



ESTUDIO DE LOS USOS DEL SUELO PARA EVALUACIÓN DE ÁREAS ELEGIBLES EN PROYECTOS MDL: CUENCA HIDROGRÁFICA DEL RÍO SOROCABUÇU, IBIÚNA-SP (BRASIL)

MAYRA VANNESSA LIZCANO TOLEDO ,
ROBERTO WAGNER LOURENÇO ,
DARLLAN COLLINS DA CUNHA E SILVA 

*Instituto de Ciência e Tecnologia – ICTS,
Universidade Estadual Paulista (UNESP). Câmpus de São, Brasil.*

RESUMEN. El constante crecimiento de población que demanda recursos naturales pone bajo presión la capacidad que tienen los bosques para capturar CO₂, entre otros beneficios. Surge así la necesidad de implementar medidas de monitorización y conservación. Considerando lo anterior, el objetivo de este estudio fue identificar áreas degradadas que sean elegibles para el desarrollo de proyectos de MDL (Mecanismo de Desarrollo Limpio) en la cuenca hidrográfica del Río Sorocabuçu, localizada en el estado de São Paulo, Brasil. Para esto, se clasificó el uso del suelo para los años 2000 y 2020 a través del uso de redes neuronales del tipo multicapa. Éstas fueron evaluadas a partir de una matriz de confusión e índice Kappa, en donde las mencionadas clasificaciones realizadas permitieron la obtención del potencial de transición utilizando la herramienta LCM (*Land Change modeler*). Junto con cálculo del NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada), la metodología permitió la determinación de las áreas elegibles para la implementación de proyectos MDL a través de un sistema Fuzzy. En la clasificación de usos del suelo se identificó una pérdida de áreas de vegetación natural, indicando el NDVI que no hay presencia de áreas con vegetación que se encuentre en la categoría de extremadamente saludable. Para el potencial de transición, se determinó que el área de estudio presenta mayormente un potencial bajo; no obstante, existen áreas que presentan un alto potencial. Finalmente, se determinó que el área de estudio comprende un 1,38% de áreas degradadas con alta elegibilidad para la implementación de proyectos MDL.

Study of land uses in the Sorocabuçu River watershed, Ibiúna-SP, (Brazil) for the evaluation of eligible areas in MDL projects

ABSTRACT. The constant population growth along with the demand for natural resources put pressure on forests' capacity to capture CO₂, among other benefits, thus arising the need to implement monitoring and conservation measures. Considering the above, the objective of this study was to identify degraded areas eligible for the development of CDM projects in the Sorocabuçu River watershed, Brazil. To achieve this, land use was classified for the years 2000 and 2020 using Multi-layer Perceptron neural networks, which were evaluated using a confusion matrix and Kappa index. These classifications allowed the determination of transition potential using the LCM tool, which, along with NDVI calculation, enabled the identification of areas eligible for CDM project implementation through a Fuzzy system. In the land use classification, a loss of natural vegetation areas was identified, while the NDVI indicated the absence of areas with vegetation in the extremely healthy category. As for transition potential, it was determined that the study area mostly exhibits low potential; however, there are areas with high potential. Finally, it was found that the study area comprises 1.38% degraded areas with high eligibility for CDM project implementation.

Palabras clave: Geoprocesamiento, bosque atlántico, Modelación ambiental, Índice de vegetación.

Key words: Geoprocessing, Atlantic Forest, environment modelling, vegetation index.

Received: 24 May 2024

Accepted: 26 August 2024

Corresponding author: Mayra Vanessa Lizcano Toledo. Instituto de Ciência e Tecnologia – ICTS. Universidade Estadual Paulista (UNESP). Câmpus de São, Brasil. Email: mayra.lizcano@unesp.br

1. Introducción

Los bosques, que constituyen el 31% de la superficie terrestre, son ecosistemas fundamentales para el secuestro de dióxido de carbono y equilibrio climático e hidrológico, lo que mejora la calidad de vida. Sin embargo, la deforestación ha afectado estos beneficios, con consecuencias graves para la biodiversidad y la salud pública. Esto subraya la importancia de mitigar las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI) para limitar el aumento de la temperatura. Las actividades humanas han provocado un incremento exponencial en la concentración de estos gases, generando preocupación en la comunidad científica (Attia *et al.*, 2019; Ugas Pérez *et al.*, 2022).

