Revisión

Inteligencia artificial para leer el territorio: datos, clima y gobierno propio en la planificación del Resguardo Indígena Gran Tescual (Puerres, Nariño)

Un geovisor comunitario muestra cómo el aprendizaje automático y el análisis espacial anticipan cambios en el agua y en los cultivos andinos, siempre al servicio de la decisión colectiva y de la soberanía indígena sobre los datos.

Antonio Pantoja C.

Docente, Guardia Indígena y miembro de la Comisión de Medio Ambiente y Territorio, Resguardo Indígena Gran Tescual, Puerres, Nariño, Colombia

Territorio: Nariño · Puerres · Resguardo Indígena Gran Tescual **Fecha:** enero de 2026

Resumen: La planificación territorial de los pueblos indígenas enfrenta hoy un doble desafío: comprender las transformaciones que el cambio climático impone sobre el agua, los suelos y los cultivos, y hacerlo desde el gobierno propio, sin ceder el control sobre la información que describe el territorio. Este artículo de revisión examina el aporte de la inteligencia artificial, el aprendizaje automático y el análisis espacial a ese propósito, a partir del geovisor del Resguardo Indígena Gran Tescual, del pueblo de los Pastos, en el municipio de Puerres (Nariño, Colombia). Se revisan los fundamentos de la modelación de la aptitud climática de cultivos, la regionalización de escenarios climáticos, los índices de aridez, la percepción remota y la inteligencia artificial explicable, y se contrastan con los resultados que la herramienta ofrece a la comunidad: la permanencia del régimen húmedo según el índice de De Martonne bajo los escenarios SSP2-4.5 y SSP3-7.0, con un descenso más marcado en la zona andina bajo el segundo, y el posible desplazamiento de la aptitud climática de la papa hacia el páramo a mediados de siglo. Se discuten las limitaciones de los datos, la incertidumbre de las proyecciones y la gobernanza indígena de datos según los principios CARE. Se concluye que la inteligencia artificial fortalece la planificación solo cuando se subordina al conocimiento propio, a la decisión colectiva y a la soberanía sobre los datos del territorio.

Palabras clave: inteligencia artificial; planificación territorial indígena; aptitud climática de cultivos; escenarios de cambio climático; soberanía de datos indígenas; páramo; pueblo de los Pastos

1. Introducción

El Resguardo Indígena Gran Tescual fue constituido por la Agencia Nacional de Tierras mediante el Acuerdo 146 del 16 de diciembre de 2020, con un predio y dos globos de terreno baldíos localizados en el municipio de Puerres, departamento de Nariño, que suman 10.174 hectáreas con 3.500 metros cuadrados (Agencia Nacional de Tierras [ANT], 2020). El mismo acto administrativo recoge que la comunidad nombra su territorio como Atuczara, «donde está el corazón del agua», y lo describe como un espacio que se extiende desde la región andina hasta la vertiente oriental amazónica, con una sacralidad representada en piedras, lagunas, cerros, ríos y quebradas (ANT, 2020). Según el mismo acuerdo, Atuczara está constituido por los asentamientos ancestrales de Chapal, Puerres, Canchala, Tescual y Alpichaque, que forman parte del gran territorio del Nudo de los Pastos (ANT, 2020).

Esa geografía, que desciende del páramo al piedemonte amazónico de Monopamba, reúne en poca distancia fuertes gradientes de temperatura, lluvia y cobertura, lo que la vuelve sensible al cambio climático. Las regiones de montaña presentan patrones de cambio que varían con la altitud, con señales de calentamiento amplificado en numerosas cordilleras (Pepin et al., 2022), y el páramo, decisivo para la regulación hídrica, es uno de los puntos de biodiversidad de evolución más rápida del planeta (Madriñán et

al., 2013). El último ciclo de evaluación del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático confirma que la temperatura superficial global seguirá aumentando al menos hasta mediados de siglo en todos los escenarios de emisiones considerados, y que la adaptación resulta más eficaz cuando integra el conocimiento indígena y local con el conocimiento científico (IPCC, 2021, 2022). En Colombia, la Tercera Comunicación Nacional de Cambio Climático se orientó a brindar herramientas para la planeación territorial de mediano y largo plazo (IDEAM et al., 2017).

La planificación de un resguardo, sin embargo, no puede limitarse a recibir diagnósticos elaborados desde fuera. Las autoridades necesitan instrumentos para interrogar sus propios datos, contrastar escenarios y decidir sobre el agua, las chagras, el páramo o la frontera agrícola. Allí la inteligencia artificial (IA) y el análisis espacial ofrecen oportunidades reales, siempre que se articulen con el gobierno propio. Colombia ha reconocido esa doble condición en su Política Nacional de Inteligencia Artificial, que señala la ética y la gobernanza, la disponibilidad de datos representativos y la apropiación social del conocimiento como condiciones habilitantes para el uso de la IA en los territorios (Departamento Nacional de Planeación [DNP], 2025).

