Sesgo geográfico en observación de la Tierra: un marco metodológico para su análisis sistemático

Yue Uriarte Alfaro[0009-0001-7525-4254], José Antonio Sanz Delgado[0000-0002-1427-9909] y Mikel Galar Idoate[0000-0003-2865-6549]

Departamento de Estadística, Informática y Matemáticas, Institute of Smart Cities (ISC), Universidad Pública de Navarra (UPNA), Campus de Arrosadía s/n, Pamplona, 31006, Navarra, España
{yue.uriarte, joseantonio.sanz, mikel.galar}@unavarra.es

Resumen Los modelos de aprendizaje automático pueden heredar sesgos presentes en los datos de entrenamiento, lo que puede resultar en decisiones discriminatorias y en un rendimiento desigual entre distintos grupos o contextos. Algunos de estos sesgos, como el sesgo demográfico, han sido ampliamente estudiados en aplicaciones como el reconocimiento facial o el análisis de emociones, donde se han desarrollado métricas y metodologías para su detección, cuantificación y mitigación. Sin embargo, en otros ámbitos pueden surgir tipos de sesgo con implicaciones igualmente relevantes que aún no han recibido la misma atención en la literatura. Este es el caso de la observación de la Tierra, donde el uso creciente de modelos de aprendizaje profundo en aplicaciones de alto impacto social basadas en imágenes, como la gestión territorial, el análisis climático o la monitorización del uso del suelo, resalta la necesidad de identificar y analizar posibles fuentes de sesgo específicas. En particular, las variaciones en la distribución espacial de los datos entre regiones pueden inducir diferencias de rendimiento entre dichas áreas, originadas por el sesgo geográfico, lo que puede limitar la capacidad de generalización de los modelos. Por ello, el objetivo de este trabajo es analizar la literatura existente sobre sesgo geográfico en aplicaciones de observación de la Tierra basadas en imágenes, con especial atención a tareas de segmentación semántica y detección de objetos. Además, se propone un marco metodológico para el análisis sistemático de este problema y se discuten los principales desafíos abiertos, así como la necesidad de extender este análisis a otras formas de sesgo en este dominio.

Palabras clave: Observación de la Tierra · Sesgos en aprendizaje automático · Sesgo geográfico

1. Introducción

La observación de la Tierra (EO, por sus siglas en inglés) [12] es el proceso de recopilar información sobre la superficie terrestre, las aguas y la atmósfera mediante sistemas de teledetección situados en plataformas terrestres, aéreas y

satelitales. Estos sistemas generan datos heterogéneos, incluyendo imágenes ópticas, datos LiDAR[1] o radar [2], que proporcionan la información para comprender y supervisar la dinámica de la superficie terrestre. Este campo resulta fundamental en aplicaciones como la gestión del territorio [17], la vigilancia medioambiental [50] y la respuesta ante desastres naturales, entre ellos las inundaciones por la DANA [1] y los incendios forestales en España [16].

El avance tecnológico de estas plataformas ha incrementado la disponibilidad de grandes volúmenes de datos, lo que ha generado la necesidad de desarrollar métodos automáticos para su procesamiento, análisis y gestión. Los modelos de aprendizaje profundo (DL, por sus siglas en inglés) [19] adquieren una gran relevancia al permitir abordar estas necesidades de forma eficiente y posibilitar el desarrollo de tareas complejas. Una de las aplicaciones más consolidadas de los modelos de DL en EO corresponde al procesamiento de imágenes, ya que ayuda a resolver tareas como: 1) la segmentación semántica [52], que consiste en clasificar cada píxel de una imagen según la categoría del objeto al que pertenece; o 2) la detección de objetos [20], orientada a identificar y localizar objetos dentro de una imagen mediante etiquetas y cuadros delimitadores.

La integración de modelos de DL en EO resulta clave para abordar los retos sociales globales identificados en la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible [33]. Por ejemplo, tareas como la cartografía de tipos de cultivos o la delimitación de parcelas agrícolas contribuyen al objetivo de *Hambre Cero*; el mapeo de barrios marginales, la caracterización de la pobreza urbana y la identificación de desigualdades económicas apoyan el plan de *Ciudades y Comunidades Sostenibles*; mientras que las aplicaciones de DL orientadas a la adaptación y mitigación del cambio climático favorecen la aspiración de *Acción Climática*.

