

Mapeo de la vulnerabilidad a la degradación de pastizales mediante AHP-GIS & RPAS en la microcuenca Pomacochas - Perú

Mapping of vulnerability to rangeland degradation using AHP-GIS & RPAS in the Pomacochas micro-watershed - Peru

Cartografia da vulnerabilidade à degradação das pastagens utilizando AHP-GIS e RPAS na microbacia hidrográfica de Pomacochas - Peru

Silva-López, Jhonsy O; Vázquez Pérez, Héctor Vladimir; Zabaleta-Santisteban, Jhon A

Jhonsy O Silva-López

jhonsy.silva@untrm.edu.pe

Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza (UNTRM), Perú

Héctor Vladimir Vázquez Pérez

hvasquez@untrm.edu.pe

Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas, Perú

Jhon A Zabaleta-Santisteban

jhon.zabaleta@untrm.edu.pe

Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza (UNTRM), Perú

Revista Científica Dékamu Agropec

Universidad Nacional Intercultural Fabiola Salazar Leguía de Bagua, Perú

ISSN: 2709-3190

ISSN-e: 2709-3182

Periodicidad: Semestral

vol. 4, núm. 1, 2023

dekamuagropec@unibagua.edu.pe

Recepción: 01 Abril 2023

Aprobación: 18 Mayo 2023

URL: <http://portal.amelica.org/ameli/journal/744/7444325001/>

Copyright UNIFSLB, 2023



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0 Internacional.

Resumen: En Perú, realizar un monitoreo de pastizales es cada vez más esencial para apoyar a los productores agropecuarios y fortalecer nuevas políticas públicas enmarcadas a un manejo sostenible a nivel de cuencas hidrográficas. En esta investigación se buscó mapear la vulnerabilidad a la degradación de pastizales en la microcuenca de Pomacochas, Amazonas – Perú. Para ello, se utilizaron criterios (NDVI, precipitación, MOS, textura del suelo, pH y pendiente) También, basado en consulta a expertos y el Proceso de Jerarquía Analítica (AHP), se sopeso la importancia de los criterios. Luego, se generó el mapa de aptitud del territorio para evaluar la vulnerabilidad de pastizales mediante superposición ponderada de los mapas de criterios. NDVI fue el criterio más importante, mientras que, la pendiente del terreno fue el menos importante. El modelado basado en AHP y SIG muestra que alrededor de 4012.08 km. (62.98 %) del área total de estudio se encuentran en la categoría “ligeramente vulnerable” (C3) a la degradación de pastizales. Asimismo, se validó los resultados mediante cuatro parcelas de validación empleando imágenes de un Aeronave Piloteada Remotamente (RPA). El estudio brindará apoyo para la toma de decisiones en torno al manejo de los pastizales en microcuencas.

Palabras clave: Vulnerabilidad, degradación de pastizales, NDVI y RPAS.

Abstract: In Peru, rangeland monitoring is increasingly essential to support farmers and strengthen new public policies for sustainable management at the watershed level. In this research, we sought to map the vulnerability to grassland degradation in the Pomacochas micro-watershed, Amazonas - Peru. For this, criteria were used (NDVI, precipitation, SOM, soil texture, soil pH and slope). Also, based on expert consultation and the Analytical Hierarchy Process (AHP), the importance of the criteria was weighed. Then, the land suitability map

was generated to assess rangeland vulnerability by weighted superimposition of the criteria maps. NDVI was the most important criterion, while land slope was the least important. AHP and GIS based modeling shows that about 4012.08 km. (62.98 %) of the total study area is in the category "slightly vulnerable" (C3) to grassland degradation. The results were also validated by means of four validation plots using images from a Remotely Piloted Aircraft (RPA). The study will provide support for decision making in the management of grasslands in micro-watersheds.

Keywords: Vulnerability, rangeland degradation, NDVI and RPAS.

Resumo: No Peru, o monitoramento das pastagens é cada vez mais essencial para apoiar os agricultores e fortalecer as novas políticas públicas de gestão sustentável ao nível das bacias hidrográficas. Nesta pesquisa buscou-se mapear a vulnerabilidade à degradação das pastagens na microbacia hidrográfica de Pomacochas, Amazonas - Peru. Para isso, foram utilizados critérios (NDVI, precipitação, MOS, textura do solo, pH e declividade) e, com base em consulta a especialistas e no Processo de Hierarquia Analítica (AHP), foi feita a ponderação da importância dos critérios. Em seguida, o mapa de aptidão da terra foi gerado para avaliar a vulnerabilidade das pastagens através da sobreposição ponderada dos mapas de critérios. O NDVI foi o critério mais importante, enquanto a inclinação do terreno foi o menos importante. A modelação baseada em AHP e SIG mostra que cerca de 4012,08 km. (62,98 %) da área total de estudo está na categoria "ligeiramente vulnerável" (C3) à degradação das pastagens. Os resultados foram também validados através de quatro parcelas de validação utilizando imagens de Aeronaves Remotamente Pilotadas (RPA). O estudo servirá de apoio à tomada de decisões sobre a gestão das pastagens nas micro-bacias.

Palavras-chave: Vulnerabilidade, degradação das pastagens, NDVI e RPAS.

INTRODUCCIÓN

En el mundo, existe más de 4100 millones de hectáreas (ha) de pastizales, lo que abarca el 40 % de la superficie terrestre (Wang et al., 2019). Así también, el 38 % de la superficie terrestre libre de hielo están cubiertos de pastizales y cultivos dedicados a la producción ganadera (Monfreda et al., 2008). No obstante, los pastos y las tierras de pastoreo han experimentado elevadas pérdidas de suelo (Tepanosyan et al., 2017), principalmente debido a una inadecuada gestión (Valera et al., 2016) y al sobrepastoreo (Martínez-Murillo et al., 2013). Además, existen otros factores como la sequedad climática, el suelo pobre y la calidad de la vegetación (Abuzaid, Mazrou, El Baroudy, et al., 2022), que hacen posible la Vulnerabilidad a la Degradación de Pastizales (VDP) (Fonte et al., 2014; Sandeep et al., 2021). Por tal motivo, la degradación de los pastos es una fuente de preocupación mundial, ya que provoca la erosión y afecta a la capacidad de almacenamiento de carbono de los suelos (Naegeli de Torres et al., 2019).

En ese sentido, el diagnóstico de la VDP es un proceso complicado (Parmar et al., 2021), ya que requiere analizar múltiples mediciones relacionadas con las variables ambientales del suelo (vegetación, el clima,

y la topografía) y las propiedades del suelo (AbdelRahman et al., 2018). Es así que, hoy en día se han desarrollado modelos de vulnerabilidad multifactorial para cuantificar la situación actual de degradación del suelo (Hereher & Kenawy, 2021; Turan et al., 2019a). Específicamente, el método de decisión multicriterio; Analytic Hierarchy Process (AHP) desarrollado por Saaty (1980), representa una herramienta eficaz para resolver este tipo de problemas de decisión. El AHP, es una teoría de medición a través de comparaciones por pares (Al Raisi et al., 2014), dependiendo del juicio de los expertos para derivar un número de prioridad dentro de una escala de 1 a 9 (Saaty, 1980). Este método también brinda la posibilidad de seleccionar varios criterios cuantitativos y cualitativos en la presentación de las alternativas propuestas. Estos criterios rigen el nivel de vulnerabilidad de la degradación de pastizales al ponderarse mediante el AHP (Al Raisi et al., 2014).

Por otra parte, el geoprocesamiento espacial u Sistemas de información geográfica (SIG) se utiliza con frecuencia para cartografiar los pastos potencialmente degradados, liberando los diagnósticos de gestión de pastizales (Valle Júnior et al., 2019). Esta herramienta facilita la inspección en campo del estado actual de la conservación del suelo en las áreas mapeadas y, en casos de mal uso, recomendar la acción adecuada (Oliveira et al., 2019). Según Valera et al. (2017), la doctrina legal del "principio de quien contamina paga" evalúa el uso de los recursos naturales a lo largo del ciclo de producción. En este contexto, los propietarios son responsables de cualquier daño causado al medio ambiente, ya sea por la generación de contaminación o por la degradación del medio ambiente, y por lo tanto deben asumir los costes ecológicos asociados para compensar a la sociedad (Oliveira et al., 2019).