Este artículo revisa, con propósito divulgativo, los enfoques de IA más pertinentes para la planificación territorial indígena y los pone en diálogo con el geovisor del Resguardo Indígena Gran Tescual, una herramienta pública que reúne la cartografía del territorio, la información sobre el agua y modelos de aptitud climática de cultivos. Interesa discutir qué preguntas permite responder, con qué límites y bajo qué condiciones éticas y de gobernanza fortalece la autonomía territorial.

2. Marco teórico: inteligencia artificial aplicada a la planificación territorial

La inteligencia artificial designa hoy un conjunto de métodos computacionales que infieren, a partir de datos, predicciones, clasificaciones o recomendaciones capaces de orientar decisiones. El aprendizaje automático agrupa los algoritmos que no se programan con reglas explícitas, sino que aprenden patrones a partir de ejemplos. En el territorio, su materia prima es el dato espacial, cuya localización lo relaciona con la altitud, el clima, la red hídrica o la cobertura. La literatura sobre aprendizaje automático y cambio climático muestra que su mayor valor no está en sustituir el conocimiento físico de los procesos, sino en integrar fuentes heterogéneas, completar vacíos de información y apoyar el análisis de escenarios para la adaptación (Rolnick et al., 2022).

Uno de los enfoques más fértiles para la planificación agroambiental es la modelación de la distribución de especies, que en el ámbito agrícola se traduce en modelos de aptitud climática de cultivos. Su lógica es correlativa: se relacionan los lugares donde un cultivo está presente con sus condiciones ambientales, se estima una función de idoneidad y se proyecta sobre el territorio. Los métodos de máxima entropía, entre otros, permiten trabajar con registros de presencia sin necesidad de contar con ausencias confirmadas, y su interpretación estadística ha sido explicada con detalle por Elith et al. (2011). Aplicada a variables climáticas futuras, esa función sugiere hacia dónde podrían desplazarse las condiciones favorables. Existen estándares para evaluar estos modelos, que incluyen la revisión de los datos de entrada, la validación independiente y la comunicación explícita de la incertidumbre (Araújo et al., 2019).

Las variables climáticas futuras provienen de los modelos de circulación general, coordinados internacionalmente en la sexta fase del Proyecto de Intercomparación de Modelos Acoplados (CMIP6). Sus experimentos se organizan según trayectorias socioeconómicas compartidas (SSP), que combinan narrativas de desarrollo con niveles de forzamiento radiativo (O'Neill et al., 2016; Riahi et al., 2017). El escenario SSP2-4.5 describe una trayectoria intermedia, cercana a la continuidad de las tendencias históricas, mientras que SSP3-7.0 corresponde a un mundo de rivalidad regional, con emisiones elevadas y menor capacidad de adaptación. Como estos modelos trabajan con celdas de decenas o cientos de kilómetros, insuficientes para describir una cordillera, sus resultados se regionalizan con técnicas de reducción de escala que incorporan la topografía y la climatología observada (Karger et al., 2017).

Entre los indicadores derivados de esas superficies, los índices de aridez ofrecen una síntesis comprensible del balance entre la lluvia y la temperatura. El índice de De Martonne, definido como el cociente entre la precipitación anual y la temperatura media anual aumentada en diez grados, clasifica el clima en categorías que van desde el árido hasta el muy húmedo; su sencillez lo hace útil para cartografiar y comparar regiones (Pellicone et al., 2019). Su valor comunitario reside en que puede explicarse en una asamblea sin perder rigor: si la temperatura sube y la lluvia no aumenta en igual proporción, el índice desciende y el territorio se vuelve menos húmedo.

La percepción remota completa este marco: las imágenes de satélite permiten cartografiar coberturas, bosques, cuerpos de agua y cambios de uso del suelo con una regularidad que ningún recorrido de campo iguala, y el aprendizaje profundo ha ampliado su capacidad para reconocer patrones complejos. Aun así, el impacto real de estas técnicas en la conservación depende de la colaboración estrecha con quienes habitan y conocen los ecosistemas (Tuia et al., 2022). Ese mismo argumento sostiene la necesidad de una IA explicable: un modelo que no puede justificar sus resultados difícilmente servirá para deliberar en comunidad. Las herramientas de explicabilidad permiten identificar qué variables pesan en una predicción y cómo cambia la respuesta a lo largo de un gradiente, lo que mejora la interpretación ecológica de modelos que de otro modo serían cajas negras (Ryo et al., 2021).