A pesar de su utilidad, los modelos de DL corren el riesgo de aprender y perpetuar sesgos, lo que puede derivar en decisiones futuras igualmente sesgadas [27,29]. Esta cuestión resulta especialmente relevante debido a su creciente utilización en procesos de toma de decisiones con implicaciones sociales, ambientales y territoriales. Dado que estos modelos aprenden patrones directamente a partir de los datos de entrenamiento, cualquier sesgo presente en ellos puede transferirse al modelo final [29]. Por ello, los conjuntos de datos constituyen una de las principales fuentes de sesgo en los sistemas de DL [39].

La literatura en EO evidencia que la aplicación de modelos de DL presenta sesgos derivados de diversas fuentes de variabilidad en los datos. En este sentido, pueden identificarse diversas formas de sesgo, como el sesgo geográficos [14], que se refleja en diferencias de rendimiento entre regiones; el sesgo asociado al tipo de terreno [47], derivado de disparidades en las tipologías paisajísticas; el sesgo temporal [25], originado por cambios en las condiciones a lo largo del tiempo; el sesgo de sensor [42], relacionado con el uso de distintos instrumentos de adquisición con características heterogéneas; y el sesgo asociado a las condiciones de adquisición [13], producido por variaciones en factores como la iluminación, la atmósfera o el ángulo de captura.

[1] Light Detection and Ranging

En este trabajo, el foco se sitúa en el sesgo geográfico, entendido como la pérdida de capacidad de generalización de los modelos cuando se aplican a regiones distintas de aquellas en las que fueron entrenados. Este fenómeno se debe a variaciones en la apariencia de los datos asociadas a factores culturales y regionales, como la planificación urbana, los materiales de construcción o los estilos arquitectónicos.

En este contexto, se documentan problemas de transferencia y generalización entre diferentes regiones [14,43], proporcionando indicios de sesgo geográfico. Sin embargo, estas evidencias permanecen dispersas y no existe una forma sistemática para su caracterización. Esta situación contrasta con otros tipos de sesgo ampliamente estudiados, como el sesgo demográfico [8].

Con el objetivo de abordar esta limitación, este trabajo revisa y analiza la literatura reciente, recopilando evidencias empíricas sobre la presencia de sesgo geográfico en tareas de EO basadas en imágenes, especialmente en segmentación semántica y detección de objetos. A partir de este análisis, se propone un marco conceptual para la caracterización estructurada del sesgo geográfico en conjuntos de datos de EO, fundamentado en propiedades de calidad de datos previamente exploradas en otros ámbitos de la IA.

La estructura del trabajo es la siguiente. En la Sección 2 se presenta una revisión de la literatura sobre la problemática de los sesgos en IA. A continuación, la Sección 3 recopila y analiza la evidencia empírica existente acerca del sesgo geográfico en tareas de segmentación semántica (Sección 3.1) y detección de objetos (Sección 3.2). Posteriormente, en la Sección 4 se introduce el marco metodológico para el análisis sistemático del sesgo geográfico. Finalmente, la Sección 5 recoge las principales conclusiones del trabajo y plantea posibles líneas futuras de investigación.

2. Trabajos relacionados

El desarrollo de modelos de DL ha transformado sectores como la sanidad [37], la justicia [11] o la educación [40]. No obstante, su integración en procesos de toma de decisiones ha dado lugar a decisiones sesgadas y comportamientos discriminatorios, evidenciando el riesgo de delegar decisiones tradicionalmente humanas en sistemas automatizados sin mecanismos adecuados de control de sesgos. Entre los casos más conocidos destacan el algoritmo de selección de personal de Amazon con sesgo de género [5]; el análisis de ProPublica sobre el sistema de evaluación de riesgos COMPAS [35], que evidenció la perpetuación de disparidades raciales en el ámbito de la justicia penal; o la herramienta de publicidad dirigida de Google Ads, que mostraba de forma sistemática menos anuncios de empleos bien remunerados a las mujeres [6].

Como respuesta a esta problemática, la comunidad científica ha dedicado una atención creciente al estudio de los sesgos en sistemas de aprendizaje automático, desarrollando taxonomías y marcos conceptuales que buscan comprender su origen, tipología y comportamiento a lo largo del ciclo de desarrollo de los modelos [28,29,39]. Entre los más habituales se encuentran el sesgo de representación,

asociado a muestreos no representativos durante la recopilación de datos; el sesgo de medición, derivado de cómo se definen, seleccionan, recopilan o etiquetan las variables; y el sesgo histórico, que refleja desigualdades o patrones preexistentes en los datos.