Ante ello, esta investigación analiza la estimación de la degradación de pastizales en la microcuenca de Pomacochas, al noreste (NE) de Perú. Para ello, (i) se identificaron y evaluaron los criterios que inciden en la degradación de los pastos, (ii) se ponderó la importancia de los criterios, (iii) se establecieron las capas para cada criterio seleccionado, los cuales (iv) fueron superpuestos según su peso de importancia, incluyendo las restricciones del estudio. La integración de AHP, GIS y RS, permite un análisis eficiente en la degradación de suelos y tiene como objetivo orientar la gestión adecuada del uso de la tierra.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

La microcuenca de la Laguna Pomacochas se encuentra en el distrito de Florida, provincia de Bongará en el departamento de Amazonas (Amazonas cuenta con una superficie aproximada de 39,25 km² y un gradiente altitudinal que se extiende de 120 a 4900 msnm de norte a sur (Castillo et al., 2020), al Nororiente del Perú). Geográficamente, se ubica entre las coordenadas 5° 46' 0" S, 77° 55' 0" N y 5° 50' 40" S, 78° 0' 0" N". Así también, posee un área aproximadamente de 6,370 ha, quien forma parte de la Cordillera Interior Andina del Perú (IIAP & GORE-A, 2020), caracterizado por tener cerros montañosos. Asimismo, tiene una población de más de 2000 comuneros (INEI, 2017). También, la microcuenca cuenta con una gradiente altitudinal que varía de 2130 a 3000 m.s.n.m (Caman Aliaga, 2020). Además, la microcuenca del lago de Pomacochas pertenece a la Región Hidrográfica del Amazonas, y dentro de esta se encuadra la cuenca del Alto Amazonas – Subcuenca Alto Maraón, con una superficie total de la microcuenca de 63 094 082.750 m² (Chávez Ortiz et al., 2014). El clima de la microcuenca pertenece al Trópico Frío Húmedo y templado cálido (Vargas, 2013), y temperatura promedio anual de 15 °C y precipitación promedio anual es de 3300 mm y la humedad relativa de 87 por ciento (Caman Aliaga, 2020). Fisiográficamente, la microcuenca abarcar desde montañas altas con ladera empinadas laderas extremadamente empinadas, y sus suelos van desde suelos arcillosos a franco arcillosos, con un pH ligeramente ácido que van desde 4 a 7 (Posgrado & -Perú, 2016).

Proceso metodológico de la investigación

La Figura 2 muestra el procedimiento empleado para modelar la vulnerabilidad a la degradación de pastizales en la microcuenca del Lago Pomacochas. Por ello, en primera instancia se identificó y categorizó los criterios que se tienen en cuenta en la investigación; es así que para lograr esta instancia se basó en la revisión bibliográfica de investigaciones que se han realizado. Seguidamente en segunda instancia se construyó las capas de los criterios o base de datos GIS mediante software, para ello se recolectó data GIS mediante cartografía y material satelital base. Asimismo, reclasifico las capas de cada criterio mediante GIS y umbrales de idoneidad que se generaron a través de revisión bibliográfica; a la vez, se ponderó la importancia de los criterios mediante AHP, los cual se requirió la participación de un panel de expertos para lograr los pesos de importancia y la matriz de consistencia. En tercera instancia se generó el modelo de idoneidad a partir de una superposición ponderada de los mapas en función a sus pesos de importancia. Por último, se validó el modelo final mediante imágenes de alta resolución tomadas con un RPAS (Dron Matrice 200).

Capas base para cada criterio

La gestión y procesamiento de datos espaciales (formato vectorial y ráster) para generar los mapas de los 6 criterios se llevaron a cabo utilizando ArcGIS 10.5, QGIS 3.10, Google Earth Pro 7.3 (Swain et al., 2020). Todos los mapas se homogeneizaron a formato ráster con resolución espacial de 30 m. Específicamente, la distribución espacial de los valores del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) se mapeó en función de los datos de Sentinel 2 (X. Zhao et al., 2021). El índice NDVI se utiliza habitualmente para determinar la dinámica de la vegetación en una zona determinada y se calcula utilizando la ecuación 1 (Dagnachew et al., 2020).

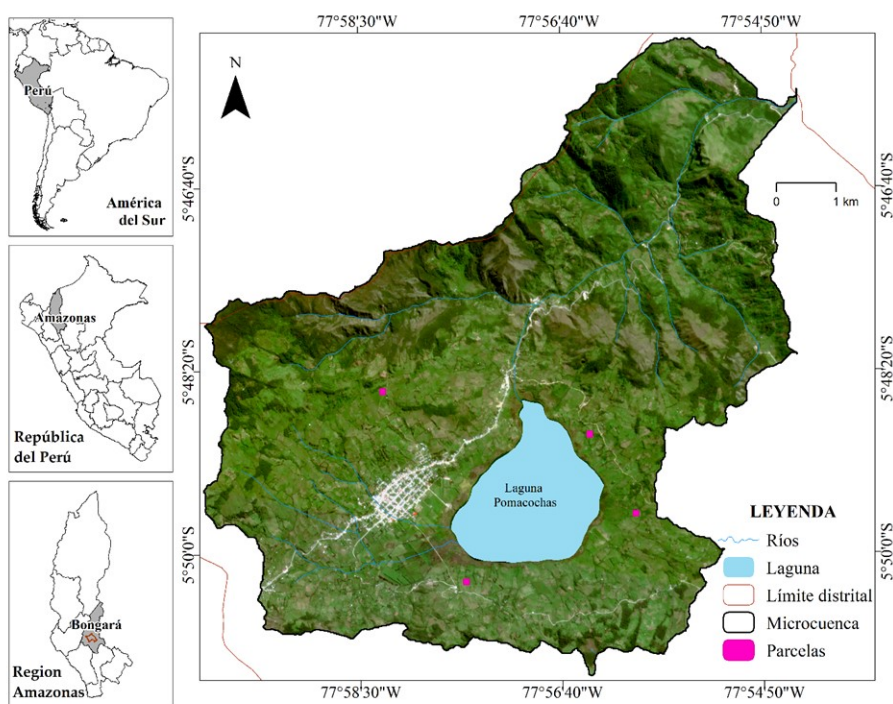


FIGURA 1
Microcuenca del Lago Pomacochas

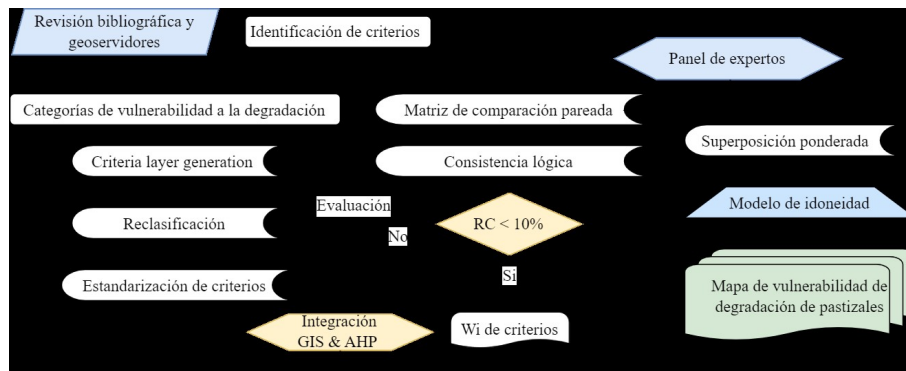


FIGURA 2

Proceso metodológico para modelar la vulnerabilidad de la degradación de pastizales

Capas base para cada criterio

La gestión y procesamiento de datos espaciales (formato vectorial y ráster) para generar los mapas de los 6 criterios se llevaron a cabo utilizando ArcGIS 10.5, QGIS 3.10, Google Earth Pro 7.3 (Swain et al., 2020). Todos los mapas se homogeneizaron a formato ráster con resolución espacial de 30 m. Específicamente, la distribución espacial de los valores del Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) se mapeó en función de los datos de Sentinel 2 (X. Zhao et al., 2021). El índice NDVI se utiliza habitualmente para determinar la dinámica de la vegetación en una zona determinada y se calcula utilizando la ecuación 1 (Dagnachew et al., 2020).