3. Del dato a la decisión: el papel del geovisor

El geovisor del Resguardo Indígena Gran Tescual traduce estos enfoques en capas que cualquier comunero puede consultar. Su base cartográfica reúne el límite del resguardo, las veredas, la red de ríos principales con sus nombres tradicionales, las cuencas hidrográficas, la vía que comunica a Puerres con Monopamba y los centros poblados, a lo que se suman las lagunas sagradas del páramo, cuyo tratamiento se discute en la sección siguiente (Figura 1). La lectura de las cuencas deja una primera enseñanza: el territorio adjudicado se enmarca en tres grandes cuencas, cada una con dinámica fluvial propia, de modo que el resguardo no puede gestionarse como una unidad hidrológica homogénea. A esta base se añaden la georreferenciación de diez chagras demostrativas en la zona andina y una capa de frontera agrícola derivada de la cobertura de la tierra.

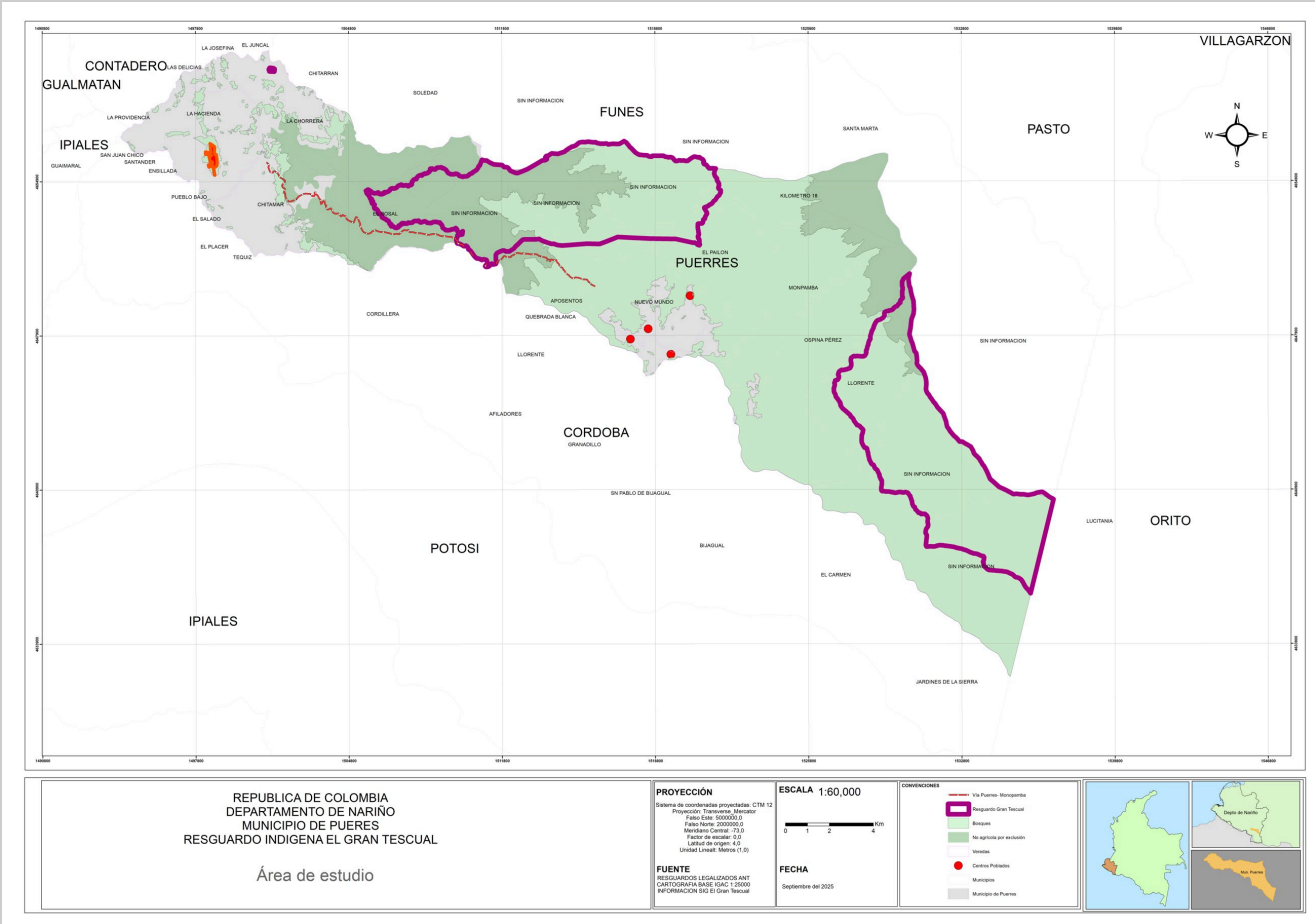
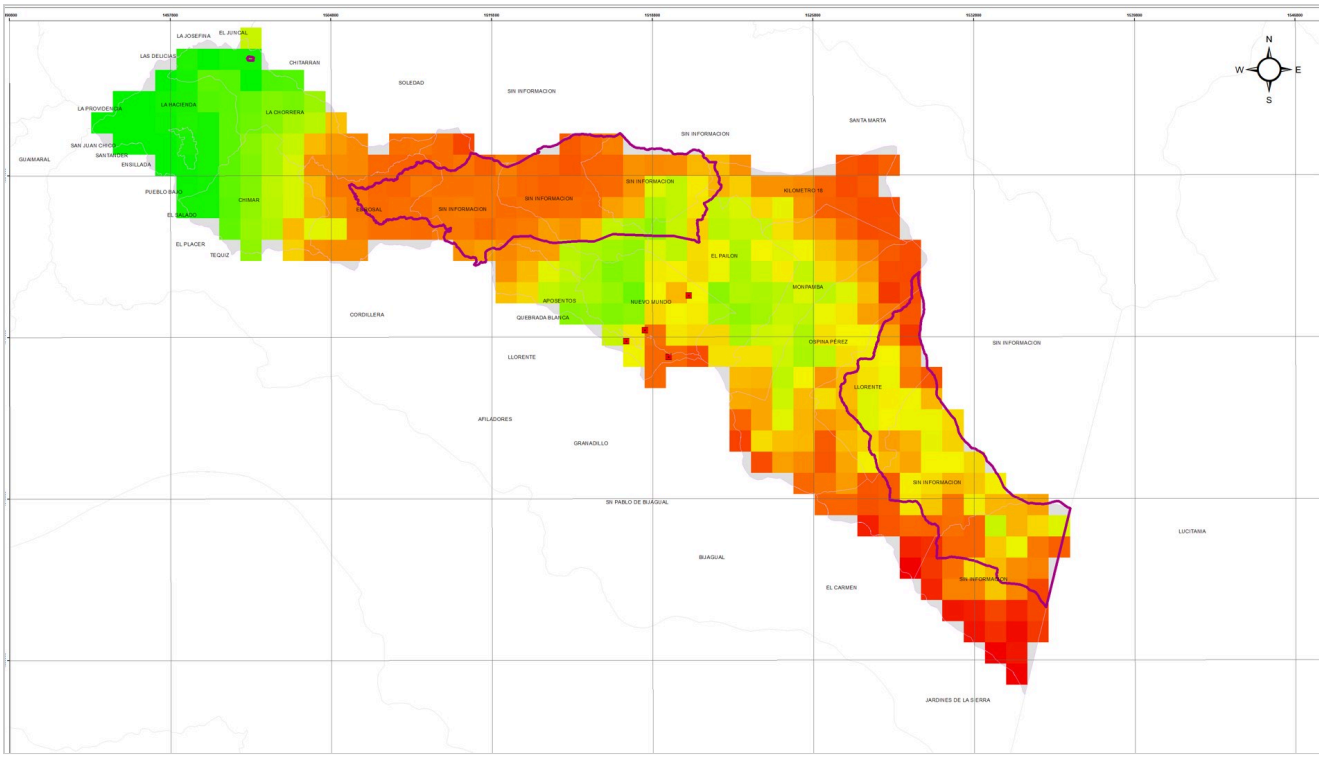