La investigación sobre sesgos también se ha extendido a dominios específicos, donde la caracterización del sesgo se adapta al contexto de aplicación. En este sentido, se han propuesto taxonomías orientadas a problemas en los que se utiliza información demográfica. Por ejemplo, en el caso del sesgo de género, en problemas de reconocimiento de expresiones faciales se han identificado categorías como el sesgo representacional y el sesgo estereotípico [9], mientras que en procesamiento del lenguaje natural se han definido tipologías como el sesgo profesional y el sesgo excluyente [10]. De forma similar, para el sesgo racial, otros estudios han desarrollado taxonomías específicas para sistemas de reconocimiento facial [53].

Este nivel de sistematización aún no se ha alcanzado en el ámbito de EO basada en imágenes. Aunque diversos trabajos han demostrado que las diferencias entre regiones pueden degradar significativamente el rendimiento de los modelos al aplicarse en contextos geográficos distintos [30,32], este problema suele abordarse desde la perspectiva de la adaptación de dominio [3], ya sea interregional [30] o intercontinental [21]. No obstante, estos trabajos constituyen una evidencia indirecta de la existencia de sesgo geográfico. Bajo esta premisa, la siguiente sección revisa la literatura relevante para identificar sus principales manifestaciones de sesgos en distintas tareas de EO basadas en imágenes.

3. Sesgo geográfico en observación de la Tierra

En esta sección se revisa la literatura en relación con el sesgo geográfico en EO basada en imágenes, focalizado en dos tareas específicas: la segmentación semántica (Sección 3.1) y la detección de objetos (Sección 3.2).

3.1. Segmentación semántica

Diversos estudios evidencian que el rendimiento de los modelos se ve condicionado por las variaciones geográficas, debido al impacto de éstas en la apariencia visual de las escenas y en la distribución de las clases. En particular, las diferencias morfológicas de los asentamientos humanos, como el tamaño, la densidad y la organización urbana, introducen variabilidad entre regiones, lo que puede favorecer el rendimiento de los modelos en determinados entornos frente a otros [18]. En este sentido, el rendimiento depende principalmente de diferencias estadísticas y morfológicas, así como de su similitud visual y estructural, más que de la distancia geográfica en sí misma [14]. Esto evidencia el impacto que tienen los cambios de distribución entre dominios geográficos en la capacidad de generalización de los modelos [25].

Una fuente relevante de esta variabilidad es el estilo visual de las imágenes. Cambios en color, textura, o iluminación pueden introducir discrepancias significativas entre regiones, incluso cuando representan estructuras semánticamente

equivalentes. Para mitigar este efecto, se han propuesto técnicas de adaptación de dominio basadas en la transferencia de estilo visual, como ColorMapGAN, que alinean la distribución cromática de las imágenes sin alterar su estructura semántica [41]. Estos enfoques evidencian el papel del estilo visual en la degradación del rendimiento [49] y en la transferibilidad de los modelos [34].

Además de las diferencias entre dominios, la propia complejidad de los datos introduce fuentes adicionales de sesgo en el aprendizaje. Por un lado, la alta variabilidad intraclase y la baja separabilidad interclase dificultan la discriminación entre categorías visualmente similares [48,51] y afectan la capacidad de generalización de los modelos [43]. Por otro lado, el desbalanceo de clases, a menudo originado por diferencias de escala [22] o distribuciones desiguales de las categorías en las escenas [31], provoca una sobrerrepresentación de ciertas categorías frente a otras. Este problema es especialmente relevante en escenarios donde el fondo ocupa gran parte de la imagen o donde existen clases minoritarias con escasa representación, lo que limita su correcta identificación[4].

Por último, la dependencia del contexto espacial añade otra fuente de complejidad. En muchos casos, las predicciones del modelo no dependen únicamente de la información local de los píxeles, sino también del entorno. Esto puede favorecer a que los modelos aprendan correlaciones espurias entre ciertas clases y patrones geográficos específicos [54] o provocar que una misma superficie sea clasificada de forma diferente en función de su contexto [45], lo que limita su adaptación a nuevas regiones. Sin embargo, el contexto espacial también puede ser beneficioso, ya que permite discriminar clases con apariencia similar a partir de su relación con el entorno [36].

3.2. Detección de objetos

Investigaciones recientes sugieren que la generalización de los modelos responde más a la similitud estructural de los paisajes que a la mera proximidad geográfica [14], lo que corrobora la influencia del contexto geoespacial en el rendimiento de los modelos en nuevas localizaciones. Por ejemplo, el rendimiento en tareas como la detección de viviendas puede variar según la tipología constructiva predominante, dificultando la identificación de edificaciones asociadas a poblaciones vulnerables [26]. De forma similar, se han observado diferencias vinculadas a atributos como el nivel socioeconómico, la densidad poblacional o el grado de urbanización [15]. Estas evidencias apuntan a que los modelos pueden propagar correlaciones espurias presentes en los datos de entrenamiento.