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)} \quad (1)$$

Por otra parte, la capa del criterio precipitación se generó a partir datos obtenidos de la geodatabase mundial de WorldClim 2.1 (<http://worldclim.org>), con resolución espacial de (~1 km) (Fick & Hijmans, 2017). En otra instancia, los datos para los criterios Materia Orgánica del Suelo (MOS), textura de suelo y pH se obtuvieron del sistema de mapeo digital global de suelos SoilGrids (<https://soilgrids.org/>), con una resolución espacial de 250 m (Hengl et al., 2017). La capa de MOS se obtuvo del producto del Carbono Orgánico de Suelos en porcentaje (COS %) y un factor de conversión de 1.72 (Ingram & Fernandes, 2001). El SOC % se obtuvo convirtiendo la capa de Carbono Orgánico en Ton/ha (SOC) de SoilGrids usando la Ecuación (2), donde dap es la densidad aparente del suelo (g/cm^3) y SD es la profundidad de muestreo (cm) (López et al., 2020). La textura del suelo se generó en base a las capas de contenido de arena, limo y arcilla (Hengl et al., 2017) y promediando todas las capas de las profundidades 0–5 cm y 5–15 cm (Silva López et al., 2022).

$$SOC \% = SOC / dap \times SD \times 1000 \quad (2)$$

La capa del criterio pendiente se generó a partir de los datos DEM (Modelo Digital de Elevación) ALOS PALSAR RTC (terreno corregido radiométricamente) con una resolución de 12.5 m. Se utilizó las herramientas de “pendiente” de QGIS 3.10 para obtener el mapa de pendientes. Específicamente, el DEM se descargó del Centro de Datos de Archivo Activo distribuido de Alaska Satellite Facility (ASF DAAC) (<https://asf.alaska.edu/>).

Por último, las restricciones lo integraron la red de agua superficial, carreteras y el área urbana. La capa red de agua se generó utilizando los ríos de la Carta Nacional (escala 1:100 000) del Instituto Geográfico Nacional (IGN) (MINEDU (Ministerio de Educación), 2020), los ríos se actualizaron y complementaron mediante mapeo manual digital en Google Earth Pro y QGIS (ver 3.10), prosiguiendo a hacer un buffer de la capa de 12 m. Asimismo, la capa de carreteras se generó utilizando la data espacial que brinda el Ministerio de Transportes y Comunicaciones (MTC) (Ministerio de Trasmportes y Comunicaciones), 2021), actualizando las capas mediante mapeo manual en Google Earth Pro y QGIS (ver 3.10). De modo similar, mediante digitalización manual se identificaron las áreas urbanas.

Estandarización de los criterios mediante categorías de vulnerabilidad

Las capas de los criterios se estandarizaron mediante la reclasificación dónde se generó una codificación bajo categorías (Tabla 1) (Pokhriyal et al., 2020). Estas categorías son determinadas mediante revisión bibliográfica (Tabla 2). Específicamente, los criterios se reclasificaron y puntuaron en 4 categorías: Muy vulnerable (C1), moderadamente vulnerable (C2), Ligeramente vulnerable (C3), y muy poco vulnerable (C4) (Ajibade et al., 2019).

TABLA 1
Categorías de vulnerabilidad en la degradación de pastizales

Categoría	Asignación
Muy vulnerable	C1
Moderadamente vulnerable	C2
Ligeramente vulnerable	C3
Muy poco vulnerable	C4

TABLA 2
Crterios estandarizados en categorías de vulnerabilidad a degradación.

Adapted from	Criteria	Categories
NDVI		
	< 0.4	C1
(Fonte et al., 2014)	0.4-0.5	C2
	0.5-0.6	C3
	>0.6	C4
Precipitación (mm)		
(Lemmessu, 2011;	<600	C1
Yousefi et al., 2020)	600- 700	C2
	700- 800	C3
	>800	C4
Materia Orgánica del Suelo (MOS) (%)		
	1-1.2	C1
(Turan et al., 2019b)	1.2-1.4	C2
	1.4-1.6	C3
	1.6>	C4
Textura del suelo (clase)		
	Marga limosa, marga arenosa, arena, franco arenoso	C1
(Fonte et al., 2014)	franco limoso, arena limosa, franco arcilloso limoso, franco arcilloso arenoso	C2
	Arcilla arenosa, franco arcilloso	C3
	Arcilla, arcilla limosa	C4
pH del suelo		
	Moderadamente ácido (4,5-5,5)	C1
(Fonte et al., 2014)	ligeramente ácido (5,5-6,5)	C2
	neutro (6,5-7,5)	C3
	ligeramente alcalino (7,5-8,5)	C4
Pendiente (%)		
	pendientes suaves (0-8 %)	4
(Fonte et al., 2014; Karaca et al., 2021; Yousefi et al., 2020)	pendientes moderadas (8-15 %)	3
	pendientes moderadamente pronunciadas (15-30 %)	2
	pendientes pronunciadas (> 30 %)	C1

Asignación de pesos en AHP

El método AHP es un enfoque matemático utilizado en el análisis de decisiones multicriterio (T. L. Saaty, 1980a), y fue aplicable en la integración con el método basado en el SIG para la evaluación de la degradación de pastizales (Fonte et al., 2014). Por ello, se utilizó el proceso de jerarquía analítica (AHP) para examinar la vulnerabilidad inherente de degradación de pastizales en la zona de estudio (T. L. Saaty, 2008). Como propone T. L. Saaty (1980a), en la primera etapa se crearon criterios, y categorías de decisión en relación con el objetivo del estudio. En segundo lugar, utilizando la escala fundamental de medidas de 9 puntos (Karaca et al., 2021) (Tabla 3), se asignó la puntuación de un criterio con respecto a la comparación de la matriz de pares (R. W. Saaty, 1987). Además, el peso relativo de cada variable se determinó mediante un sistema de apoyo a la decisión espacial basado en el conocimiento y en referencia a investigaciones previas (Al Raisi et al., 2014; R. W. Saaty, 1987). Por último, se calculó la matriz de suma ponderada y se aplicó el modelo aditivo lineal a los pesos de los criterios (Achu et al., 2020). Es entonces, el AHP proporciona un enfoque matemático utilizado para determinar la consistencia de las comparaciones entre pares, por lo que se calculó el Índice de Consistencia (CI) y el Índice de Consistencia Aleatorio (AI) utilizando la ecuación 3-4 y los valores de la Tabla 4. En el estudio, el valor de CR para los criterios se evaluó como inferior al valor máximo recomendado por (T. L. Saaty, 1980a) ($<0,1$).

Donde RI es el índice de aleatoriedad (Tabla 3), CR es el radio de consistencia, CI es el índice de consistencia, n es el número de elementos que se comparan en la matriz y #max es el principal valor propio de la matriz.

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (3)$$

$$CI = \frac{(\lambda_{\max} - n)}{(n - 1)} \quad (4)$$

TABLA 3
Escala fundamental para la comparación por pares (T. L. Saaty, 1980a)

Intensidad de Importancia	Definición
1	Igual importancia
3	Moderadamente importante
5	Fuertemente Importante
7	Muy fuertemente importante
9	Extremadamente Importante
2,4,6,8	Valores intermedios entre las dos sentencias adyacentes

TABLA 4
Valores del índice de consistencia aleatorio (AI) para pesos
de los criterios 1- 6 (Hott et al., 2019; Tolche et al., 2021).