Algunos estudios abordan la pérdida de servicios ecosistémicos debido a actividades humanas como la minería y la deforestación. Xiang *et al.* (2021) encontraron una disminución en servicios de regulación y suministro, como la retención de agua y la producción de alimentos en áreas mineras. Por otro lado, Bera *et al.* (2022) observaron una reducción en el suministro de servicios ecosistémicos, especialmente en la disponibilidad de plantas medicinales y materiales de construcción, debido a la deforestación entre 2006 y 2020. Estos cambios tienen efectos significativos en las cuencas hidrográficas, ya que los bosques desempeñan un papel crucial en la prevención de la erosión y la sedimentación en los ríos, así como en la regulación de la evapotranspiración del agua. Además, la pérdida de cobertura vegetal contribuye al aumento de la temperatura global, lo que afecta la conservación de la biodiversidad (FAO, 2000).

Hay que mencionar que el crecimiento y desarrollo poblacional han causado una alta demanda de recursos naturales, lo que generó, a lo largo de los años, aumento en las tasas de deforestación; en el periodo entre 1990 y 2020, la pérdida de superficie vegetal en el mundo disminuyó en un total de 178 millones de hectáreas; de igual manera, el Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático (IPCC), que realiza evaluaciones sobre el cambio climático, estimó que la variación climática causada por acciones antrópicas desde 2000 es de aproximadamente 0,8°C a 1,2°C, lo que representa un aumento del 20%. Esto se debe, mayormente, al aumento de la concentración de CO₂ en el ambiente; en 2015 era de 400 ppm, mientras que en junio de 2022 era de 417 ppm (FAO y PNUMA, 2020; IPCC, 2020).

Dada la importancia de los bosques en el secuestro de carbono y la gestión hídrica en las cuencas hidrográficas, es crucial desarrollar modelos que optimicen los esfuerzos e inversiones económicas para estudiar su potencial de secuestro de carbono. Estos bosques son vitales para monitorear los cambios en el uso del suelo, que afectan el ciclo climático e hidrológico, especialmente en el balance de energía y la variabilidad del flujo de carbono (Lefebvre *et al.*, 2019; Samaniego *et al.*, 2022).

Existen acuerdos que tienen como objetivo la promoción de alternativas de reducción de emisiones, entre ellos el mecanismo de desarrollo limpio (MDL), propuesto en el protocolo de Kyoto en 1997, que entró en vigor en 2004 con el objetivo de implementar proyectos que permitan la reducción de emisiones de gases efecto invernadero (Kießling, 2021).

Brasil es uno de los países con mayor biodiversidad del mundo, poseedor de más del 20% del total de especies del planeta, según el Ministerio del Medio Ambiente (MMA, 2020); además, el país lidera la lista en términos de biodiversidad de mamíferos y peces de agua dulce; en cuanto a las florestas del país, tienen una capacidad de absorción de carbono de $3,05 \text{ Mg C ha}^{-1} \text{ año}^{-1}$, pero esa capacidad ha sido afectada por la deforestación a lo largo de los años (Silva *et al.*, 2020; UNESCO, 2019).

En el período entre 1985 y 2018, hubo una reducción del 12% en la cobertura vegetal en el país; sin embargo, en 2016, Brasil firmó el Acuerdo de París, comprometiéndose a reducir sus emisiones en un 43% hasta 2025, en comparación con las emisiones de 2005. Para cumplir con esta meta, se establecieron objetivos de reforestación (Silva *et al.*, 2020; UNESCO, 2019). No obstante, la selección de áreas que posean potencial para este tipo de proyectos representa la principal problemática debido a la expansión de áreas urbanas y agrícolas, entre otras actividades que ponen en riesgo la inversión efectuada. Se exige, pues, el desarrollo de metodologías que evalúen el potencial de captura de carbono de los bosques, permitiendo la eficiencia y eficacia de dichos proyectos a largo plazo (Meza y Rodríguez, 2021; Wei *et al.*, 2012).