Más allá de las diferencias entre regiones, las propias características de las imágenes aéreas introducen desafíos adicionales debido a la variabilidad en escala, densidad y distribución espacial de los objetos [38], así como la heterogeneidad en su orientación y la complejidad del fondo [7]. En conjunto, estos factores generan importantes problemas de desbalanceo de clases, favoreciendo el aprendizaje de categorías dominantes frente a objetos menos representados, dificultando la correcta separación y localización de las clases minoritarias.

Con el objetivo de reducir algunas de estas limitaciones, se han propuesto estrategias basadas en generación sintética y aumento de datos [24]. Sin embargo,

estas técnicas pueden introducir nuevos sesgos al alterar la distribución original de las clases y sobrerrepresentar eventos poco frecuentes [44], lo que puede llevar a predicciones poco representativas del contexto real.

Finalmente, otro aspecto clave en la detección de objetos es la dependencia contextual, ya que la correcta identificación de un objeto no siempre depende solo de sus características visuales, sino también de su relación con el entorno [23]. Por ejemplo, distinguir un puente de una carretera puede requerir información sobre ríos u otras infraestructuras cercanas. No obstante, aunque el uso del contexto puede mejorar el rendimiento, también puede inducir a los modelos a aprender asociaciones específicas de ciertas regiones o correlaciones sin una base causal sólida [46].

4. Marco metodológico para el análisis sistemático del sesgo geográfico

Los trabajos revisados en la sección anterior evidencian la existencia de sesgo geográfico como consecuencia de distintas características asociadas a la localización geográfica de los datos, lo que repercute en el rendimiento de los modelos de EO. No obstante, todavía no se dispone de un marco común que permita su caracterización sistemática.

Para abordar esta limitación, en este trabajo se propone un marco metodológico basado en la taxonomía de métricas para sesgo demográfico presentada en [8], que distingue dos tipos principales de sesgo: representacional y estereotípico. A partir de esta formulación, se adapta el enfoque al contexto del sesgo geográfico en EO basado en imágenes, incorporando modificaciones conceptuales y nuevos elementos que permiten capturar distintas formas en las que un conjunto de datos puede desviarse de una representación equilibrada del territorio.

En este marco, el sesgo geográfico se organiza en dos estratos complementarios. El primero corresponde al sesgo representacional, que refleja una cobertura insuficiente o desigual de los atributos protegidos —como la planificación urbana, los materiales de construcción o los estilos arquitectónicos— en el conjunto de datos. Este tipo de sesgo se analiza a nivel individual, considerando cada atributo protegido de forma aislada del resto, así como del atributo objetivo de la tarea. Para su caracterización, se descompone en tres propiedades que evalúan en qué medida los atributos protegidos están adecuadamente representados:

- **Completitud:** mide hasta qué punto el conjunto de datos cubre la variedad de categorías necesarias para representar el dominio de estudio. Esta propiedad puede evaluarse de forma sencilla y directa mediante el conteo del número de categorías diferentes que aparecen en los datos. Una baja completitud aparece, por ejemplo, cuando solo se incluye un tipo de material de construcción.
- **Uniformidad:** cuantifica el equilibrio en la distribución de muestras entre categorías. Su ausencia se observa cuando determinadas categorías están sobrerrepresentadas o infrarepresentadas frente a otras, como ocurre si predominan las construcciones de hormigón o cemento frente a otros materiales.

- **Diversidad:** mide la variabilidad interna (diferentes apariencias o características) dentro de cada categoría. Una baja diversidad se produce cuando una categoría presenta patrones visuales homogéneos que no reflejan su variabilidad real, por ejemplo, si todas las construcciones de madera muestran características visuales similares, como el tono de color o la textura.

El segundo estrato corresponde al sesgo estereotípico, que se manifiesta a través de asociaciones desproporcionadas entre varios atributos protegidos, o entre éstos y el atributo objetivo en tareas supervisadas. Este tipo de sesgo se estudia a nivel combinado, ya que su caracterización se basa en el análisis de la propiedad de **co-ocurrencia**, la cual permite medir la interacción entre dos o más atributos. Este enfoque facilita la detección de patrones de asociación latentes que pueden pasar inadvertidos en evaluaciones de atributos protegidos de forma individual. Puede abordarse desde dos perspectivas:

- Local: analiza asociaciones específicas entre categorías de atributos protegidos distintos, o entre una categoría y un determinado valor del atributo a predecir, identificando desviaciones respecto a las distribuciones esperadas. Por ejemplo, puede mostrar que las carreteras asfaltadas están sobrerrepresentadas en comparación con lo que cabría esperar a partir de la distribución *a priori* de los datos.
- Global: mide el grado de asociación global entre atributos protegidos, o entre un atributo protegido y el atributo objetivo, en todo el conjunto de datos.