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Ri	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49

Superposición ponderada de mapas temáticos

Se realizó un análisis de superposición ponderada (WLC) usando QGIS con mapas temáticos estandarizados (GRID) y peso de importancia (W_i) para cada criterio i (T. L. Saaty, 1977). Cada capa basada en ráster se integró usando la Ecuación (5), para generar Modelo final (GRIDresult) de vulnerabilidad de la degradación de pastizales.

$$GRIDresult = \sum (GRID_i) (w_i) \quad (5)$$

RESULTADOS

Parámetros de entrada y su viabilidad

El análisis espacial de los valores de NDVI divide toda la superficie de la microcuenca Pomacochas (63.702813 km²) en restricciones y cuatro categorías: C1; C2; C3; C4 con rangos de 0.40<; 0,40-0,50; 0.50-0.60; >0.60 respectivamente (Figura 3a). La superficie más elevada, 48.27 km² (75.78 %), corresponde a la “categoría C4” en donde existe muy baja degradación vegetal que cubre el máximo verdor con valores de NDVI >0,60, seguida de una superficie de 6.00 km² (9.42 %) con una degradación vegetal baja con valores de NDVI de 0,50-0,60 correspondiente a la “categoría C3” (Tabla 5). La superficie más baja, 0.86 km² (1.34 %), entra en la “categoría C1”, categoría de degradación vegetal muy severa con valores de NDVI de <0.40.

En el análisis de las tendencias de precipitación, se muestra que más del 50 % de la precipitación se da en el rango de la “categoría C1” con precipitaciones relativamente bajas (<600 mm) en un área de 32.70 km² (51.33 %); por el contrario, en el rango de la “categoría 4” reciben precipitaciones > 800 mm en un área casi nula. La pendiente muestra en 26.11 km² (40.99 %) se asocia a pendientes pronunciadas, es decir pendiente >30 % perteneciente a la “categoría C1”, mientras que las pendientes suaves (0-8 %) se limita principalmente a 4.79 km² (7.52 %) de la zona de estudio. Por otra parte, respecto a la textura de suelo, se plasma que el 88.75 % (56.54 km²) del área de la microcuenca lo ocupa la “categoría 2” con suelos franco limoso, arena limosa, franco arcilloso limoso, franco arcilloso arenoso; además el 0.93 % (0.59 km²) lo ocupa la “categoría C1” con suelos franco arenosos, marga limosa, marga arenosa, arena y el resto de territorio está ocupado por las restricciones de la investigación. Respecto al pH del suelo, la mayor parte de la zona (40.47 km²) estaba cubierta por suelos moderadamente ácidos (4.5-5.5) perteneciente a la “categoría C1”. Mientras que, respecto al contenido de materia orgánica en el suelo, la superficie máxima de 57.13 km², que cubre el 89.68 % del área de la microcuenca corresponde a la “categoría C4”, es decir tienen un rango de 1.6>.

La Tabla 6 muestra las ponderaciones obtenidas para cada criterio, con base en las estimaciones de un panel de expertos con conocimientos relacionados al tema de investigación. El criterio con más incidencia en la vulnerabilidad de la degradación de pastizales en la microcuenca de Pomacochas fue el NDVI (37.17

%), seguido de Precipitación (28.00 %). En cambio, los menos importantes fueron el pendiente (3.28 %) y MOS (5.32 %).

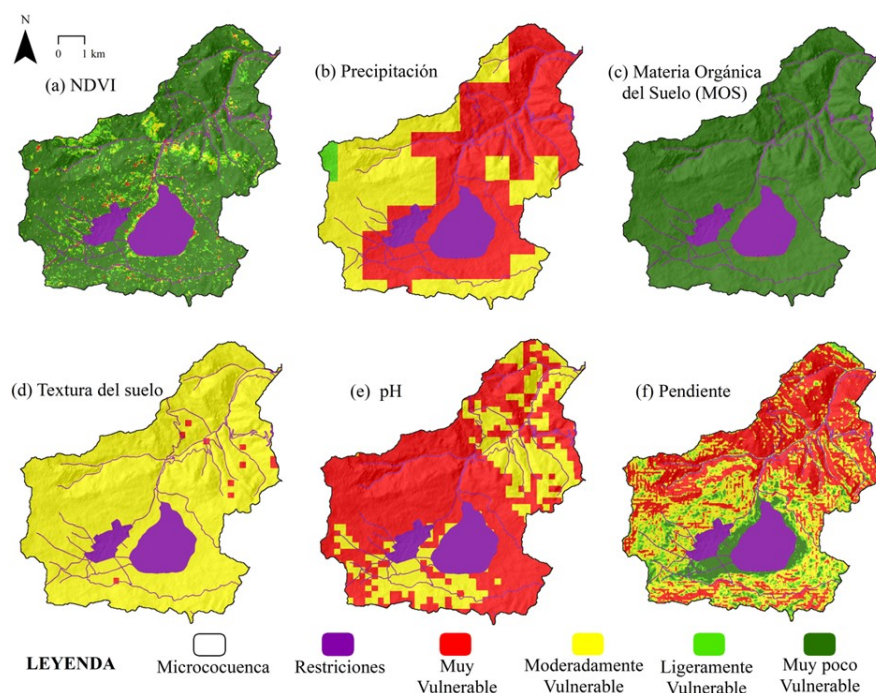


FIGURA 3

Criterios reclasificados según categorías de vulnerabilidad de degradación

TABLA 5

Distribución de áreas según categorías de vulnerabilidad para cada criterio de idoneidad

Objetivo	criterio	C1		C2		C3		C4	
		km2	%	km2	%	km2	%	km2	%
"Estimación de la degradación de pastizales; integrando AHP-GIS & RPAS para la microcuenca de Pomacochas del Norte de Perú"	NDVI	0.86	1.34	2.00	3.13	6.00	9.42	48.27	75.78
	Precipitación	32.70	51.33	23.69	37.19	0.74	1.16	0.00	0.00
	MOS	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	57.13	89.68
	Textura del suelo	0.59	0.93	56.54	88.75	0.00	0.00	0.00	0.00
	pH del suelo	40.47	63.54	16.65	26.14	0.00	0.00	0.00	0.00
	Pendiente	26.11	40.99	20.21	31.73	6.01	9.44	4.79	7.52

TABLA 6
Ponderación general de los criterios en el análisis de la degradación de pastizales en la microcuenca de Pomacochas, al norte (NE) de Perú

Objetivo	criterio	Peso (%)	Clasificación	Wi
Mapeo de la vulnerabilidad a la degradación de los pastizales; integrando AHP-GIS y RPAS para la microcuenca Pomacochas	NDVI	37.17	1	37.2
	Precipitación	28.00	2	28
	MOS	5.32	5	5.3
	Textura del suelo	18.36	3	18.3
	pH del suelo	7.87	4	7.9
	Pendiente	3.28	6	3.3
		100		100

Uulnerabilidad de la degradación de tierra

Los resultados revelaron que las matrices de valoración utilizadas en la investigación eran precisas ($CR < 0.10$) y tenían una consistencia razonable. Las capas temáticas reclasificadas se combinaron utilizando el enfoque de superposición ponderada basado en su peso respectivo (Tabla 3). En este estudio, se identificaron tres categorías en la vulnerabilidad de la degradación de pastizales, a saber, muy vulnerable, moderadamente vulnerable y ligeramente vulnerable (Tabla 7), mediante el enfoque de modelado basado en el AHP y SIG. Los resultados representan que alrededor de 40.121 km² del área total de estudio (62.98 %) están bajo la categoría de vulnerabilidad de degradación de la tierra “categoría C3” (ligeramente vulnerable), y estas tierras cubren más de la mitad del área de la cuenca (Figura 4). Alrededor de 16.369 km² (25.79 %) de la cuenca se encuentran bajo la “categoría 2” moderadamente vulnerable. Por otra parte, el territorio que está en la “categoría C1” abarca aproximadamente 0.524 km² (0.82 %), es decir esta parte del territorio está muy vulnerable a degradación o está degradada.

