023). Para el presente estudio se utilizó la versión DALL-E 2, uno de los modelos más populares y ocupados para la generación de imágenes a partir de texto (*text-to-image*). Por su parte, Runway es una plataforma de IAG fundada en Brooklyn, Nueva York, en 2018, que cuenta con diversas herramientas para la creación audiovisual, que se entrena con una base de datos basada en fotos, videos y descripciones de contenido (Metz 2023). Para esta investigación se utilizó exclusivamente su función de generación de imágenes a partir de texto (*text-to-image*), disponible en la plataforma durante el periodo de estudio, empleando la configuración por defecto y sin la aplicación de estilos predefinidos. Si bien Runway no proporciona información pública detallada sobre la versión o arquitectura específica del modelo de generación de imágenes usado, se estandarizaron todas las variables de uso accesibles al usuario con el fin de favorecer la replicabilidad del procedimiento.

La selección de DALL-E 2 y Runway respondió a criterios de relevancia, accesibilidad y contraste funcional. Ambas plataformas se encuentran entre las herramientas de IAG más empleadas en contextos creativos y comunicacionales, y permiten la generación de imágenes a partir de comandos textuales sin requerir conocimientos técnicos avanzados. Asimismo, mientras que DALL-E se presenta como un modelo ampliamente estudiado en la literatura académica, Runway aparece como una plataforma orientada a la creación audiovisual con un enfoque más cercano a la producción creativa. La comparación entre ambas plataformas permitió explorar posibles variaciones en la representación visual derivadas de diferencias en los enfoques y configuraciones de los sistemas, manteniendo constantes las condiciones de generación accesibles al usuario.

De esta manera, entre el 14 y el 28 de febrero de 2024 se realizaron cuatro extracciones para la descarga de imágenes. Cada búsqueda en DALL·E 2 y Runway genera cuatro (04) imágenes, y se realizaron cincuenta (50) búsquedas en cada plataforma utilizando un único *prompt* estandarizado en inglés: “Amazonian indigenous people”. Se optó por elegir un *prompt* en inglés para evitar ambigüedades lingüísticas propias del español, como el uso del masculino genérico o del lenguaje neutro (por ejemplo, pueblos amazónicos), que podrían generar variaciones en la representación de género. La concentración de la extracción en un periodo temporal acotado respondió a la necesidad de mantener condiciones de generación homogéneas, evitando posibles variaciones por actualizaciones o ajustes en los modelos de IAG durante el proceso de recolección. De este modo, la muestra es representativa del comportamiento de los sistemas analizados en dicho periodo de tiempo.

En total, se recopilaron 200 imágenes (4x50) en cada una de las dos (02) plataformas, lo que da una muestra total de 400 imágenes (2x200). DALL·E 2 produce imágenes en un formato cuadrado, por lo que, aunque Runway brinda opciones de formato rectangular, se optó porque las imágenes fueran en formato cuadrado para estandarizar la muestra y facilitar así la comparativa. Si bien Runway permite elegir entre 33 diferentes estilos de imagen en sus ajustes, se optó por la opción “ninguno”, para mantener un principio de homogeneidad con DALL·E.

Para realizar el análisis de las imágenes, se transcribió lo observado a una hoja de Excel mediante cinco criterios con un menú desplegable con opciones. En el criterio de número de personas se fijaron las opciones del 0 al 7, más de 8 personas, y no se puede determinar, para las imágenes que no graficaban claramente una figura humana. En el rango de edades, se introdujo una variable de tipo cualitativo a partir de los rasgos más frecuentes de las personas representadas, como bebé; niños y/o adolescentes; jóvenes; adultos; adultos mayores; edades mixtas, en el caso de imágenes con grupos de personas de edades dispares, o no se puede determinar, para las imágenes donde las personas figuraban de espaldas o incompletas, y no corresponde, cuando no había personas en la imagen. En género se incluyeron las opciones de masculino; femenino; mayormente masculino, para imágenes de grupos donde predominaba la representación de personas de género masculino; mayormente femenino, para los grupos con mayor representación de personas de género femenino; igualdad masculino y femenino, cuando la cantidad de personas de género masculino y femenino era la misma; no se puede determinar, en el caso de imágenes donde las personas eran mostradas de espaldas o de forma incompleta; y no corresponde, cuando no había personas en la imagen. Sobre el espacio geográfico de representación se incluyó la categoría rural natural, cuando era un espacio netamente rural con naturaleza; rural con intervención, cuando era un espacio rural con elementos elaborados por el ser humano como viviendas; y urbano, cuando era un espacio de ciudad. Finalmente, para evaluar si las imágenes eran una composición, se fijaron dos criterios; si, cuando es una imagen ilustrada, que incluía texto o elementos gráficos como trazados y bordes, o reunía más de una imagen; y no, cuando era una imagen simple.

El proceso de validación del instrumento tuvo dos etapas. Una primera validación estuvo a cargo de un experto metodológico, que brindó sus apreciaciones sobre los criterios planteados y recomendaciones

para mejorarlos, especialmente en el rango de edades y género, para incluir la opción de “no se puede determinar”. Y, en una segunda etapa, se procedió a una validación final por prueba piloto, en la que se observaron algunos aspectos sobre la representación rural de las imágenes, y se decidió incluir una diferenciación entre rural con naturaleza y rural con intervención; y también se identificó imágenes que eran una composición, por lo que se incluyó esta variable en la evaluación.

El proceso de codificación fue realizado por un único codificador, quien participó en el diseño y validación del instrumento de análisis. Previamente a la codificación definitiva, se desarrolló una fase de entrenamiento y estabilización, que incluyó la aplicación inicial del instrumento y la revisión de los criterios operativos. Posteriormente, con el fin de evaluar la fiabilidad del análisis, se aplicó un procedimiento de fiabilidad intracodificador (*test-retest*) mediante la recodificación aleatoria del 10% de la muestra (40 imágenes) seleccionadas equitativamente entre ambas plataformas, que arrojó un 97.5% de consistencia.