A partir de lo señalado anteriormente, el presente estudio plantea como objetivo identificar áreas elegibles para el desarrollo de proyectos que contribuyan al mecanismo de desarrollo limpio, con ayuda de técnicas de geoprocésamiento e inteligencia artificial (IA).

2. Materiales y métodos

2.1. Área de estudio

El estudio, como se observa en la Figura 1, fue realizado en la cuenca hidrográfica del Río Sorocabuçu (BHRS), que se encuentra dentro del área de preservación ambiental de Itupararanga, localizada en el municipio de Ibiúna, en el estado de São Paulo, Brasil. La BHRS está conformada por los ríos Sorocabuçu, Sorocamirim y Una, siendo utilizada para el abastecimiento del recurso hídrico y generación de energía eléctrica (Maia y Lourenço, 2020).

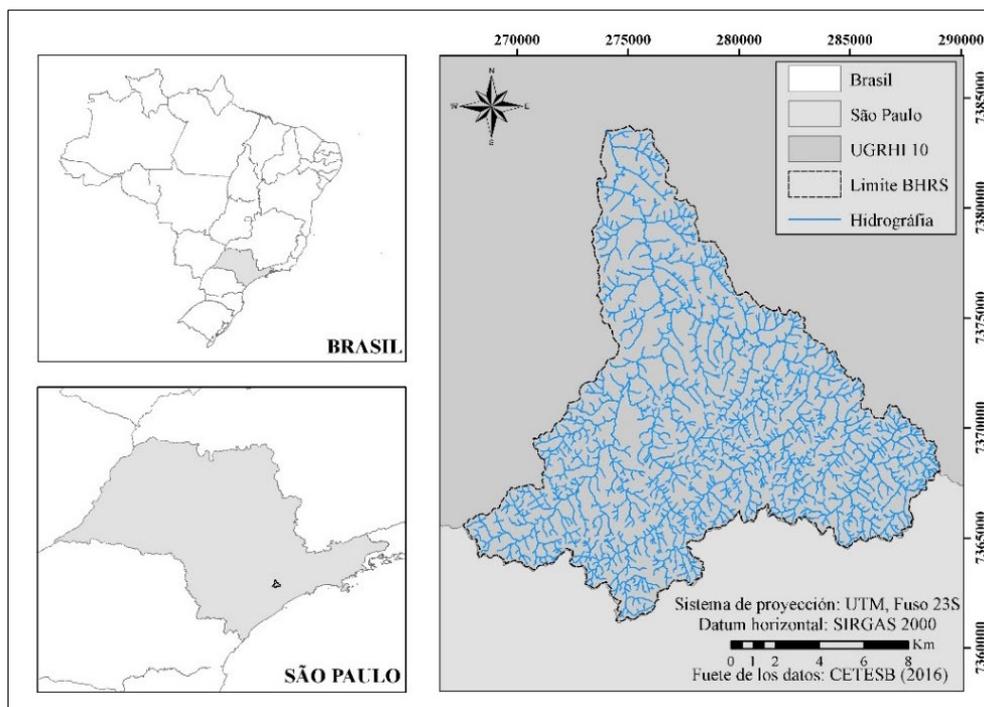


Figura 1. Cuenca hidrográfica del Río Sorocabuçu.

La BHRS ocupa un área de 202,67 km², lo que representa el 19% del territorio del municipio de Ibiúna, que cuenta con 79479 habitantes y cuya economía se basa en actividades agrícolas, industrias procesadoras de madera y producción hortícola y frutícola (Maia y Lourenço, 2020; Vasques *et al.*, 2021).

En cuanto a sus condiciones climáticas, la zona se caracteriza por un clima templado de montaña, con invierno seco (Cwb) según la clasificación de Köppen-Geiger (1928); con precipitación media anual de 1330 mm, variación de temperatura entre 14,2 °C y 21,3 °C y humedad relativa del 84%; los suelos predominantes en la región son latosoles rojo amarillo - orto y podzolicos con guijarros (Maia y Lourenço, 2020; Vasques *et al.*, 2021).