Validación de Zonas de Vulnerabilidad de Degradación de Pastizales (RDVZ)

La validación de la RDVZ del área de estudio se realizó mediante el método de validación visual. En este proceso, la validación se realizó con la ayuda de imágenes de alta resolución tomadas con RPAS Matrice 200. En consecuencia, cuatro sitios (parcelas de control) del área de estudio fueron validados con las imágenes de alta resolución. La evaluación visual de las categorías indicó que el grado de degradación de pastizales (plot 2) (Figura 5) concuerdan. Es decir, en la cuenca del Lago Pomacochas los resultados del modelo utilizado está de acuerdo con las imágenes tomadas con el RPAS Matrice 210.

DISCUSIÓN

La degradación y el uso insostenible de la tierra generalmente se considera uno de los problemas ambientales más graves del mundo (Malav et al., 2022), y son más recurrentes en los sistemas de pastoreo (Beckmann, 2022). Así también, la degradación de los pastizales supone un coste de 6.800 millones de dólares en todo el mundo, solo teniendo en cuenta la pérdida de producción de leche y carne (Kwon et al., 2015; Le et al., 2016), descubrieron que, en todo el mundo, el 33 % de los pastizales están degradados. Así, a nivel mundial, los pastizales se evalúan como el tipo de ecosistema con la degradación más extendida (Beckmann, 2022). Por lo

tanto, la presente investigación se llevó a cabo para identificar los puntos calientes de degradación de pastizales en una microcuenca utilizando un enfoque de modelado basado en AHP y SIG. A ello, investigaciones anteriores han encontrado que solo unas pocas variables juegan un papel importante en la evaluación de la degradación de tierras (Lemessa, 2011; Malav et al., 2022; Parmar et al., 2021; Sandeep et al., 2021). Es así que, en la presente investigación, se consideraron NDVI (Fonte et al., 2014), Precipitación (Lemessa, 2011; Yousefi et al., 2020), MOS (Turan et al., 2019b), textura (Fonte et al., 2014), pH del suelo (Fonte et al., 2014) y pendiente (Fonte et al., 2014; Karaca et al., 2021; Yousefi et al., 2020) para el mapeo de zonas vulnerables de degradación de pastizales.

El modelo AHP asignó el peso de cada factor, es decir, NDVI (37.2), precipitación (28.0), MOS (5.3 %), textura del suelo (18.3), pH del suelo (7.9) y Pendiente (3.3). Afirmando que, cuanto mayor es el valor del índice, más expuesta está el área a la degradación, mientras que cuanto menor es el valor, menos vulnerable es.

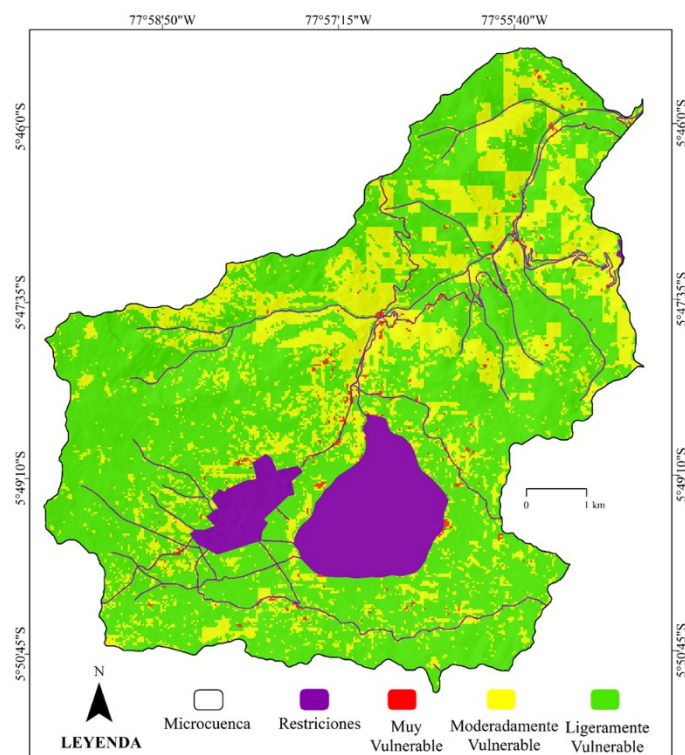


FIGURA 4

Modelo de vulnerabilidad de degradación de pastizales en la microcuenca del Lago de Pomacochas

TABLA 7

Categorías de vulnerabilidad degradación de pastizales en la microcuenca de Pomacochas

Microcuenca Pomacochas		
Categorías	km 2	%
C1	0.52	0.82
C 2	16.37	25.69
C 3	4012.08	62.98
Restricciones	6.69	10.50
Área Total	63.70	100

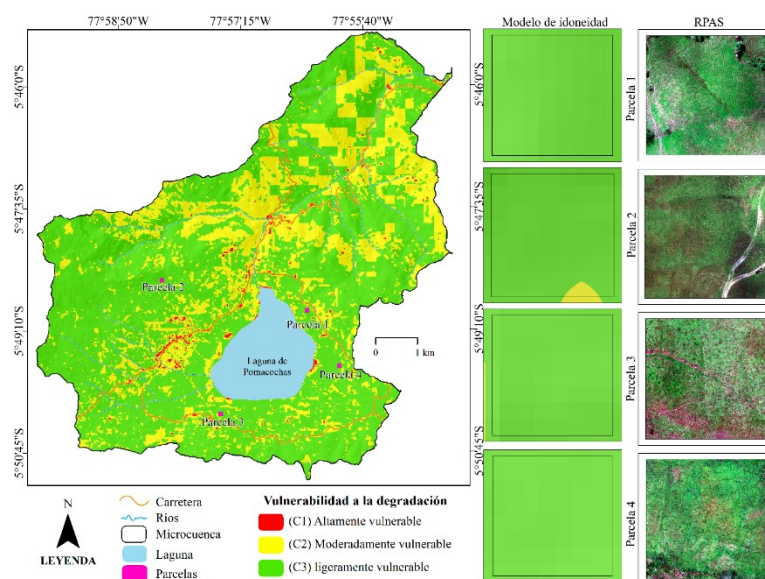


FIGURA 5

Validación de la vulnerabilidad a la degradación con imágenes de campo mediante RPAS

Las relaciones de consistencia para cada capa temática y categoría de cada capa temática se calcularon antes de la integración de capas temáticas. Por otra parte, el valor de CR calculado fue inferior a 0.1, lo que muestra que todos los supuestos de parámetros' sobre su impacto en la degradación de pastizales son válidos.

De tal manera, en la investigación, el NDVI y precipitación fueron pasadas como primero y segundo criterio más influyente para la vulnerabilidad a la degradación de pastizales como en la investigación de Sandeep et al. (2021). No obstante, en la investigación de (Malav et al., 2022), el NDVI es el segundo más importante, el NDVI ha sido reconocido durante mucho tiempo como una medida útil para determinar el verdor de la flora y por ello una disminución en el NDVI es un síntoma de degradación de la tierra (Amadi et al., 2021). Mientras que, con creciente precipitación el contenido de agua en el suelo es considerable (Yalew et al., 2016), reduciendo la vulnerabilidad a degradación de pastizales es leve. Así también Cao et al. (2019), demuestra que el NDVI y el Precipitación estas directamente relacionas, es decir el NDVI aumenta si la precipitación también u se mantiene constante.