4.1. Aplicación del marco metodológico a los trabajos de sesgo geográfico en observación de la Tierra

En esta subsección se establece la correspondencia entre los trabajos analizados en la Sección 3 y el marco metodológico propuesto. Para ello, el Cuadro 1 sintetiza los estudios revisados en las Secciones 3.1 y 3.2, relativos a segmentación semántica (SS) y detección de objetos (DO), respectivamente. Este análisis relaciona los hallazgos de cada trabajo con las propiedades que definen el marco, con el objetivo de identificar aquellas potencialmente implicadas en la aparición del sesgo geográfico. En este sentido, el símbolo ✓ indica que la relación es señalada explícitamente por los autores, $\times$ que la propiedad no se identifica como fuente de sesgo, y $\sim$ que la asociación se infiere a partir de los resultados del estudio.

A partir del Cuadro 1 se extraen conclusiones similares para ambas tareas. En general, se puede observar que las propiedades tienen una influencia diferente como posible fuente de sesgo geográfico. En primer lugar, la uniformidad es la propiedad más frecuentemente señalada como problemática. Esto puede explicarse por su carácter directo y fácilmente observable, que facilita la detección de desequilibrios en la distribución espacial de los datos. En segundo lugar, la diversidad también se identifica con cierta recurrencia, lo que puede estar relacionado con problemas como la confusión de clases o con la capacidad de generalización de los modelos cuando no se observan problemas de uniformidad.

Cuadro 1. Correspondencia entre los estudios que evidencian sesgo geográfico y las propiedades del marco propuesto.

Tarea	Referencia	Completitud	Diversidad	Uniformidad	Co-ocurrencia
SS	[4]	×	×	✓	×
	[14]	×	×	✓	∼
	[18]	×	×	✓	∼
	[22]	∼	✓	✓	∼
	[25]	∼	✓	✓	×
	[31]	∼	×	✓	×
	[34]	✓	×	✓	✓
	[41]	∼	×	✓	∼
	[43]	×	✓	×	×
	[45]	×	×	✓	∼
	[48]	×	×	✓	×
	[49]	✓	✓	✓	×
	[51]	×	×	✓	×
	[54]	∼	∼	✓	∼
DO	[7]	×	×	✓	∼
	[14]	×	×	✓	∼
	[15]	×	×	✓	×
	[24]	×	✓	×	×
	[26]	✓	×	✓	×
	[38]	×	×	✓	×

Por el contrario, la completitud se menciona de forma más limitada y heterogénea, posiblemente debido a la dificultad de determinar si el área de estudio cubre adecuadamente el dominio esperado, lo que complica su operacionalización y su identificación como fuente de sesgo. Finalmente, la co-ocurrencia es la dimensión menos frecuentemente considerada de manera explícita, a pesar de que en algunos trabajos pueden intuirse posibles correlaciones espurias, éstas no suelen ser identificadas de forma directa como causa del sesgo geográfico.

5. Conclusión y líneas futuras

Este trabajo contribuye a la comprensión y caracterización del sesgo geográfico en conjuntos de datos de EO basados en imágenes, poniendo de relieve su impacto en la capacidad de generalización de los modelos de DL.

A través de la revisión de la literatura, se han recopilado, organizado y analizado definiciones y evidencias empíricas que demuestran que este tipo de sesgo aún no cuenta con una base conceptual que permita su tratamiento sistemático. En este contexto, se propone un marco metodológico que describe de forma estructurada las distintas maneras en las que un conjunto de datos puede desviarse de una representación geográfica equilibrada mediante propiedades relacionadas con la calidad de los datos, como la completitud, la uniformidad, la diversidad y la co-ocurrencia. Esta perspectiva se alinea con el paradigma del *data-centric learning*, según el cual el rendimiento y la robustez de los modelos no dependen únicamente de la arquitectura o del procedimiento de entrenamiento, sino también de la calidad, composición y distribución de los datos empleados.