Por otro lado, en lo que respecta a la vegetación, el área de estudio se encuentra en el bioma mata atlántica, que comprende el 20% del sistema costero del país, caracterizado por cadenas montañosas, mesetas, valles y llanuras. Además de bosques ombrófilos (asociados a clima cálido y húmedo), debido a los altos índices de humedad relativa y luz, predominan varias familias vegetales como Myrtaceae, Caesalpiniaceae, Fabaceae, Mimosaceae, Rutaceae, Lauraceae, Meliaceae, Apocinaceae y Arecaceae (Andreoti, 2012; IBGE, 2019).

2.2. Elaboración de los mapas de la clasificación del uso del suelo

Los datos utilizados fueron adquiridos del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS), obteniéndose imágenes de satélite con resolución de 30 metros, para los años 2000 y 2020 de Landsat 5 y Landsat, respectivamente. La zona de interés corresponde a la órbita 219 con puntos 076 y 077.

El primer procedimiento realizado fue una corrección radiométrica y atmosférica que permitió el tratamiento de los píxeles para la obtención de valores con intensidad homogénea, corrigiendo las perturbaciones atmosféricas, removiendo los efectos de dispersión y absorción de la atmosfera.

Como método de clasificación se utilizó el algoritmo Redes Neuronales artificiales (RNA), basado en IA. Este procedimiento, junto con el sensoramiento remoto, es una alternativa para obtener información precisa y fiable ante la clara necesidad de desarrollar una metodología que permita integrar diferentes fuentes de entrada de datos para la misma salida, y que realice el ajuste de manera automatizada (Izadkhah, 2022).

El tipo de red neuronal artificial utilizada fue de tipo MLP (Multi-layer Perceptron), disponible en el software TerrSet, donde las clases de uso de suelo empleadas se establecieron en base a la clasificación definida en el Manual Técnico del Uso de la Tierra del IBGE (2013) de nivel I, visualizadas en la Tabla 1 (Meneses y Almeida, 2012; Defige *et al.*, 2018).

Tabla 1. Descripción de las clases de uso del suelo.

Nº	USO DEL SUELO	DESCRIPCIÓN
1	Agua	Caracterizada por la presencia de aguas continentales y costeras.
2	Áreas de vegetación natural	Representa áreas forestales y campestres.
3	Áreas antrópicas agrícolas	Corresponde a áreas de culturas temporales, permanentes, pastos y silvicultura.
4	Áreas antrópicas no agrícolas	Áreas urbanizadas y áreas destinadas a actividades mineras.
5	Otras áreas	Representa aquellas áreas que no poseen cobertura vegetal.

Fuente: Modificado de IBGE (2013).

Para la clasificación del uso del suelo se emplearon siete capas de neuronas, seis de las cuales estaban ocultas, con una muestra mínima de 1000 píxeles y 10000 interacciones para el entrenamiento

del sistema. Se utilizaron muestras de las clases establecidas para el uso del suelo, y se realizaron diversas composiciones de bandas para mejorar la identificación de las clases, lo que facilitó el muestreo y aumentó la precisión en la clasificación.

La calidad y precisión de los resultados de las clasificaciones generadas por la RNA fueron evaluados de manera cuantitativa a través de una matriz de confusión, la cual consiste en una tabla cuya cantidad de filas y columnas depende de las clases evaluadas. Esto permite una mejor apreciación del desempeño de la clasificación a partir del registro de la clasificación de cada píxel, donde la clasificación errónea de un píxel puede ser categorizada como error de comisión (ErroC) o error de omisión (ErroO) (Cozo, 2022; Jaramillo y Antunes, 2018).

En relación con los tipos de errores, el ErroC representa aquellos datos catalogados a una clase a la que no pertenecen, mientras que el ErroO representa aquellos valores que fueron omitidos por el algoritmo (Verma *et al.*, 2020). Finalmente, a partir de la matriz de confusión, se calculó el índice Kappa (k) (1960), que permite conocer la exactitud global de la clasificación, contando con cuatro clases (Tabla 2) definidas por Landis y Koch (1997). Estas métricas permiten la comparación de la precisión de dos clasificaciones diferentes en un área de estudio considerándose que los dos poseen el mismo coeficiente de precisión ($k_1 = k_2$), determinándose cual clasificador presenta una mayor precisión (Mosca, 2017).