3. Resultados

3.1. DALL-E 2

DALL-E 2 presenta diversos tipos de imágenes según los criterios definidos, sin embargo, hay dos representaciones sobre los pueblos indígenas de la Amazonía que prevalecen sobre el resto. La primera, con un 12,5% de las imágenes analizadas, es de una indígena joven de género femenino, el espacio geográfico donde se ubica no se puede determinar debido a que el fondo es borroso y/o el encuadre de la imagen es muy cerrado y no brinda información, y es una imagen simple, no compuesta. Y, en segundo lugar, con un 10% del total de imágenes representadas, se encuentra la imagen de un solo indígena amazónico adulto de género masculino, donde no se puede determinar el espacio geográfico donde se ubica y es graficado en una imagen simple, no compuesta (Figura 1).

Figura 1. Representaciones de indígenas amazónicos más comunes en DALL·E 2



Fuente: elaboración propia a partir de OpenAI (2024).

Asimismo, se observa que la mayor prevalencia en las imágenes generadas por DALL·E 2, con un 13,5%, es en las que no se puede determinar la cantidad de indígenas amazónicos, ya que la definición en la imagen no es suficientemente clara y tampoco se puede determinar el rango de edades ni el género de las personas. Estas imágenes grafican un espacio rural con intervención, donde se pueden apreciar viviendas u otras construcciones, y son imágenes no compuestas.

3.2. Runway

Por otro lado, Runway arrojó como representación más predominante sobre pueblos indígenas de la Amazonía la imagen de un solo indígena adulto mayor de género masculino, donde no se puede determinar el espacio donde se ubica, al ser mayormente graficado en encuadres cerrados o con un fondo sin información suficiente, y son imágenes no compuestas. Estas imágenes representan el 9,5% del total.

En un segundo nivel de frecuencia, se identifican tres tipos de representación predominantes. El 4% de las imágenes grafican grupos de dos indígenas amazónicos, adultos mayores y de género masculino, en un espacio rural natural y en imágenes no compuestas. Y con un 3,5% de las imágenes se encuentran dos grupos de imágenes. El primer grupo de imágenes corresponde a un adulto de género masculino, no se puede determinar el espacio donde se ubican y son imágenes no compuestas. Y el segundo grupo grafica a grupos de ocho o más personas, no se puede determinar el género ni rango de edades que prevalece en la representación de las personas, ni el espacio geográfico

debido a que no brindan información suficiente al ser imágenes compuestas, que combinan varias representaciones, tienen elementos de ilustración o texto, o las personas son graficadas en tamaños muy pequeños o sin definición suficiente (Figura 2).

Figura 2. Representaciones de indígenas amazónicos comunes en Runway



Fuente: elaboración propia a partir de Runway AI (2024).

3.3. Según cantidad de personas

Si bien la mayor cantidad de imágenes de indígenas amazónicos graficadas por DALL·E 2 y Runway retratan a una sola persona, la diferencia de porcentaje entre ambas plataformas es bien marcada. En el caso de DALL·E 2 la representación de un solo indígena amazónico corresponde al 69,5%, mientras que en Runway esto se corresponde con el 29%.

Es importante señalar que DALL·E 2 sólo graficó a grupos de dos indígenas amazónicos en un 3,5% de las ilustraciones. En estos casos las personas figuran de espaldas o solamente una de ellas es representada con el rostro completo. Mientras que, en el 27% de imágenes restantes, no figura ninguna persona o no se puede determinar la cantidad.

En contraste, Runway graficó de forma más diversa la cantidad de indígenas amazónicos. En un 17,5% de las representaciones se retrata a grupos de dos personas. Estas no son mostradas de espaldas y en muy poca proporción se muestran con el rostro cortado, la representación es bastante clara y usualmente con el cuerpo completo (Figura 3). En el resto de las imágenes la cantidad de personas

se puede desglosar así: un 21% de estas mostró a grupos de tres y cuatro indígenas amazónicos; en igual medida, el 21% a grupos de ocho o más personas; y el 11,5% a grupos de entre cinco a siete personas. Y, a diferencia de DALL-E, en Runway no hubo ninguna imagen en la que no figurara ninguna persona.

Figura 3. Representación de grupos de indígenas amazónicos generadas por Runway



Fuente: elaboración propia a partir de Runway AI (2024).

3.4. Según género y rango de edades

En cuanto al género de las personas, DALL-E 2 muestra mayor paridad en la representación, ya que retrata en el 32% de las imágenes solamente a indígenas amazónicos de género masculino y, en el 34,5%, solamente a indígenas amazónicas de género femenino. En Runway la disparidad en la representación de género es bastante marcada: el 61% de las imágenes representan solamente a indígenas amazónicos de género masculino y solo el 0,5% corresponden a indígenas amazónicas de género femenino. La diferencia tan marcada en el género en Runway también se pudo apreciar al momento de descargar las ilustraciones, ya que ocho de las cincuenta búsquedas, que arrojaban cuatro imágenes cada una, mostraron netamente representaciones de indígenas amazónicos de género masculino. A esto hay que añadir que debido a que Runway muestra en mayor medida a grupos de dos o más indígenas, en el 15% de las imágenes la mayoría de los indígenas son de género masculino y en un 7% la mayoría son de género femenino. Y en el caso de las imágenes que muestran igual cantidad de personas de ambos géneros, en DALL-E 2 esto se da solo en un 0,5%, y tiene relación con que solo el 3,5% de las ilustraciones producidas por esta plataforma muestran a más de

una persona. Por su parte, en Runway el 3% de las imágenes muestran igual cantidad de indígenas de género masculino y femenino.