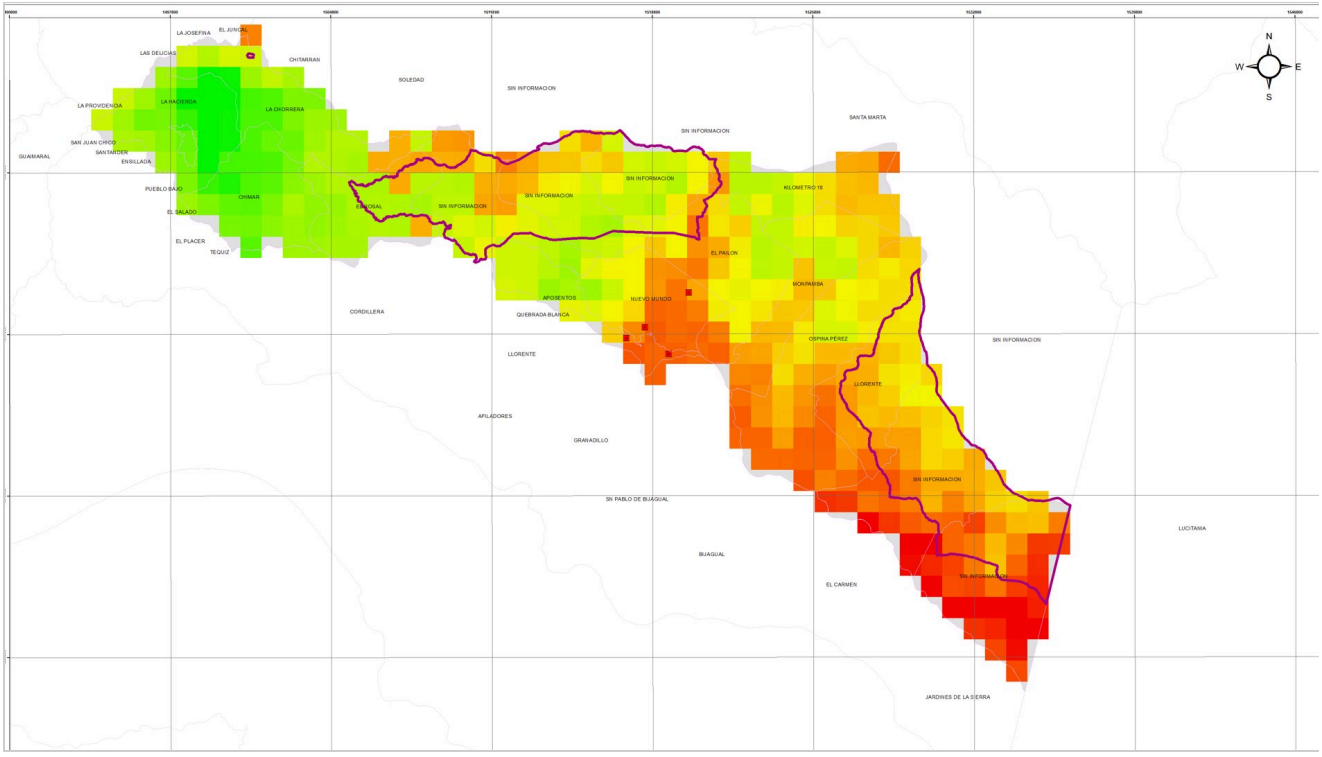
Figura 1. Área de estudio. Localización del Resguardo Indígena Gran Tescual (contorno morado) en el municipio de Puerres, Nariño, con veredas, centros poblados, bosques, áreas no agrícolas por exclusión y la vía Puerres–Monopamba. Fuente: geovisor del Resguardo Indígena Gran Tescual, con base en resguardos legalizados de la ANT y cartografía base del IGAC a escala 1:25.000.