La relevancia de este estudio se enmarca en los principios de una IA responsable, especialmente en un contexto donde la toma de decisiones se delega cada vez más a estos sistemas. En este contexto, los sesgos presentes en los

datos de entrenamiento pueden trasladarse a los modelos, dando lugar a decisiones discriminatorias con implicaciones sociales, ambientales y territoriales. Por ello, el análisis sistemático del sesgo geográfico resulta esencial para el diseño de conjuntos de datos más equilibrados y representativos. Esto puede favorecer el desarrollo de modelos con una mayor capacidad de generalización entre regiones y un comportamiento más justo, fiable y responsable ante escenarios no vistos previamente.

En definitiva, esta revisión pone de manifiesto el impacto del sesgo geográfico en los sistemas de EO basados en imágenes. No obstante, éste constituye únicamente una de las posibles manifestaciones del sesgo presentes en este dominio. Como línea futura de investigación, resulta necesario identificar y caracterizar otras formas de sesgo potencialmente relevantes, como las asociadas a factores temporales, sensoriales, a las características del terreno o a las condiciones de adquisición de los datos. Asimismo, será fundamental avanzar hacia el desarrollo de taxonomías y marcos conceptuales unificados que permitan identificar, cuantificar y mitigar de forma sistemática las distintas manifestaciones del sesgo en aplicaciones de EO basadas en imágenes.

Agradecimientos Este trabajo está apoyado por una beca predoctoral del Servicio de Investigación de la Universidad Pública de Navarra (contrato predoctoral de Yue Uriarte) y por el Ministerio de Ciencia e Innovación de España en el marco de los proyectos PID2022-136627NB-I00 (MCIN/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE) y PID2025-174319OB-I00 (MICIU/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE).

Declaración de intereses Los autores declaran que no existen conflictos de interés.

Referencias

1. Alcaras, E., Mercogliano, P.: Mapping the aftermath of the dana flood: Supporting urban disaster response through post-flood extent estimation. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **48**, 15–21 (2026)
2. Arif, H., Amer, A., Munawwar, A., Batool, H.S.F., Butt, H., Gulzar, H., Akhtar, S.U., Mahmood, S.A.: Introduction to earth observation missions: history, technology, data analysis. In: Utilizing Earth Observation Data in Reaching Sustainable Development Goals, pp. 3–24. Elsevier (2026)
3. Bai, L., Du, S., Zhang, X., Wang, H., Liu, B., Ouyang, S.: Domain adaptation for remote sensing image semantic segmentation: An integrated approach of contrastive learning and adversarial learning. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing **60**, 1–13 (2022)
4. Chen, J., Chen, G., Fang, B., Wang, J., Wang, L.: Class-aware domain adaptation for coastal land cover mapping using optical remote sensing imagery. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing **14**, 11800–11813 (2021)
5. Dastin, J.: Amazon scraps secret ai recruiting tool that showed bias against women. In: Ethics of data and analytics, pp. 296–299. Auerbach Publications (2022)
6. Datta, A., Tschantz, M.C., Datta, A.: Automated experiments on ad privacy settings. Proceedings on Privacy Enhancing Technologies **2015**(1), 92–112 (2015)