Por consiguiente, los resultados de la investigación mostraron que se identificaron tres zonas de vulnerabilidad a la degradación de pastizales, a saber, muy vulnerable, moderadamente vulnerable y ligeramente vulnerable; además de las restricciones, en el área de estudio. Las categorías muy vulnerable, moderadamente vulnerable, ligeramente vulnerable y las restricciones cubrieron 0.82 %, 25.69 %, 62.98 % y 10.50 % del área de la cuenca, respectivamente. Del mismo modo, Senapati & Das (2020), llevaron a cabo una evaluación de la posible degradación de la tierra, en la cual el análisis reveló que las categorías muy bajas a bajas de vulnerabilidad a la degradación de la tierra cubrían casi la mitad del área de la cuenca de investigación. Por el contrario, Parmar et al. (2021) evaluaron la degradación de la tierra y los resultados revelaron que el 67 % del territorio evaluado tiene una alta vulnerabilidad a la degradación (Hott et al., 2019). No obstante, Sandeep et al. (2021) determinaron que la mayor área (27.5 %) era moderadamente vulnerable a degradación.

La validación de la RDVZ se llevó a cabo con la ayuda de imágenes satelitales de alta resolución tomadas con UAV Matrix 200, por la precisión que tienes estas imágenes con respecto a imágenes satelitales (Inzerillo et al., 2022). Es así que, los resultados concordaron con el enfoque basado en el modelo AHP-SIG. No obstante, varios investigadores han realizado trabajos similares (Abuzaid, Mazrou, Baroudy, et al., 2022; Romshoo et al., 2020; Sandeep et al., 2021; Tolche et al., 2021) con respecto a la evaluación de la vulnerabilidad de la degradación de la tierra mediante AHP y SIG y su validación con imágenes de Google Earth.

Este estudio ha identificado áreas propensas a la degradación de pastizales, lo que puede ayudar a priorizar e implementar prácticas de conservación del agua y suelo para reducir las consecuencias de la degradación. Así también, se debe alentar a las buenas prácticas de pastoreo. Además, los resultados de esta investigación pueden ser útiles para desarrollar mejores políticas de gestión del suelo y el agua. Aunque esta investigación se llevó a cabo a nivel de Microcuenca, debería replicarse a nivel de cuenca o distrito. Por otra parte, los parámetros utilizados en este estudio están disponibles en resolución gruesa, lo que causó algunos desafíos y lagunas en los resultados. La investigación a futuro debería concentrarse en datos de encuestas de satélites y suelos de muy alta resolución para delinear las zonas de degradación con mayor precisión.

Así también, la Microcuenca del Lago Pomacochas es susceptible cambio climático, ya que los pobladores en gran mayoría dependen de sectores sensibles al clima, como el pastoreo, la agricultura, la pesca, etc. Los pastizales se encuentran entre los recursos ecosistémicos críticos debido a su alta sensibilidad climática. Para la población que está dentro de la microcuenca, este recurso natural contribuye en buena medida a la economía de la población local, puesto que está íntimamente ligada a la ganadería, que es una de las actividades principales del lugar. Sin embargo, las perturbaciones naturales y antropogénicas son determinantes para la distribución, estructura y función de los pastizales.

CONCLUSIONES

En el estudio NDVI, precipitación, MOS, textura del suelo, pH del suelo y pendiente se consideraron factores contribuyentes importantes en la identificación de zonas de vulnerabilidad a la degradación de pastizales a través del modelo basado en SIG y AHP. El modelado basado en AHP y SIG muestra que alrededor de 4012.08 km² (62.98 %) del área total de estudio se encuentran en la categoría “ligeramente vulnerable” (C3) a la degradación de pastizales. Por el contrario, para la categoría “muy poco vulnerable” (C4) el modelo no identificó ninguna superficie.

Por otra parte, la validación del modelo de la VDP mediante imágenes obtenidas con un UAV en alta resolución demuestra el grado de degradación de pastizales, estando de acuerdo con el AHP – SIG enfoque basado en modelos. Este estudio demuestra el potencial de los datos satelitales de alta resolución y la solidez del modelado espacial basado en SIG para obtener una precisión, fiabilidad y resultados rentables para la evaluación de la degradación de pastizales. La prevalencia y la gravedad de la VDP se determinaron utilizando modelos basados en AHP y SIG, que serán extremadamente útiles para recomendar medidas de conservación y manejo del suelo que sean adecuadas para cada sitio, particularmente en regiones altamente y extremadamente vulnerables, para la gestión de recursos de tierras a largo plazo. Estos datos se derivaron de datos satelitales que podrían causar algunos desafíos y lagunas en los resultados. Por lo tanto, se requieren observaciones a macro y microescala para tener en cuenta la alta variabilidad ambiental y para distinguir entre las influencias de las acciones antropogénicas y la variabilidad climática en los procesos de degradación de los pastizales.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AbdelRahman, M. A. E., Shalaby, A., Aboelsoud, M. H., & Moghanm, F. S. (2018). GIS spatial model based for determining actual land degradation status in Kafr El-Sheikh Governorate, North Nile Delta. *Modeling Earth Systems and Environment*, 4(1), 359–372. <https://doi.org/10.1007/s40808-017-0403-z>
- Abuzaid, A. S., Mazrou, Y. S. A., Baroudy, A. A. El, Ding, Z., & Shokr, M. S. (2022). Multi-Indicator and Geospatial Based Approaches for Assessing Variation of Land Quality in Arid Agroecosystems. *Sustainability*.
- Abuzaid, A. S., Mazrou, Y. S. A., El Baroudy, A. A., Ding, Z., & Shokr, M. S. (2022). Multi-Indicator and Geospatial Based Approaches for Assessing Variation of Land Quality in Arid Agroecosystems. *Sustainability (Switzerland)*, 14(10). <https://doi.org/10.3390/su14105840>