La capa de agua incorpora el análisis del índice de De Martonne en dos puntos representativos, uno en la zona andina de la vereda Tescual Alto y otro en el piedemonte amazónico de Monopamba, para cuatro periodos entre 2021 y 2100. Bajo el escenario SSP2-4.5, el punto andino pasa de un índice de 53,0 a 51,0 y el amazónico de 65,6 a 64,5, de manera que el régimen húmedo se mantiene con descensos muy leves. Bajo SSP3-7.0 la tendencia es más clara: en la zona andina el índice baja de 54,2 a 47,9, mientras la temperatura media anual proyectada asciende de 12,5 °C a 15,8 °C y la precipitación anual permanece prácticamente estable, en torno a 1.220–1.234 mm; en Monopamba el índice desciende de 66,9 a 60,8. En ningún caso se abandona la categoría húmeda, pero la lección es clara: aun con lluvias similares, el aumento de la temperatura reduce la humedad, y la zona andina resulta más sensible que el piedemonte. En Monopamba, las condiciones muy húmedas favorecen la disponibilidad de agua, pero mantienen la vulnerabilidad ante deslizamientos en temporada de lluvias; la serie histórica revisada muestra años con acumulados superiores a 3.200 mm.

La capa de producción aplica la modelación de aptitud climática a cultivos emblemáticos de cada piso térmico. Para la papa en la zona andina, el modelo del clima presente reproduce de forma razonable las áreas donde hoy se cultiva (Figura 2a). Al proyectarlo al periodo 2041–2060 bajo SSP2-4.5, con un modelo climático global del ensamble CMIP6, las condiciones favorables tienden a extenderse hacia zonas altas que hoy corresponden a páramo con frailejones o a bosques bajo alguna figura de protección (Figura 2b). En el piedemonte, el modelo de la caña panelera indica que las zonas actuales de cultivo conservarían su aptitud y que esta podría ampliarse hacia el norte. El análisis señala además que el nororiente del municipio, en el corregimiento de San Mateo, empieza a mostrar áreas que en el futuro podrían ser menos aptas para los cultivos de clima frío.



(a)



(b)

Figura 2. Aptitud climática de la papa en la zona andina del municipio de Puerres: (a) clima presente; (b) proyección 2041–2060 bajo el escenario SSP2-4.5. Los tonos verdes indican mayor aptitud y los rojos, menor aptitud; el contorno morado delimita el resguardo. Fuente: geovisor del Resguardo Indígena Gran Tescual.

El valor de estos resultados está en las preguntas que abren para el gobierno propio. Un mapa que sugiere el ascenso de la papa hacia el páramo no invita a ampliar la frontera agrícola; es una alerta temprana sobre una presión que el reglamento interno, la Guardia Indígena y la Comisión de Medio Ambiente y Territorio pueden anticipar con acuerdos comunitarios, restauración de bordes de bosque o diversificación de las

chagras. Del mismo modo, el descenso de la humedad andina invita a proteger nacimientos y cosechar agua antes de que llegue la escasez. El geovisor convierte así datos dispersos en un lenguaje común para la deliberación.