Respecto al rango de edades, el grupo más representado de indígenas amazónicos en DALL·E 2 son los jóvenes, con un 30,5%, seguido en un 22% por adultos y por un 20,5% de imágenes donde no se pudo determinar el rango de edades, debido a que no se pudo dilucidar el número de personas o bien las figuras aparecían de espaldas. Por otro lado, los rangos de edades más representados en Runway son los grupos de edades mixtas, con un 41%. Y, en un segundo nivel, las imágenes de indígenas amazónicos adultos mayores, con un 24,5%. En el caso de las ilustraciones de edades mixtas, un poco más de la tercera parte de estas grafican a grupos de ocho o más personas. Y, en el caso de los adultos mayores, más de la mitad se corresponde con imágenes donde solo figura una persona. Finalmente, en ninguna de las plataformas se obtuvo resultados que grafiquen solo a la categoría bebés (Tabla 1).

Tabla 1. Representación de género y grupos de edad en DALL·E 2

Género	Adultos	Adultos mayores	Jóvenes	Edades mixtas	Niños y/o adolescentes	No corresponde	No se puede determinar	Total
Femenino	9.0%	2.5%	16.5%	0.0%	6.5%	0.0%	0.0%	34.5%
Masculino	12.5%	2.5%	13.0%	0.5%	2.0%	0.0%	1.5%	32.0%
No se puede determinar	0.5%	0.5%	1.0%	0.0%	0.0%	0.0%	19.0%	21.0%
No corresponde	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	12.0%	0.0%	12.0%
Igualdad masculino y femenino	0.0%	0.0%	0.0%	0.5%	0.0%	0.0%	0.0%	0.5%
Total	22.0%	5.5%	30.5%	1.0%	8.5%	12.0%	20.5%	100.0%

Fuente: adaptado de OpenAI, DALL·E 2 (versión del 18 de febrero de 2024), <https://openai.com/index/dall-e-2/>

Cruzando ambas variables, género y rango de edades, se obtienen los siguientes resultados. En el caso de DALL·E 2, las indígenas de género femenino son representadas en mayor medida como jóvenes, en un 16,5% de las imágenes. Y los indígenas de género masculino son representados en una proporción muy similar entre jóvenes y adultos, con un 13% y 12,5%, respectivamente (Figura 4).

Figura 4. Género de indígenas amazónicos representados por DALL·E 2 y Runway



Fuente: elaboración propia a partir de OpenAI (2024) y Runway AI (2024).

Mientras que, en Runway, los indígenas de género masculino, que son los más representados, son graficados en un 24% como adultos mayores y en un 18% como grupos de edades mixtas. Y también se les grafica en una proporción muy similar entre adultos con un 9,5% y jóvenes con un 7% (Tabla 2).

Tabla 2. Representación de género y grupos de edad en Runway

Género	Adultos	Adultos mayores	Jóvenes	Edades mixtas	Niños y/o adolescentes	No se puede determinar	Total
Masculino	9.5%	24.0%	7.0%	18.0%	2.5%	0.0%	61.0%
Mayormente masculino	2.0%	0.0%	1.5%	10.0%	0.0%	1.5%	15.0%
No se puede determinar	0.0%	0.0%	1.0%	6.0%	0.5%	6.0%	13.5%
Mayormente femenino	0.0%	0.0%	1.5%	4.0%	1.0%	0.5%	7.0%
Igualdad masculino y femenino	0.0%	0.0%	0.0%	3.0%	0.0%	0.0%	3.0%
Femenino	0.0%	0.5%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.5%
Total	11.5%	24.5%	11.0%	41.0%	4.0%	8.0%	100.0%

Fuente: adaptado de Runway AI, Runway (versión del 21 de febrero de 2024), <https://runwayml.com/ai-tools/text-to-image/>

3.5. Según espacio geográfico

Tanto en DALL·E 2 como en Runway, en la mayor cantidad de imágenes no se puede determinar el espacio geográfico donde son representadas, debido a que las imágenes son cerradas y no muestran información suficiente del fondo o porque éste se encuentra desenfocado. El 65,5% de imágenes en DALL·E 2 corresponden a esta descripción, frente al 51% de las imágenes de Runway. Sin embargo, en cuanto al tipo de espacio rural que grafican, ambas plataformas muestran diferencias. Por un lado, DALL·E 2 grafica en mayor medida, con un 29%, espacios rurales con intervención del hombre, en los que se puede apreciar viviendas y otras construcciones (Tabla 3). En casi la totalidad de estas representaciones no figuran o no se puede determinar si figuran personas. Y, por otro lado, Runway muestra en un 35,5% de las imágenes de espacios rurales naturales, en los que solo se puede apreciar a las personas y la naturaleza, sin construcciones hechas por humanos (Tabla 4). Finalmente, ninguna de las plataformas arrojó ilustraciones donde los indígenas amazónicos fueran representados en una zona urbana.

Tabla 3. Representación de espacio geográfico en DALL·E 2

Espacio geográfico	Porcentaje
No se puede determinar	65.5%
Rural con intervención	29.0%
Rural natural	5.5%
Urbano	0.0%
Total	100.0%

Fuente: adaptado de OpenAI, DALL·E 2 (versión del 18 de febrero de 2024), <https://openai.com/index/dall-e-2/>

Tabla 4. Representación de espacio geográfico en Runway

Espacio geográfico	Porcentaje
No se puede determinar	51.0%
Rural natural	35.5%
Rural con intervención	13.5%
Urbano	0.0%
Total	100.0%

Fuente: adaptado de Runway AI, Runway (versión del 21 de febrero de 2024), <https://runwayml.com/ai-tools/text-to-image/>

3.6. Según la composición de la imagen

En cuanto a la composición de las imágenes, hay una diferencia muy marcada en DALL-E 2, ya que el 87% de las imágenes no son compuestas, es decir, son imágenes simples, sin ilustraciones, textos, ni combinación de más de una imagen. Y el 13% restante se compone de imágenes con una composición, principalmente con ilustraciones. Por otro lado, en Runway la proporción es más pareja. El 60% de imágenes no son compuestas y el 40% restante sí lo son e incluyen ilustraciones, elementos gráficos como bordes, textos y/o combinaciones de más de una imagen (Figura 5). Además, en el caso de Runway es importante resaltar que cerca de la mitad de las representaciones que son una composición grafican a grupos de ocho o más personas. Y en cuanto a DALL-E, la totalidad de estas que son una composición retratan a una sola persona.