- Achu, A. L., Thomas, J., & Reghunath, R. (2020). Multi-criteria decision analysis for delineation of groundwater potential zones in a tropical river basin using remote sensing, GIS and analytical hierarchy process (AHP). *Groundwater for Sustainable Development*, 100365. <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2020.100365>
- Ajibade, F. O., Olajire, O. O., Ajibade, T. F., Nwogwu, N. A., Lasisi, K. H., Alo, A. B., Owolabi, T. A., & Adewumi, J. R. (2019). Combining multicriteria decision analysis with GIS for suitably siting landfills in a Nigerian state. *Environmental and Sustainability Indicators*, 3–4(May), 100010. <https://doi.org/10.1016/j.indic.2019.100010>
- Al Raisi, S., Sulaiman, H., Abdallah, O., & Suliman, F. (2014). Landfill Suitability Analysis Using Ahp Method and State of Heavy Metals Pollution in Selected Landfills in. *European Scientific Journal*, 10(17), 309–326.
- Amadi, D., Kwaha, J. D., & Riki, J. (2021). Deforestation: A threat to rural development in Michika Local Government area of Adamawa State, Nigeria. *Science & Technology Journal*, April 2022.
- Beckmann, V. (2022). Transitioning to Sustainable Life on Land. In *Transitioning to Sustainable Life on Land*. <https://doi.org/10.3390/books978-3-03897-879-4-1>
- Caman Aliaga, D. O. (2020). Dinámica Multitemporal Del Lago Pomacochas Y De Las Lagunas Burlan Y De Los Cóndores En El Departamento De Amazonas (1988 – 2031). *Universidad Nacional Toribio Rodríguez De Mendoza De Amazonas-(Untrm)*, 68. http://repositorio.untrm.edu.pe/bitstream/handle/UNTRM/1482/C_HAPA_GRANDEZ_SALLY_PATRICIA.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Cao, J., Adamowski, J. F., Deo, R. C., Xu, X., Gong, Y., & Feng, Q. (2019). Grassland Degradation on the Qinghai-Tibetan Plateau: Reevaluation of Causative Factors. *Rangeland Ecology and Management*, 72(6), 988–995. <https://doi.org/10.1016/j.rama.2019.06.001>
- Castillo, E. B., Turpo Cayo, E. Y., De Almeida, C. M., López, R. S., Rojas Briceño, N. B., Silva López, J. O., Gurbillón, M. Á. B., Oliva, M., & Espinoza-Villar, R. (2020). Monitoring wildfires in the northeastern peruvian amazon using landsat-8 and sentinel-2 imagery in the GEE platform. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(10), 1–22. <https://doi.org/10.3390/ijgi9100564>
- Castro, W. F. (2011). Geología. Convenio Suscrito Entre el Instituto de Investigaciones de la Amazonía Peruana y el Gobierno Regional de Amazonas; Estudios Temáticos para Zonificación Ecológica y Económica del Departamento de Amazonas (pp. 1–76).
- Chávez Ortiz, J., Leiva Tafur, D., Rascón, J., Hoyos, I., & Corroto, F. (2014). Estado trófico del lago Pomacochas a través de parámetros físicoquímicos y bacteriológicos. *Rev. Indes*, 2(2), 70–78. <https://doi.org/10.25127/index.20140>
- Dagnachew, M., Kebede, A., Moges, A., & Abebe, A. (2020). Effects of Climate Variability on Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) in the Gojeb River Catchment, Omo-Gibe Basin, Ethiopia. *Advances in Meteorology*, 2020, 16. <https://doi.org/10.1155/2020/8263246>
- Fick, S. E., & Hijmans, R. J. (2017). WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*, 37(12), 4302–4315. <https://doi.org/10.1002/joc.5086>
- Fonte, S. J., Nesper, M., Hegglin, D., Velásquez, J. E., Ramirez, B., Rao, I. M., Bernasconi, S. M., Bünemann, E. K., Frossard, E., & Oberson, A. (2014). Pasture degradation impacts soil phosphorus storage via changes to aggregate-associated soil organic matter in highly weathered tropical soils. *Soil Biology and Biochemistry*, 68, 150–157. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2013.09.025>
- Hengl, T., Jesus, J. M. De, Heuvelink, G. B. M., Ruiperez, M., Kilibarda, M., Blagoti, A., Shangguan, W., Wright, M. N., Geng, X., Bauer-marschallinger, B., Guevara, M. A., Vargas, R., Macmillan, R. A., Batjes, N. H., Leenaars, J. G. B., Ribeiro, E., Wheeler, I., Mantel, S., & Kempen, B. (2017). SoilGrids250m#: Global gridded soil information based on machine learning. *PLoS ONE*, 1–40. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0169748>
- Hereher, M., & Kenawy, A. El. (2021). Assessment of Land Degradation in Northern Oman Using Geospatial Techniques. *Earth Systems and Environment*, Tucker 1979. <https://doi.org/10.1007/s41748-021-00216-7>
- Hott, M. C., Carvalho, L. M. T., Antunes, M. A. H., Resende, J. C., & Rocha, W. S. D. (2019). Analysis of grassland degradation in Zona da Mata, MG, Brazil, based on NDVI time series data with the integration of phenological metrics. *Remote Sensing*, 11(24). <https://doi.org/10.3390/rs11242956>

- INEI (Instituto Nacional de Estadística e Informática). (2017). Perú: Crecimineto y distribución de la población total, 2017.
- Ingram, J. S. I., & Fernandes, E. C. M. (2001). Managing carbon sequestration in soils#: concepts and terminology. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 87, 111–117.
- Inzerillo, L., Acuto, F., Mino, G. Di, & Uddin, M. Z. (2022). Super-Resolution Images Methodology Applied to UAV Datasets to Road Pavement Monitoring. *Drones*.
- Karaca, S., Dengiz, O., Demirağ Turan, İ., Özkan, B., Dedeoğlu, M., Gülser, F., Sargin, B., Demirkaya, S., & Ay, A. (2021). An assessment of pasture soils quality based on multi-indicator weighting approaches in semi-arid ecosystem. *Ecological Indicators*, 121. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107001>
- Kartic Kumar, M., Annadurai, R., Ravichandran, P. T., & Arumugam, K. (2015). Landslide susceptibility mapping using analytical hierarchy process and artificial neural network at Kothagiri Taluk, India. *International Journal of Earth Sciences and Engineering*, 8(2), 775–787.
- Knight, J., & Harrison, S. (2013). The impacts of climate change on terrestrial Earth surface systems. *Nature Climate Change*, 3(1), 24–29. <https://doi.org/10.1038/nclimate1660>
- Kwon, H.-Y., Nkonya, E., Johnson, T., Graw, V., & Kihuu, E. (2015). Economics of land degradation and improvement - A global assessment for sustainable development. *Economics of Land Degradation and Improvement - A Global Assessment for Sustainable Development*, August 2020, 1–686. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-19168-3>
- Le, Q., Ephraim, N., & Alisher, M. (2016). Biomass Productivity-Based Mapping of Global Land Degradation Hotspots. *Economics of Land Degradation and Improvement—A Global Assessment for Sustainable Development*, 55–84. https://doi.org/10.1007/978-3-319-19168-3_3
- Lemessa, F. (2011). Rangeland suitability analysis for livestock production using GIS and Remote sensing: The case of Yabello Woreda, Southern Ethiopia. Addis Ababa University.
- Logan, T. A., Nicoll, J., Laurencelle, J., Hogenson, K., Gens, R., & Buechler, B. (2014). Radiometrically Terrain Corrected ALOS PALSAR Data Available from the Alaska Satellite Facility - NASA/ADS. AGU FALL MEETING.
- López, R. S., Fernández, D. G., Silva López, J. O., Rojas Briceño, N. B., Oliva, M., Terrones Murga, R. E., Trigos, D. I., Castillo, E. B., & Barrera Gurbillón, M. Á. (2020). Land suitability for coffee (*coffea arabica*) growing in Amazonas, Peru: Integrated use of AHP, GIS and RS. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(11), 1–21. <https://doi.org/10.3390/ijgi9110673>
- Malav, L. C., Yadav, B., Tailor, B. L., Pattanayak, S., Singh, S. V., Kumar, N., Reddy, G. P. O., Mina, B. L., Dwivedi, B. S., & Jha, P. K. (2022). Mapping of Land Degradation Vulnerability in the Semi-Arid Watershed of Rajasthan, India. *Sustainability (Switzerland)*, 14(16), 1–16. <https://doi.org/10.3390/su141610198>
- Malczewski, J., & Rinner, C. (2015). Multicriteria Decision Analysis in Geographic Information Science.
- Martínez-Murillo, J. F., Nadal-Romero, E., Regüés, D., Cerdà, A., & Poesen, J. (2013). Soil erosion and hydrology of the western Mediterranean badlands throughout rainfall simulation experiments: A review. *Catena*, 106, 101–112. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2012.06.001>
- Mekuria, W., & Aynekulu, E. (2013). Exclosure land management for restoration of the soils in degraded communal grazing lands in northern ethiopia. *Land Degradation and Development*, 24(6), 528–538. <https://doi.org/10.1002/ldr.1146>
- MINEDU (Ministerio de Educación). (2020). Descarga de información espacial del Ministerio de Educación. Disponible En Línea.
- Monfreda, C., Ramankutty, N., & Foley, J. A. (2008). Farming the planet: 2. Geographic distribution of crop areas, yields, physiological types, and net primary production in the year 2000. *Global Biogeochemical Cycles*, 22(1). <https://doi.org/10.1029/2007GB002947>
- MTC (Ministerio de Trasmportes y Comunicaciones). (2021). Descarga de Datos Espaciales-Transporte Terrestre por Carretera. En Línea.
- Naegeli de Torres, F., Richter, R., & Vohland, M. (2019). A multisensoral approach for high-resolution land cover and pasture degradation mapping in the humid tropics: A case study of the fragmented landscape of Rio de Janeiro.