4. Condiciones, limitaciones y gobernanza de datos

Ninguna de estas aplicaciones es más sólida que sus datos. Los Andes cuentan con una red de estaciones dispersa y desigual, lo que obliga a recurrir a productos satelitales y de reanálisis cuya calidad varía con la altitud y el relieve (Condom et al., 2020). En un territorio que pasa del páramo a la selva en pocos kilómetros, las celdas de aproximadamente un kilómetro de las superficies regionalizadas sirven para identificar tendencias, pero no sustituyen la observación local. Además, los promedios de largo plazo atenúan los extremos: los años históricos con más de 3.200 mm recuerdan que la gestión del riesgo debe atender a la variabilidad, no solo a la media.

Los modelos de aptitud tienen limitaciones propias. Al ser correlativos, suponen equilibrio entre el cultivo y el clima y omiten factores como los suelos, las plagas, los mercados o el manejo. Los resultados descritos se basan en un solo modelo climático global y un escenario para 2050; una lectura prudente exige contrastarlos con varios modelos y escenarios y validarlos con la memoria productiva de las familias (Araújo et al., 2019). Lo mismo cabe decir de la interpretación del índice de De Martonne: los valores proyectados para la zona andina descienden de forma sostenida, pero permanecen lejos del umbral subhúmedo, de modo que la señal debe leerse como tendencia y no como un cambio de categoría inminente.

La gobernanza de los datos es la otra cara de estas limitaciones. Los principios FAIR promueven que los datos científicos sean localizables, accesibles, interoperables y reutilizables (Wilkinson et al., 2016), pero la apertura sin condiciones puede resultar lesiva cuando la información describe lugares sagrados, recursos estratégicos o prácticas culturales. Por ello, los principios CARE para la gobernanza de datos indígenas, que articulan el beneficio colectivo, la autoridad para controlar, la responsabilidad y la ética, proponen que la disponibilidad de los datos se subordine a los derechos y al bienestar de los pueblos (Carroll et al., 2020). Es la base del movimiento por la soberanía de datos indígenas, que reivindica el derecho de los pueblos a gobernar la recolección, la propiedad y el uso de la información sobre sus territorios (Kukutai y Taylor, 2016). En esa línea, el geovisor prevé que la información sensible, como la de las lagunas sagradas, sea accesible por separado y bajo control de las autoridades propias, mientras la cartografía general permanece abierta.

5. Ética, participación y apropiación social

La ética de la IA no se agota en principios generales. Los principios CARE sitúan los derechos y el bienestar de los pueblos indígenas como preocupación central en todas las etapas del ciclo de vida de los datos, y atribuyen a quienes trabajan con ellos la responsabilidad de mostrar cómo su uso apoya la autodeterminación y el beneficio colectivo (Carroll et al., 2020). Desde una perspectiva propia, el documento de posición sobre protocolo indígena e inteligencia artificial recuerda que no existe una única mirada indígena sobre la tecnología, y que cada comunidad debe definir, desde sus protocolos y relaciones de reciprocidad, cómo se diseñan y usan estos sistemas (Lewis, 2020). Para el Gran Tescual, esto significa que el modelo nunca tiene la última palabra: decide la asamblea, orientada por sus autoridades y por el saber de mayores y agricultores.

La participación no es un complemento, sino una fuente de calidad científica. La ciencia ciudadana en hidrología muestra que el monitoreo comunitario de lluvias y caudales en cuencas andinas genera datos útiles para la gestión del agua y fortalece la capacidad local de decisión (Buytaert et al., 2014). En el resguardo, la Guardia Indígena y la Comisión de Medio Ambiente y Territorio recorren a diario los linderos, los nacimientos y el páramo; sus observaciones sobre heladas, sequías, deslizamientos o

presencia de cultivos en zonas altas pueden convertirse en registros que validen y corrijan los modelos. La escuela es otro escenario decisivo: cuando los estudiantes leen un mapa de aptitud o calculan un índice de humedad con datos de su vereda, la tecnología deja de ser ajena y se vuelve parte de la educación propia.

La apropiación social también tiene una dimensión política. La evidencia regional muestra que los territorios gobernados por pueblos indígenas y tribales en América Latina registran, en general, menores tasas de deforestación que otras áreas, lo que justifica fortalecer su gobernanza como estrategia climática (FAO y FILAC, 2021). Un geovisor comunitario contribuye a ello cuando sustenta el plan de vida, los acuerdos de uso del suelo y el diálogo técnico en igualdad de condiciones con las instituciones, sin reducir el territorio a una fuente de datos para terceros.