Figura 5. Imágenes compuestas generadas por DALL-E 2 y Runway



Fuente: elaboración propia a partir de OpenAI (2024) y Runway AI (2024).

3.7. Interpretación de los patrones visuales recurrentes

En los patrones visuales recurrentes en las imágenes generadas por ambas plataformas, se observa una tendencia a la representación individualizada, especialmente en DALL-E 2, mediante retratos en primer plano o plano medio de una sola persona, con encuadres cerrados y fondos desenfocados o neutros. Estas imágenes enfatizan los rasgos faciales, la expresión y la vestimenta, mientras que el entorno aparece escasamente contextualizado.

De manera transversal, se identifica un uso reiterado de la indumentaria tradicional estandarizada, que incluye tocados con plumas, collares, pintura facial y vestimentas asociadas a representaciones genéricas de pueblos indígenas amazónicos. Estas formas de vestimenta aparecen de manera relativamente homogénea, independientemente de la diversidad cultural existente entre los distintos pueblos amazónicos. Asimismo, se observa una predominancia de paletas cromáticas cálidas y saturadas, con énfasis en tonos verdes, marrones y ocre, que refuerzan una asociación visual entre las personas representadas y un entorno natural tropical, incluso en aquellas imágenes donde el espacio geográfico no puede ser claramente identificado. En el caso de Runway, las ilustraciones que representan grupos numerosos construyen con mayor frecuencia representaciones grupales con escasa individualización de los sujetos, organizados en filas o composiciones simétricas, lo que contrasta con el predominio del retrato individual observado en DALL·E 2. Finalmente, se identifican diferencias estilísticas entre plataformas, ya que DALL·E 2 tiende a generar imágenes con mayor realismo fotográfico, mientras que Runway presenta con mayor frecuencia imágenes ilustradas o composiciones gráficas.

4. Discusión

Los resultados presentados en las páginas anteriores presentan una novedad importante, y es la existencia de sesgos en la representación de los pueblos indígenas de la Amazonía por parte de los sistemas de IAG de DALL·E 2 y Runway. Estos sesgos se agregan a los identificados por la literatura previa (Peters 2022; Vicente y Matute 2023; Walker et al. 2023), al mostrar cómo estas dinámicas no solo afectan a la representación de profesiones u otros grupos sociales, sino que también se extienden a poblaciones indígenas. En este caso, los principales sesgos observados giran alrededor de la disparidad en presentación de género en Runway, las diferencias en la representación de cantidad de personas entre plataformas, la nula representación de espacios urbanos y la diferencia del tipo de resultados de imágenes compuestas.

Respecto a la representación por género, DALL·E 2 presenta bastante similitud en las representaciones masculinas y femeninas, siendo las últimas ligeramente superiores. Sin embargo, en las imágenes de Runway la representación masculina es mucho mayor, lo que prevalece también en grupos de personas. Estos resultados son consistentes con los hallazgos de García-Ull y Lázaro (2023) y de Gorska y Jemielniak (2023), quienes documentan una predominancia masculina en ilustraciones generadas por IAG en el ámbito profesional. Si bien estas investigaciones evaluaron la representación de género en las profesiones y las ocupaciones, los resultados obtenidos en el presente estudio sugieren que este sesgo también se traslada y hasta puede llegar a incrementarse en la representación de las poblaciones indígenas, lo que refuerza patrones de invisibilización de las figuras femeninas indígenas, en línea con lo observado por Davis-Delano et al. (2021) en el ámbito de la cultura popular de Estados Unidos.

Los resultados también dejaron en evidencia dos concepciones diferentes del término *people*, en plural, usado en el prompt. Mientras que DALL·E 2 representa a los pueblos indígenas de la Amazonía

como sujetos individuales o en imágenes en las que no se puede determinar la cantidad de personas, Runway grafica con mayor frecuencia a grupos de personas, lo que hace que sea más preciso con el término en plural. Los hallazgos en DALL·E 2 sugieren limitaciones en la comprensión de relaciones cuantitativas, lo que guarda relación con lo señalado por Conwell y Ullman (2023), respecto a la imprecisión de este sistema para representar relaciones espaciales básicas. En este estudio, esta limitación contribuye además a procesos de invisibilización simbólica, al generar imágenes en las que no figuran personas indígenas o en las que su presencia resulta ambigua.