- International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 78(September 2018), 189–201. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.01.011>
- Oliveira, C. F., do Valle Junior, R. F., Valera, C. A., Rodrigues, V. S., Sanches Fernandes, L. F., & Pacheco, F. A. L. (2019). The modeling of pasture conservation and of its impact on stream water quality using Partial Least Squares-Path Modeling. *Science of the Total Environment*, 697, 134081. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134081>
- Pacheco, F. A. L., & Van der Weijden, C. H. (2014). Role of hydraulic diffusivity in the decrease of weathering rates over time. *Journal of Hydrology*, 512, 87–106. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.02.041>
- Parmar, M., Bhawsar, Z., Kotecha, M., Shukla, A., & Rajawat, A. S. (2021). Assessment of Land Degradation Vulnerability using Geospatial Technique: A Case Study of Kachchh District of Gujarat, India. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49(7), 1661–1675. <https://doi.org/10.1007/s12524-021-01349-y>
- Pokhriyal, P., Rehman, S., Areendran, G., Raj, K., Pandey, R., Kumar, M., Sahana, M., & Sajjad, H. (2020). Assessing forest cover vulnerability in Uttarakhand, India using analytical hierarchy process. *Modeling Earth Systems and Environment*, 6(2), 821–831. <https://doi.org/10.1007/s40808-019-00710-y>
- Posgrado, E. DE, & -Perú, L. (2016). Universidad Nacional Agraria La Molina "Influencia De Factores Socio-Económicos En La. Universidad Nacional Agraria La Molina. <http://repositorio.lamolina.edu.pe/handle/UNALM/2710>
- Romshoo, S. A., Amin, M., Sastry, K. L. N., & Parmar, M. (2020). Integration of social, economic and environmental factors in GIS for land degradation vulnerability assessment in the Pir Panjal Himalaya, Kashmir, India. *Applied Geography*, 125(September), 102307. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2020.102307>
- Saaty, R. W. (1987). The analytic hierarchy process-what it is and how it is used. *Mathematical Modelling*, 9(3–5), 161–176. [https://doi.org/10.1016/0270-0255\(87\)90473-8](https://doi.org/10.1016/0270-0255(87)90473-8)
- Saaty, T. L. (1977). A scaling method for priorities in hierarchical structures. *Journal of Mathematical Psychology*, 15(3), 234–281. [https://doi.org/10.1016/0022-2496\(77\)90033-5](https://doi.org/10.1016/0022-2496(77)90033-5)
- Saaty, T. L. (1980a). Analytic Hierarchy Process. <https://doi.org/10.1201/9780429504419-2>
- Saaty, T. L. (1980b). The Analytic Hierarchy Process. McGraw-Hill, New York.
- Saaty, T. L. (2008). Decision making with the Analytic Hierarchy Process. *Scientia Iranica*, 1(1), 215–229. <https://doi.org/10.1504/ijssci.2008.017590>
- Sandeep, P., Reddy, G. P. O., Jegankumar, R., & Arun Kumar, K. C. (2021). Modeling and Assessment of Land Degradation Vulnerability in Semi-arid Ecosystem of Southern India Using Temporal Satellite Data, AHP and GIS. *Environmental Modeling and Assessment*, 26(2), 143–154. <https://doi.org/10.1007/s10666-020-09739-1>
- Sar, N., Chatterjee, S., & Das Adhikari, M. (2015). Integrated remote sensing and GIS based spatial modelling through analytical hierarchy process (AHP) for water logging hazard, vulnerability and risk assessment in Keleghai river basin, India. *Modeling Earth Systems and Environment*, 1(4), 1–21. <https://doi.org/10.1007/s40808-015-0039-9>
- Senapati, U., & Das, T. K. (2020). Assessment of potential land degradation in akarsa watershed, west bengal, using gis and multi-influencing factor technique. *Advances in Science, Technology and Innovation*, 187–205. https://doi.org/10.1007/978-3-030-23243-6_11
- Silva López, J. O., Salas López, R., Rojas Briceño, N. B., Gómez Fernández, D., Terrones Murga, R. E., Iliquín Trigo, D., Barboza Castillo, E., Oliva Cruz, M., & Barrera Gurbillón, M. Á. (2022). Analytic Hierarchy Process (AHP) for a Landfill Site Selection in Chachapoyas and Huancas (NW Peru): Modeling in a GIS-RS Environment. *Advances in Civil Engineering*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/9733322>
- Swain, K. C., Singha, C., & Nayak, L. (2020). Flood susceptibility mapping through the GIS-AHP technique using the cloud. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(12). <https://doi.org/10.3390/ijgi9120720>
- Tepanosyan, G. H., Asmaryan, S. G., Muradyan, V. S., & Saghatelian, A. K. (2017). Mapping man-induced soil degradation in Armenia's high mountain pastures through remote sensing methods: A case study. *Remote*

Sensing Applications: Society and Environment, 8(September 2016), 105–113. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2017.08.006>

- Tolche, A.-D., Gurara, M.-A., Pham, Q.-B., & Anh, D.-T. (2021). Modelling and accessing land degradation vulnerability using remote sensing techniques and the analytical hierarchy process approach. *Geocarto International*, 0(0), 1–21. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1959656>
- Turan, İ. D., Dengiz, O., & Özkan, B. (2019a). Spatial assessment and mapping of soil quality index for desertification in the semi-arid terrestrial ecosystem using MCDM in interval type-2 fuzzy environment. *Computers and Electronics in Agriculture*, 164(June). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104933>
- Turan, İ. D., Dengiz, O., & Özkan, B. (2019b). Spatial assessment and mapping of soil quality index for desertification in the semi-arid terrestrial ecosystem using MCDM in interval type-2 fuzzy environment. *Computers and Electronics in Agriculture*, 164(March). <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104933>
- Valera, C. A., Pissarra, T. C. T., Martins Filho, M. V., Valle Junior, R. F., Sanches Fernandes, L. F., & Pacheco, F. A. L. (2017). A legal framework with scientific basis for applying the ‘polluter pays principle’ to soil conservation in rural watersheds in Brazil. *Land Use Policy*, 66(April), 61–71. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.04.036>
- Valera, C. A., Valle Junior, R. F., Varandas, S. G. P., Sanches Fernandes, L. F., & Pacheco, F. A. L. (2016). The role of environmental land use conflicts in soil fertility: A study on the Uberaba River basin, Brazil. *Science of the Total Environment*, 562, 463–473. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.04.046>
- Valle Júnior, R. F. do, Siqueira, H. E., Valera, C. A., Oliveira, C. F., Sanches Fernandes, L. F., Moura, J. P., & Pacheco, F. A. L. (2019). Diagnosis of degraded pastures using an improved NDVI-based remote sensing approach: An application to the Environmental Protection Area of Uberaba River Basin (Minas Gerais, Brazil). *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 14(December 2018), 20–33. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.02.001>
- Vargas Rivera, J. (2010). Clima, informe temático. Proyecto Zonificación Ecológica y Económica del departamento de Amazonas, convenio entre el IIAP y el Gobierno Regional de Amazonas.
- Wang, J., Xiao, X., Bajgain, R., Starks, P., Steiner, J., Doughty, R. B., & Chang, Q. (2019). Estimating leaf area index and aboveground biomass of grazing pastures using Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 154(June), 189–201. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.06.007>
- Yalew, S. G., van Griensven, A., Mul, M. L., & van der Zaag, P. (2016). Land suitability analysis for agriculture in the Abbay basin using remote sensing, GIS and AHP techniques. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2(2), 1–14. <https://doi.org/10.1007/s40808-016-0167-x>
- Yousefi, S., Avand, M., Yariyan, P., Pourghasemi, H. R., Keesstra, S., Tavangar, S., & Tabibian, S. (2020). A novel GIS-based ensemble technique for rangeland downward trend mapping as an ecological indicator change. *Ecological Indicators*, 117(March). <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106591>
- Zhao, T., & Iwaasa, A. D. (2022). Rotational grazing increases purple prairie clover frequency in the rangeland plant communities under semi-arid environment. *Canadian Journal of Plant Science*, 103(2). <https://doi.org/https://doi.org/10.1139/cjps-2021-0141>
- Zhao, X., Xia, H., Pan, L., Song, H., Niu, W., Wang, R., & Li, R. (2021). Drought Monitoring over Yellow River Basin from 2003 – 2019 Using Reconstructed MODIS Land Surface Temperature in Google Earth Engine. *Remote Sensing*. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/rs13183748>