7. Ding, J., Xue, N., Xia, G.S., Bai, X., Yang, W., Yang, M.Y., Belongie, S., Luo, J., Datcu, M., Pelillo, M., et al.: Object detection in aerial images: A large-scale benchmark and challenges. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence **44**(11), 7778–7796 (2021)
8. Dominguez-Catena, I., Paternain, D., Galar, M.: Metrics for dataset demographic bias: A case study on facial expression recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **46**(8), 5209–5226 (2024)
9. Dominguez-Catena, I., Paternain, D., Jurio, A., Galar, M.: Less can be more: representational vs. stereotypical gender bias in facial expression recognition. Progress in Artificial Intelligence **14**(1), 11–31 (2025)
10. Doughman, J., Khreich, W., El Gharib, M., Wiss, M., Berjawi, Z.: Gender bias in text: Origin, taxonomy, and implications. In: Proceedings of the 3rd workshop on gender bias in natural language processing. pp. 34–44 (2021)
11. Ejjami, R.: Ai-driven justice: Evaluating the impact of artificial intelligence on legal systems. Int. J. Multidiscip. Res **6**(3), 1–29 (2024)
12. European Union Agency for the Space Programme (EUSPA): What is earth observation? https://www.euspa.europa.eu/eu-space-programme/copernicus/what-earth-observation (2024), accedido: 23 marzo 2026
13. Fang, H.: Remote sensing effects and invariants in land surface studies. Remote Sensing **18**(2), 248 (2026)
14. Gevaert, C.M., Belgiu, M.: Assessing the generalization capability of deep learning networks for aerial image classification using landscape metrics. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation **114**, 103054 (2022)
15. Gevaert, C.M., Buunk, T., Van Den Homberg, M.J.: Auditing geospatial datasets for biases: Using global building datasets for disaster risk management. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing **17**, 12579–12590 (2024)
16. Gómez, C., Alejandro, P., Hermosilla, T., Pita, F.M., Pascual, C., Fernández, L.Á.R., Taboada, M.F.Á., Tanase, M.A., Valbuena, R.: Remote sensing for the spanish forests in the 21st century: A review of advances, needs, and opportunities. Forest systems **28**(1), 1 (2019)
17. Joshi, N., Baumann, M., Ehammer, A., Fensholt, R., Grogan, K., Hostert, P., Jepsen, M.R., Kuemmerle, T., Meyfroidt, P., Mitchard, E.T., et al.: A review of the application of optical and radar remote sensing data fusion to land use mapping and monitoring. Remote Sensing **8**(1), 70 (2016)
18. Kuffer, M., Barros, J., Sliuzas, R.V.: The development of a morphological unplanned settlement index using very-high-resolution (vhr) imagery. Computers, Environment and Urban Systems **48**, 138–152 (2014)
19. LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G.: Deep learning. nature **521**(7553), 436–444 (2015)
20. Li, K., Wan, G., Cheng, G., Meng, L., Han, J.: Object detection in optical remote sensing images: A survey and a new benchmark. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing **159**, 296–307 (2020)
21. Li, S., Liu, L., Huo, J., Li, S., Yin, Y., Ma, Y.: A class-aware unsupervised domain adaptation framework for cross-continental crop classification with sentinel-2 time series. Remote Sensing **17**(22), 3762 (2025)
22. Li, X., Qiu, Y., Liao, J., Meng, F., Ren, P.: Unsupervised domain adaptation semantic segmentation of remote sensing images with mask enhancement and balanced sampling. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (2025)

23. Li, Z., Wang, Y., Zhang, N., Zhang, Y., Zhao, Z., Xu, D., Ben, G., Gao, Y.: Deep learning-based object detection techniques for remote sensing images: A survey. Remote Sensing **14**(10), 2385 (2022)
24. Liu, W., Luo, B., Liu, J.: Synthetic data augmentation using multiscale attention cyclegan for aircraft detection in remote sensing images. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters **19**, 1–5 (2021)
25. Martini, M., Mazzia, V., Khaliq, A., Chiaberge, M.: Domain-adversarial training of self-attention-based networks for land cover classification using multi-temporal sentinel-2 satellite imagery. Remote Sensing **13**(13), 2564 (2021)
26. Masinde, B.K., Gevaert, C.M., Nagenborg, M.H., van den Homberg, M.J., Margutti, J., Gortzak, I., Zevenbergen, J.A.: Auditing flood vulnerability geo-intelligence workflow for biases. ISPRS International Journal of Geo-Information **13**(12), 419 (2024)
27. Mavrogiorgos, K., Kiourtis, A., Mavrogiorgou, A., Menychtas, A., Kyriazis, D.: Bias in machine learning: A literature review. Applied Sciences **14**(19), 8860 (2024)
28. McGovern, A., Bostrom, A., McGraw, M., Chase, R.J., Gagne, D.J., Ebert-Uphoff, I., Musgrave, K.D., Schumacher, A.: Identifying and categorizing bias in ai/ml for earth sciences. Bulletin of the American Meteorological Society **105**(3), E567–E583 (2024)
29. Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K., Galstyan, A.: A survey on bias and fairness in machine learning. ACM computing surveys (CSUR) **54**(6), 1–35 (2021)
30. Nyborg, J., Pelletier, C., Lefèvre, S., Assent, I.: Timematch: Unsupervised cross-region adaptation by temporal shift estimation. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **188**, 301–313 (2022)
31. Pan, Z., Xu, J., Guo, Y., Hu, Y., Wang, G.: Deep learning segmentation and classification for urban village using a worldview satellite image based on u-net. Remote Sensing **12**(10), 1574 (2020)
32. Peng, J., Huang, Y., Sun, W., Chen, N., Ning, Y., Du, Q.: Domain adaptation in remote sensing image classification: A survey. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing **15**, 9842–9859 (2022)
33. Persello, C., Wegner, J.D., Hänsch, R., Tuia, D., Ghamisi, P., Koeva, M., Camps-Valls, G.: Deep learning and earth observation to support the sustainable development goals: Current approaches, open challenges, and future opportunities. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine **10**(2), 172–200 (2022)
34. Qin, R., Zhang, G., Tang, Y.: On the transferability of semantic segmentation for very-high-resolution remote sensing data of multi-city environments. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing **91**(8), 517–528 (2025)
35. Räz, T.: Compas: On a pathbreaking debate on algorithmic risk assessment. Forensische Psychiatrie, Psychologie, Kriminologie **16**(4), 300–306 (2022)
36. Ruan, S., Wan, Q., Chen, R., Hu, M., Guo, X., Song, K.: Context-aware feature enhancement network for remote sensing image semantic segmentation. Remote Sensing **18**(4), 543 (2026)
37. Shaheen, M.Y.: Applications of artificial intelligence (ai) in healthcare: A review. ScienceOpen Preprints (2021)
38. Sun, P., Chen, G., Shang, Y.: Adaptive saliency biased loss for object detection in aerial images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing **58**(10), 7154–7165 (2020)
39. Suresh, H., Guttag, J.: A framework for understanding sources of harm throughout the machine learning life cycle. In: Proceedings of the 1st ACM Conference on Equity and Access in Algorithms, Mechanisms, and Optimization. pp. 1–9 (2021)