6. Conclusiones

La experiencia del Resguardo Indígena Gran Tescual muestra que la IA y el análisis espacial aportan a la planificación indígena una capacidad de anticipación antes difícil de alcanzar. Los modelos de aptitud, los escenarios regionalizados y los índices de aridez permiten visualizar procesos aún poco evidentes en el campo, como la pérdida gradual de humedad en la zona andina bajo un escenario de altas emisiones o la presión potencial de la papa sobre el páramo hacia mediados de siglo.

Esa capacidad es tan valiosa como frágil: depende de datos escasos en la alta montaña, de supuestos que conviene explicitar y de proyecciones que deben leerse como posibilidades y no como destinos. Por ello, el uso responsable de estas herramientas exige contrastar varios modelos y escenarios, validarlos con el conocimiento de quienes trabajan la tierra y comunicar su incertidumbre en un lenguaje comprensible para la asamblea.

Sobre todo, la IA fortalece la autonomía territorial solo cuando se subordina al gobierno propio. Los principios CARE, la soberanía de datos indígenas y la protección de la información sagrada no son obstáculos para la innovación, sino las condiciones que la hacen legítima. Un geovisor público, gobernado por la comunidad y alimentado por su propia observación, puede convertirse en una herramienta de cuidado del corazón del agua, al servicio del territorio y de las generaciones que lo habitarán.

Referencias

Agencia Nacional de Tierras. (2020). *Acuerdo 146 de 2020, por el cual se constituye el Resguardo Indígena Gran Tescual, del pueblo Pastos* [Diario Oficial No. 51.593, 19 de febrero de 2021]. Defensoría del Pueblo, Normograma. https://forseti.defensoria.gov.co/gestor/compilacion/docs/acuerdo_ant_0146_2020.htm

Araújo, M. B., Anderson, R. P., Márcia Barbosa, A., Beale, C. M., Dormann, C. F., Early, R., Garcia, R. A., Guisan, A., Maiorano, L., Naimi, B., O'Hara, R. B., Zimmermann, N. E., y Rahbek, C. (2019). Standards for distribution models in biodiversity assessments. *Science Advances, 5*(1), eaat4858. https://doi.org/10.1126/sciadv.aat4858

Buytaert, W., Zulkafli, Z., Grainger, S., Acosta, L., Alemie, T. C., Bastiaensen, J., De Bièvre, B., Bhusal, J., Clark, J., Dewulf, A., Foggin, M., Hannah, D. M., Hergarten, C., Isaeva, A., Karpouzoglou, T., Pandeya, B., Paudel, D., Sharma, K., Steenhuis, T., … Zhumanova, M. (2014). Citizen science in hydrology and water resources: Opportunities for knowledge generation, ecosystem service management, and sustainable development. *Frontiers in Earth Science, 2*, 26. https://doi.org/10.3389/feart.2014.00026

Carroll, S. R., Garba, I., Figueroa-Rodríguez, O. L., Holbrook, J., Lovett, R., Materechera, S., Parsons, M., Raseroka, K., Rodriguez-Lonebear, D., Rowe, R., Sara, R., Walker, J. D., Anderson, J., y Hudson, M. (2020). The CARE principles for Indigenous data governance. *Data Science Journal, 19*, 43. https://doi.org/10.5334/dsj-2020-043

Condom, T., Martínez, R., Pabón, J. D., Costa, F., Pineda, L., Nieto, J. J., López, F., y Villacis, M. (2020). Climatological and hydrological observations for the South American Andes: In situ stations, satellite, and reanalysis data sets. *Frontiers in Earth Science, 8*, 92. https://doi.org/10.3389/feart.2020.00092

Departamento Nacional de Planeación. (2025). *Política Nacional de Inteligencia Artificial* (Documento CONPES 4144). DNP. https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Econ%C3%B3micos/4144.pdf

Elith, J., Phillips, S. J., Hastie, T., Dudík, M., Chee, Y. E., y Yates, C. J. (2011). A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. *Diversity and Distributions, 17*(1), 43–57. https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2010.00725.x

FAO y FILAC. (2021). *Forest governance by indigenous and tribal peoples: An opportunity for climate action in Latin America and the Caribbean*. FAO. https://doi.org/10.4060/cb2953en

IDEAM, PNUD, MADS, DNP y Cancillería. (2017). *Resumen ejecutivo: Tercera Comunicación Nacional de Colombia a la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre Cambio Climático (CMNUCC)*. IDEAM, PNUD, MADS, DNP, Cancillería, FMAM. https://unfccc.int/sites/default/files/resource/RESUMEN%20EJECUTIVO%20TCNCC%20COLOMBIA%20A%20LA%20CMNUCC%202017.pdf

IPCC. (2021). Summary for policymakers. En V. Masson-Delmotte et al. (Eds.), *Climate change 2021: The physical science basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (pp. 3–32). Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/9781009157896.001