En conclusión, los resultados refuerzan los procesos de invisibilización y ruralización de los pueblos indígenas amazónicos. El hecho de que DALL·E haya arrojado resultados en los que no se grafica a ninguna persona contribuye a la invisibilización de los pueblos indígenas de la Amazonía, mientras que la imposibilidad de reconocer el espacio geográfico en más de la mitad de las imágenes evidencia una representación descontextualizada y poco precisa de estas poblaciones. Asimismo, ambas plataformas presentan una mirada sesgada sobre la ubicación rural de la población indígena amazónica mostrando dos representaciones diferentes de ruralidad. En DALL·E 2 predominan espacios rurales con intervención humana, mientras que Runway representa mayoritariamente entornos naturales no intervenidos, reforzando una asociación entre los pueblos indígenas y la naturaleza virgen. Estos hallazgos dialogan con lo encontrado por Rubio (2022) en los periódicos regionales de Colombia, donde los pueblos indígenas son invisibilizados o mostrados de forma exótica y como parte del patrimonio natural. También se corresponde con la imagen que Guzmán Zamora y Rodrigo Alsina (2019) encontraron sobre la cobertura mediática del conflicto de Bagua, en que los pueblos indígenas eran representados como seres anclados en el pasado, opuestos al desarrollo y vinculados únicamente a su territorio. Además, guarda relación con los análisis de Espinosa (2009a, 2009b) sobre las representaciones de las poblaciones Asháninka y Awajún, en contextos de conflicto en zonas rurales. La nula representación de espacios urbanos en DALL·E 2 y Runway puede interpretarse, además, como una reproducción simbólica de la ausencia de reconocimiento legal de comunidades indígenas urbanas en algunos países. En el caso de Perú, no existe un marco legal que reconozca a las comunidades indígenas establecidas en espacios urbanos, como la comunidad shipibo-konibo de Cantagallo en Lima (Espinosa 2021). Estos patrones también se corresponden con los hallazgos de Gomes et al. (2020) en el contexto brasileño, quienes identificaron que los libros didácticos refuerzan estereotipos del “buen salvaje” o del “indígena amenazador”, vinculándolos al pasado e invisibilizando su presencia contemporánea en espacios urbanos, académicos y sociales. En conjunto, estos resultados sugieren que los sistemas de IAG, al menos durante el rango temporal estudiado, no solo reproducen, sino que también actualizan y reconfiguran estereotipos históricos documentados en distintos soportes mediáticos y educativos en América Latina. Se identificaron categorías que refuerzan esta lectura, como la asociación sistemática entre personas indígenas y entornos naturales, la ausencia de infraestructuras urbanas y la representación de sujetos genéricos sin rasgos territoriales o culturales específicos. Estas formas de representación diluyen la diversidad interna de los pueblos indígenas amazónicos y los presentan como un grupo indiferenciado, principalmente anclado a la naturaleza y desvinculado de dinámicas contemporáneas, sociales, económicas y políticas. Este patrón de homogeneización visual limita el reconocimiento de la complejidad y heterogeneidad de estas poblaciones.

En lo que respecta a las imágenes compuestas, la mayor proporción observada en Runway respecto a DALL·E 2 evidencia diferencias en la forma en la que ambas plataformas generan imágenes. Las imágenes compuestas producidas por Runway combinan más de una imagen, incluyen bordes estilizados, ilustraciones y/o textos, y reproducen en muchos casos la estructura de textos visuales promocionales, como folletos digitales, infografías o materiales educativos. En muchos casos, estas presentan similitudes con recursos utilizados por organizaciones no gubernamentales y agencias de cooperación internacional. La reproducción de estas representaciones puede guardar relación con Morales et al. (2021) sobre la implementación de componentes de comunicación para el desarrollo en los proyectos de agencias de la ONU en las décadas de 1960 y 1970, orientados a la difusión de información y educación a poblaciones marginalizadas. Parte de las referencias usadas por Runway en el entrenamiento de su algoritmo pueden partir de fuentes de este tipo. Por otro lado, las imágenes compuestas producidas por DALL·E 2 son principalmente caricaturas o dibujos sin un carácter informativo claro. Esto guarda relación con lo observado por Rubio (2022) en los medios colombianos, donde se documenta la infantilización de la población indígena mediante caricaturas e ilustraciones.

Los resultados obtenidos plantean interrogantes sobre el tipo de representación que los pueblos indígenas, en este caso los de la Amazonía, deben tener en los medios y en los sistemas de IAG. Como señalan Morales et al. (2021), los pueblos indígenas tienen derecho a ser retratados valorando su diversidad cultural, así como a establecer sus medios de comunicación propios, y acceder de manera equitativa a las tecnologías de medios no indígenas. Esto puede plantear la necesidad de incluir su voz y autorrepresentación dentro de los mecanismos de desarrollo de la IAG y las fuentes de texto e imagen con la que se entrenan. Además, los resultados de DALL·E 2 en los que se subrepresenta e invisibiliza a los pueblos indígenas de la Amazonía coinciden con los hallazgos de Mbalaka (2023) en relación con la representación de la cultura africana en imágenes generadas por sistemas de IAG, lo que sugiere que estos patrones no son exclusivos del contexto amazónico, sino que forman parte de dinámicas más amplias de reproducción de desigualdades culturales en estos sistemas.

De este modo, se reafirma lo expuesto por Fountain (2022), que afirma que los algoritmos dependen de los datos con los que son desarrollados. El uso de algoritmos basados en datos sesgados en la IAG reproducirá estos sesgos en los resultados y puede contribuir al fomento del racismo sistémico si su diseño y desarrollo no remedia este problema. Además, los resultados obtenidos evidencian lo planteado por Marinucci et al. (2023) en cuanto a la agudización de sesgos en los mecanismos de IAG, y respalda su planteamiento de implementar enfoques interdisciplinarios que integren debates éticos y estrategias de mitigación de sesgos como componentes estructurales del diseño y desarrollo de estos sistemas.

A pesar de su interés, el presente estudio presenta limitaciones de distinta índole. Por un lado, cada una de las plataformas de IAG emplea algoritmos y modelos propios, lo que limita la generalización de hallazgos acerca de los sesgos observados. Asimismo, la limitada accesibilidad a los datos de entrenamiento y versiones específicas de los modelos de IAG dificulta establecer relaciones causales directas entre los hallazgos y el origen técnico de los sesgos identificados, ya que dichos sesgos

podrían responder no únicamente a prejuicios de la representación cultural, sino también a decisiones técnicas o estilísticas propias de los modelos. Asimismo, la generación de imágenes se concentró en un periodo temporal específico, por lo que los resultados representan el comportamiento de los sistemas de IAG en ese marco temporal, sin pretender generalizar sus resultados a posibles variaciones longitudinales. En ese sentido, futuras investigaciones podrían ampliar este análisis mediante diseños longitudinales que permitan observar cambios en la representación de poblaciones como la elegida a lo largo del tiempo.