40. Tahiru, F.: Ai in education: A systematic literature review. Journal of Cases on Information Technology (JCIT) **23**(1), 1–20 (2021)
41. Tasar, O., Happy, S., Tarabalka, Y., Alliez, P.: Colormapgan: Unsupervised domain adaptation for semantic segmentation using color mapping generative adversarial networks. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing **58**(10), 7178–7193 (2020)
42. Teillet, P., Staenz, K., William, D.: Effects of spectral, spatial, and radiometric characteristics on remote sensing vegetation indices of forested regions. Remote Sensing of Environment **61**(1), 139–149 (1997)
43. Tong, X.Y., Xia, G.S., Lu, Q., Shen, H., Li, S., You, S., Zhang, L.: Land-cover classification with high-resolution remote sensing images using transferable deep models. Remote Sensing of Environment **237**, 111322 (2020)
44. Veillette, M.S., Hassey, E.P., Mattioli, C.J., Iskenderian, H., Lamey, P.M.: Creating synthetic radar imagery using convolutional neural networks. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology **35**(12), 2323–2338 (2018)
45. Verma, S., Lindseth, F., Kiss, G.: Segdesicnet: Lightweight semantic segmentation in remote sensing with geo-coordinate embeddings for domain adaptation. In: 2025 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). pp. 9093–9104. IEEE (2025)
46. Wang, A., Liu, A., Zhang, R., Kleiman, A., Kim, L., Zhao, D., Shirai, I., Narayanan, A., Russakovsky, O.: Revise: A tool for measuring and mitigating bias in visual datasets. International Journal of Computer Vision **130**(7), 1790–1810 (2022)
47. Wang, S., Azzari, G., Lobell, D.B.: Crop type mapping without field-level labels: Random forest transfer and unsupervised clustering techniques. Remote sensing of environment **222**, 303–317 (2019)
48. Wang, S., Su, C., Zhang, X.: A class-aware semi-supervised framework for semantic segmentation of high-resolution remote sensing imagery. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing (2025)
49. Wang, X., Wang, H., Jing, Y., Li, X., Yang, X.: Brain-inspired synergistic adversarial framework for style transfer-guided semantic segmentation in cross-domain remote sensing imagery. Remote Sensing **17**(11), 1834 (2025)
50. Wulder, M.A., White, J.C., Nelson, R.F., Næsset, E., Ørka, H.O., Coops, N.C., Hilker, T., Bater, C.W., Gobakken, T.: Lidar sampling for large-area forest characterization: A review. Remote sensing of environment **121**, 196–209 (2012)
51. Yu, B., Yang, L., Chen, F.: Semantic segmentation for high spatial resolution remote sensing images based on convolution neural network and pyramid pooling module. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing **11**(9), 3252–3261 (2018)
52. Yuan, X., Shi, J., Gu, L.: A review of deep learning methods for semantic segmentation of remote sensing imagery. Expert Systems with Applications **169**, 114417 (2021)
53. Yucer, S., Tektas, F., Al Moubayed, N., Breckon, T.: Racial bias within face recognition: A survey. ACM Computing Surveys **57**(4), 1–39 (2024)
54. Zhang, M., Singh, H., Chok, L., Chunara, R.: Segmenting across places: The need for fair transfer learning with satellite imagery. In: Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. pp. 2916–2925 (2022)