IPCC. (2022). Summary for policymakers. En H.-O. Pörtner et al. (Eds.), *Climate change 2022: Impacts, adaptation and vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (pp. 3–33). Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/9781009325844.001

Karger, D. N., Conrad, O., Böhner, J., Kawohl, T., Kreft, H., Soria-Auza, R. W., Zimmermann, N. E., Linder, H. P., y Kessler, M. (2017). Climatologies at high resolution for the earth's land surface areas. *Scientific Data, 4*, 170122. https://doi.org/10.1038/sdata.2017.122

Kukutai, T., y Taylor, J. (Eds.). (2016). *Indigenous data sovereignty: Toward an agenda* (CAEPR Research Monograph No. 38). ANU Press. https://doi.org/10.22459/CAEPR38.11.2016

Lewis, J. E. (Ed.). (2020). *Indigenous protocol and artificial intelligence position paper*. Indigenous Protocol and Artificial Intelligence Working Group y Canadian Institute for Advanced Research. https://doi.org/10.11573/spectrum.library.concordia.ca.00986506

Madriñán, S., Cortés, A. J., y Richardson, J. E. (2013). Páramo is the world's fastest evolving and coolest biodiversity hotspot. *Frontiers in Genetics, 4*, 192. https://doi.org/10.3389/fgene.2013.00192

O'Neill, B. C., Tebaldi, C., van Vuuren, D. P., Eyring, V., Friedlingstein, P., Hurtt, G., Knutti, R., Kriegler, E., Lamarque, J.-F., Lowe, J., Meehl, G. A., Moss, R., Riahi, K., y Sanderson, B. M. (2016). The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geoscientific Model Development, 9*(9), 3461–3482. https://doi.org/10.5194/gmd-9-3461-2016

Pellicone, G., Caloiero, T., y Guagliardi, I. (2019). The De Martonne aridity index in Calabria (Southern Italy). *Journal of Maps, 15*(2), 788–796. https://doi.org/10.1080/17445647.2019.1673840

Pepin, N. C., Arnone, E., Gobiet, A., Haslinger, K., Kotlarski, S., Notarnicola, C., Palazzi, E., Seibert, P., Serafin, S., Schöner, W., Terzago, S., Thornton, J. M., Vuille, M., y Adler, C. (2022). Climate changes and their elevational patterns in the mountains of the world. *Reviews of Geophysics, 60*(1), e2020RG000730. https://doi.org/10.1029/2020RG000730

Riahi, K., van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'Neill, B. C., Fujimori, S., Bauer, N., Calvin, K., Dellink, R., Fricko, O., Lutz, W., Popp, A., Crespo Cuaresma, J., KC, S., Leimbach, M., Jiang, L., Kram, T., Rao, S., Emmerling, J., … Tavoni, M. (2017). The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: An overview. *Global Environmental Change, 42*, 153–168. https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2016.05.009

Rolnick, D., Donti, P. L., Kaack, L. H., Kochanski, K., Lacoste, A., Sankaran, K., Ross, A. S., Milojevic-Dupont, N., Jaques, N., Waldman-Brown, A., Luccioni, A. S., Maharaj, T., Sherwin, E. D., Mukkavilli, S. K., Kording, K. P., Gomes, C. P., Ng, A. Y., Hassabis, D., Platt, J. C., … Bengio, Y. (2022). Tackling climate change with machine learning. *ACM Computing Surveys, 55*(2), 1–96. https://doi.org/10.1145/3485128

Ryo, M., Angelov, B., Mammola, S., Kass, J. M., Benito, B. M., y Hartig, F. (2021). Explainable artificial intelligence enhances the ecological interpretability of black-box species distribution models. *Ecography, 44*(2), 199–205. https://doi.org/10.1111/ecog.05360

Tuia, D., Kellenberger, B., Beery, S., Costelloe, B. R., Zuffi, S., Risse, B., Mathis, A., Mathis, M. W., van Langevelde, F., Burghardt, T., Kays, R., Klinck, H., Wikelski, M., Couzin, I. D., van Horn, G., Crofoot, M. C., Stewart, C. V., y Berger-Wolf, T. (2022). Perspectives in machine learning for wildlife conservation. *Nature Communications, 13*, 792. https://doi.org/10.1038/s41467-022-27980-y

Wilkinson, M. D., Dumontier, M., Aalbersberg, I. J., Appleton, G., Axton, M., Baak, A., Blomberg, N., Boiten, J.-W., da Silva Santos, L. B., Bourne, P. E., Bouwman, J., Brookes, A. J., Clark, T., Crosas, M., Dillo, I., Dumon, O., Edmunds, S., Evelo, C. T., Finkers, R., … Mons, B. (2016). The FAIR guiding principles for scientific data management and stewardship. *Scientific Data, 3*, 160018. https://doi.org/10.1038/sdata.2016.18