5. Conclusión

En esta investigación se analizó una muestra de imágenes generadas por dos plataformas de IAG, DALL·E 2 y Runway, sobre la representación de los pueblos indígenas amazónicos. Los resultados evidencian la existencia de sesgos en la representación de este grupo en términos de cantidad de personas, género, rango de edad, espacio geográfico donde se ubican y las características en la composición de las ilustraciones. Sin embargo, estos sesgos variaron entre ambas plataformas.

Por un lado, DALL·E mostró una tendencia a la invisibilización de los pueblos indígenas, ya sea mediante la ausencia de personas en las imágenes o a través de representaciones individualizadas con escasa contextualización territorial. Por otro lado, Runway tuvo una marcada sobrerepresentación del género masculino, así como una mayor recurrencia a representaciones grupales y composiciones gráficas, lo que sugiere diferencias en los enfoques, datos de entrenamiento y lógicas de generación visual de cada sistema.

Asimismo, ninguna de las plataformas representó a los pueblos indígenas amazónicos en espacios urbanos, lo que refuerza una asociación exclusiva entre estas poblaciones y ámbitos exclusivamente rurales o naturales. Esta ausencia contribuye a limitar la comprensión de la diversidad de experiencias territoriales, sociales y culturales de los pueblos indígenas en contextos contemporáneos.

En conjunto, los hallazgos permiten validar el supuesto de partida de la investigación, según el cual los sistemas de IAG no son neutrales, sino que tienden a reproducir y, en algunos casos, intensificar sesgos presentes en los datos, imaginarios y representaciones visuales dominantes. En este sentido, los resultados ponen en evidencia el potencial de estas tecnologías para reforzar procesos de estereotipación, invisibilización y simplificación cultural.

La investigación muestra diferencias en la forma sobre cómo las plataformas de generación de imágenes de IAG son entrenadas, con aspectos específicos a mejorar para obtener resultados más representativos y diversos. En esa línea, es importante continuar con la exploración de los resultados que estas herramientas muestran y comprender los datos con los que son entrenadas, ya que las IAG trasladan los estereotipos y sesgos de los datos que emplean. Esto además es crucial en un contexto de desarrollo constante de los sistemas de IAG, ya que los resultados que generan, al igual

que la representación de los medios de comunicación, influyen en nuestro modo de percibir a otros grupos poblacionales. Es importante que los procesos de análisis se lleven a cabo con una mirada interdisciplinaria y plural, para evidenciar los sesgos, la invisibilización y/o los estereotipos que se encuentren.

Finalmente, se recomienda que futuras investigaciones profundicen en el análisis cualitativo de las imágenes generadas por IA, mediante enfoques que incorporen análisis denotativos y connotativos más detallados sobre muestras más pequeñas. Asimismo, representaría un aporte importante la posibilidad de ampliar la investigación con la evaluación y percepción de las ilustraciones por parte de miembros de pueblos indígenas de la Amazonía, con el fin de incorporar perspectivas de autorrepresentación y enriquecer el análisis desde la mirada de los propios sujetos representados.

Bibliografía

- Banks, Marcus y David Zeitlyn. 2015. *Visual Methods in Social Research*. London: SAGE.
- Bazán-Gil, Virginia. 2023. "Artificial Intelligence Applications in Media Archives". *Profesional de la Informacion* 32 (5). <https://doi.org/10.3145/epi.2023.sep.17>
- Belhadi, Ahmed, Sachin Kamble, Samuel Fosso Wamba y Maciel M. Queiroz. 2022. "Building Supply-Chain Resilience: An Artificial Intelligence-Based Technique and Decision-Making Framework". *International Journal of Production Research* 60 (14): 4487–4507. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1950935>
- Betker, James, Gabriel Goh, Li Jing, Tim Brooks, Jiao Wang, Lin Li, Long Ouyang, et al. 2023. "Improving Image Generation with Better Captions". OpenAI. <https://cdn.openai.com/papers/dall-e-3.pdf>
- Cao, Yang, Siyu Li, Yiting Liu, Zhiling Yan, Yifei Dai, Philip S. Yu, and Sun Lichao. 2023. "A Comprehensive Survey of AI-Generated Content (AIGC): A History of Generative AI from GAN to ChatGPT". *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2303.04226>
- Cochran, William G. 1977. *Sampling Techniques*. 3.^a ed. Nueva York: John Wiley & Sons.
- Conwell, Colin y Tomer Ullman. 2023. "A Comprehensive Benchmark of Human-like Relational Reasoning for Text-to-Image Foundation Models". Trabajo presentado en el Workshop on Understanding Foundation Models at ICLR 2023. <https://osf.io/sm68h>
- Cowls, Josh, Andreas Tsamados, Mariarosaria Taddeo y Luciano Floridi. 2023. "The AI Gambit: Leveraging Artificial Intelligence to Combat Climate Change—Opportunities, Challenges, and Recommendations". *AI & Society* 38 (1): 283–307. <https://doi.org/10.1007/s00146-021-01294-x>
- Creswell, John W. 2009. *Research Design: Qualitative, Quantitative and Mixed Approaches*. 3.^a ed. Thousand Oaks, CA: SAGE.
- Dancy, C. L. y P. K. Saucier. 2021. "AI and Blackness: Toward Moving Beyond Bias and Representation". *IEEE Transactions on Technology and Society* 3 (1): 31–40. <https://doi.org/10.1109/tts.2021.3125998>
- Davis-Delano, L. R., J. J. Folsom, V. McLaurin, A. E. Eason y S. A. Fryberg. 2021. "Representations of Native Americans in U.S. Culture? A Case of Omissions and Commissions". *The Social Science Journal*. <https://doi.org/10.1080/03623319.2021.1975086>
- Dhamija, P. y S. Bag. 2020. "Role of Artificial Intelligence in Operations Environment: A Review and Bibliometric Analysis". *The TQM Journal* 32 (4): 869–96. <https://doi.org/10.1108/TQM-10-2019-0243>
- Elasri, M., O. Elharrouss, S. Al-Maadeed y H. Tairi. 2022. "Image Generation: A Review". *Neural Processing Letters* 54 (5): 4609–46. <https://doi.org/10.1007/s11063-022-10777-x>
- Espinosa, Oscar. 2021. "La Amazonía y sus pueblos indígenas: desafíos en el contexto del bicentenario". En *2021: Las elecciones y el bicentenario ¿Oportunidades desperdiciadas o aprovechadas?*, editado por M. Tanaka, 97–102. Lima, Perú: Fondo Editorial PUCP.
- _____. 2009a. "Los pueblos indígenas de la Amazonia Peruana y el uso político de los medios de comunicación". *América Latina Hoy* 19: 123–68. <https://doi.org/10.14201/alh.2258>
- _____. 2009b. "¿Salvajes opuestos al progreso?: aproximaciones históricas y antropológicas a las movilizaciones indígenas en la Amazonía peruana". *Anthropologica del Departamento de Ciencias Sociales* 27: 123–68. <https://doi.org/10.18800/anthropologica.200901.006>
- Esposito, P., P. Atighehchian, A. Germanidis y D. Ghadiyaram. 2023. "Mitigating Stereotypical Biases in Text to Image Generative Systems". *arXiv*. <http://arxiv.org/abs/2310.06904>

- Fletcher, R. R., A. Nakeshimana y O. Olubeko. 2021. "Addressing Fairness, Bias, and Appropriate Use of Artificial Intelligence and Machine Learning in Global Health". *Frontiers in Artificial Intelligence* 3. <https://doi.org/10.3389/frai.2020.561802>
- Fountain, Jane E. 2022. "The Moon, the Ghetto and Artificial Intelligence: Reducing Systemic Racism in Computational Algorithms". *Government Information Quarterly* 39 (2). <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101645>
- Franganillo, Jorge. 2022. "Contenido generado por inteligencia artificial: oportunidades y amenazas". *Anuario ThinkEPI* 16. <https://doi.org/10.3145/thinkepi.2022.e16a24>
- García-Peñalvo, Francisco J., F. Llorens-Largo y J. Vidal. 2024. "The New Reality of Education in the Face of Advances in Generative Artificial Intelligence". *RIED-Revista Iberoamericana de Educación a Distancia* 27 (1): 9–39. <https://doi.org/10.5944/ried.27.1.37716>
- García-Ull, Francisco J. y M. M. Lázaro. 2023. "Gender Stereotypes in AI-Generated Images". *Profesional de la Información* 32 (5). <https://doi.org/10.3145/epi.2023.sep.05>
- Getchell, K. M., S. Carradini, P. W. Cardon, C. Fleischmann, H. Ma, J. Aritz y J. Stapp. 2022. "Artificial Intelligence in Business Communication: The Changing Landscape of Research and Teaching". *Business and Professional Communication Quarterly* 85 (1): 7–33. <https://doi.org/10.1177/23294906221074311>
- Gomes, L. B., Silva, D. R. Q., & Casagrande, C. A. 2020. "A representação dos povos indígenas contemporâneos nos livros didáticos". *Arquivos Analíticos de Políticas Educativas* 28 (75): 1–13. <https://doi.org/10.14507/epaa.28.4754>
- Gorska, Anna M. y Dariusz Jemielniak. 2023. "The Invisible Women: Uncovering Gender Bias in AI-Generated Images of Professionals". *Feminist Media Studies*. <https://doi.org/10.1080/14680777.2023.2263659>
- Gunkel, David J. 2023. "Duty Now and for the Future: Communication, Ethics and Artificial Intelligence". *Journal of Media Ethics* 38 (4): 198–210. <https://doi.org/10.1080/23736992.2023.2264854>
- Guzmán Zamora, F. y Miquel Rodrigo Alsina. 2019. "El 'Baguazo' en el discurso periodístico peruano. Un análisis crítico de los medios durante el conflicto amazónico de 2009". *Estudios Sobre El Mensaje Periodístico* 25 (2): 853–67. <https://doi.org/10.5209/esmp.64813>
- Hall, Stuart. 1997. *Representation: Cultural Representations and Signifying Practices*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Hernández Sampieri, Roberto, Carlos Fernández Collado y María del Pilar Baptista Lucio. 2014. *Metodología de la investigación*. 6.ª ed. Ciudad de México: McGraw-Hill Interamericana.
- Jain, H., R. Dhupper, A. Shrivastava, D. Kumar y M. Kumari. 2023. "AI-Enabled Strategies for Climate Change Adaptation: Protecting Communities, Infrastructure, and Businesses from the Impacts of Climate Change". *Computational Urban Science* 3 (1): 25–17. <https://doi.org/10.1007/s43762-023-00100-2>
- Jobin, Anna, Marcello Ienca y Effy Vayena. 2019. "The Global Landscape of AI Ethics Guidelines". *Nature Machine Intelligence* 1 (9): 389–99. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0088-2>
- Kasirzadeh, Atoosa e Iason Gabriel. 2023. "In Conversation with Artificial Intelligence: Aligning Language Models with Human Values". *Philosophy & Technology* 36 (2). <https://doi.org/10.1007/s13347-023-00606-x>
- Kress, Gunther R. y Theo van Leeuwen. 2021. *Reading Images: The Grammar of Visual Design*. 3.ª ed. Londres: Routledge.
- Krippendorff, Klaus. 2018. *Content Analysis: An Introduction to Its Methodology*. 4.ª ed. Thousand Oaks, CA: Sage Publishing.
- Lencina, R., R. Pereyra y E. Alonso. 2023. "Sobre la «arena de lucha» mediática en torno a las poblaciones indígenas en Argentina". *Desde el Sur* 15 (2): e0025. <https://doi.org/10.21142/des-1502-2023-0025>
- Lopezosa, Carlos, Lluís Codina, Carles Pont-Sorribes y Mari Vález. 2023. "Use of Generative Artificial Intelligence in the Training of Journalists: Challenges, Uses and Training Proposal". *Profesional de la Información* 32 (4). <https://doi.org/10.3145/epi.2023.jul.08>
- Marinucci, L., C. Mazzuca y A. Gangemi. 2023. "Exposing Implicit Biases and Stereotypes in Human and Artificial Intelligence: State of the Art and Challenges with a Focus on Gender". *AI & Society* 38 (2): 747–61. <https://doi.org/10.1007/s00146-022-01474-3>
- Mbalaka, B. 2023. "Epistemically Violent Biases in Artificial Intelligence Design: The Case of DALLE-2 and Starry AI". *Digital Transformation and Society* 2 (4): 376–402. <https://doi.org/10.1108/dts-01-2023-0003>
- Mehrabi, N., F. Morstatter, N. Saxena, K. Lerman y A. Galstyan. 2019. "A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning". arXiv. <http://arxiv.org/abs/1908.09635>
- Metz, Cade. 4 de abril de 2023. "Instant Videos Could Represent the Next Leap in A.I. Technology". *The New York Times*. <https://www.nytimes.com/2023/04/04/technology/runway-ai-videos.html>
- Miranda Beltrán, S. y J. A. Ortiz Bernal. 2020. "Los paradigmas de la investigación: un acercamiento teórico para reflexionar desde el campo de la investigación educativa". *RIDE Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo* 11 (21). <https://doi.org/10.23913/ride.v11i21.717>
- Morales, R. A., D. Kumar Sunuwar y C. Veran. 2021. "Building Global Indigenous Media Networks: Envisioning Sustainable and Regenerative Futures around Indigenous Peoples' Meaningful Representation". *Humanities* 10 (3). <https://doi.org/10.3390/h10030104>
- Nguyen, A., H. N. Ngo, Y. Hong, B. Dang y B. P. T. Nguyen. 2023. "Ethical Principles for Artificial Intelligence in Education". *Education and Information Technologies* 28 (4): 4221–41. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11316-w>

- Olier, J. S. y C. Spadavecchia. 2022. "Stereotypes, Disproportions, and Power Asymmetries in the Visual Portrayal of Migrants in Ten Countries: An Interdisciplinary AI-Based Approach". *Humanities and Social Sciences Communications* 9 (1). <https://doi.org/10.1057/s41599-022-01430-y>
- OpenAI. 2023. DALL-E 3 System Card. https://cdn.openai.com/papers/DALL_E_3_System_Card.pdf
- _____. 2024. "DALL-E 2". Consultado el 18 de febrero de 2024. <https://openai.com/index/dall-e-2/>
- Peters, Uwe. 2022. "Algorithmic Political Bias in Artificial Intelligence Systems". *Philosophy & Technology* 35 (2). <https://doi.org/10.1007/s13347-022-00512-8>
- Purschke, Christoph. 2021. "Cultural Representation in Luxembourgish Street Naming Practices". *Linguistics Vanguard* 7 (s5). <https://doi.org/10.1515/lingvan-2021-0003>
- QuestionPro. s.f. "Calculadora de tamaño de muestra". Consultado el 19 de marzo de 2024. <https://www.questionpro.com/es/calculadora-de-muestra.html>
- Ricoy, Carmen. 2006. "Contribución sobre los paradigmas de investigación". *Educação. Revista do Centro de Educação* 31 (1): 11–22.
- Rose, Gillian. 2016. *Visual Methodologies: An Introduction to Researching with Visual Materials*. 4.ª ed. Londres: SAGE.
- Rubio, G. A. E. 2022. "Los Barí y los Uwa en la prensa. Una apuesta para la educación intercultural". *Revista Boletín Redipe* 11 (2): 74–86. <https://doi.org/10.36260/rbr.v11i2.1669>
- Runway. s.f. "Content Moderation Guidelines". Consultado el 18 de marzo de 2024. <https://help.runwayml.com/hc/en-us/articles/21745792516371>
- Runway AI. 2024. "Runway (Text-to-Image)". Consultado el 21 de febrero de 2024. <https://runwayml.com/ai-tools/text-to-image/>
- Ryan, Mark y Bernd Carsten Stahl. 2021. "Artificial Intelligence Ethics Guidelines for Developers and Users: Clarifying Their Content and Normative Implications". *Journal of Information, Communication and Ethics in Society* 19 (1): 61–86. <https://doi.org/10.1108/JICES-12-2019-0138>
- Saura Sánchez, José. 2008. "El discurso mediático y sus consecuencias para la interculturalidad". *Discurso & Sociedad* 2 (4): 816–838.
- Thomas, Ryan J. y T. J. Thomson. 2023. "What Does a Journalist Look Like? Visualizing Journalistic Roles Through AI". *Digital Journalism*. <https://doi.org/10.1080/21670811.2023.2229883>
- Van Dijk, Teun A. 2009. *Discurso y poder*. Barcelona: Gedisa.
- Vicente, Lucía y Helena Matute. 2023. "Humans Inherit Artificial Intelligence Biases". *Scientific Reports* 13 (1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-42384-8>
- Walker, R., J. Dillard-Wright y F. Iradukunda. 2023. "Algorithmic Bias in Artificial Intelligence Is a Problem—And the Root Issue Is Power". *Nursing Outlook* 71 (5). <https://doi.org/10.1016/j.outlook.2023.102023>
- Wang, Y., Y. Pan, M. Yan, Z. Su y T. H. Luan. 2023. "A Survey on ChatGPT: AI-Generated Contents, Challenges, and Solutions". *IEEE Open Journal of the Computer Society* 4: 280–302. <https://doi.org/10.1109/OJCS.2023.3300321>
- Weber, Robert Philip. 1990. *Basic Content Analysis*. 2.ª ed. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Yanev, Martin. 2023. *Building AI Applications with ChatGPT APIs*. Birmingham: Packt Publishing Ltd.