Una vez obtenidas las clasificaciones, fue ejecutada una reclasificación de áreas en función de su potencial para contribuir al MDL. Dividiéndose en tres categorías: áreas restringidas (AR), áreas de interés (AI) y áreas estabilizadas (AE). Las áreas restringidas tienen bajo potencial para proyectos de desarrollo limpio, ya que están caracterizadas por la presencia de centros urbanos y actividades mineras; las áreas de interés necesitan ser recuperadas para contribuir a la captura de carbono y ser aptas para el desarrollo sostenible y las áreas estabilizadas tienen alta densidad forestal y ya contribuyen a la captura de carbono, por lo que no necesitan recuperación y son aptas para el desarrollo sostenible.

Tabla 2. Interpretación del índice Kappa.

VALOR DE KAPPA	CONCORDANCIA
<0	Pésima
0-0,2	Mala
0,2-0,4	Razonable
0,4-0,6	Buena
0,6-0,8	Muy buena
0,8-1	Excelente

Fuente: Landis y Koch (1997).

2.3. Determinación y categorización del índice de vegetación por diferencia normalizada

Fue realizado el cálculo del NDVI utilizando las bandas correspondientes al rojo e infrarrojo próximo, del satélite Landsat 8 para el año 2020, cuyos resultados fueron clasificados (Tabla 3) y utilizados para la identificación de áreas potenciales para la implementación de proyectos MDL. Cabe resaltar que, debido a la alta cobertura de nubes en el área, fueron utilizadas imágenes de satélite de los años 2019 y 2021 para los meses de febrero, noviembre y diciembre en lugar de utilizar la metodología propuesta por Pauleto *et al.* (2019), que consiste en la media del NDVI a lo largo de un año.

Una vez obtenidos los valores del NDVI, estos fueron clasificados y denominados NDVIclass, con valores negativos que indican áreas sin cobertura vegetal y valores positivos que indican vegetación fotosintéticamente activa. La clasificación fue adaptada de Menezes *et al.* (2019) y se agregó el potencial para la aplicación del MDL para cada clase presentada.

Tabla 3. Clasificación del NDVI.

CLASES DE COBERTURA VEGETAL	INTERVALO	POTENCIAL
Sin cobertura	<0	Potencial bajo
Vegetación no saludable	>0-0,33	Potencial medio
Vegetación poco saludable	>0,33-0,66	Potencial alto
Vegetación saludable	>0,66-1	Potencial altísimo

Fuente: Menezes *et al.* (2019).

2.4. Modelación de los escenarios viables

El potencial de transición se calculó utilizando la herramienta LCM (*Land Change Modeler*), que se basa en submodelos de transición evaluados empíricamente. Se empleó el método MLP para el cálculo. Los mapas resultantes del potencial de transición se generaron utilizando variables como altitud, pendiente, *Evidence Likelihood* y distancia a vías principales, centros urbanos y cuerpos de agua. Estas variables se obtuvieron de bases de datos gubernamentales o se calcularon a partir de clasificaciones previas del uso del suelo, lo que mejoró la precisión de la predicción del modelo de transición.

Hay que mencionar que existen diversas variables que pueden ser utilizadas para mejorar el rendimiento y precisión de los potenciales de transición, sin embargo, el estudio realizado por Wang *et al.* (2021) argumenta como las variables de tipo natural (Altitud, Pendiente, entre otras) tienen influencia elevada para el incremento de la precisión.

Las variables potenciadoras fueron evaluadas utilizando el Test Cramer's V (1750), que determina la fuerza de relación de estas variables con el submodelo de transición. Los valores cercanos a 1 indican una relación significativamente mejor para el modelo, pero es importante destacar que un valor alto no garantiza un alto rendimiento del modelo (Ronald Eastman, 2006; Sankarrao *et al.*, 2021).

Se generaron mapas que representan el potencial de transición de AI para AR y AE en un rango de 0 a 1. Estos resultados se combinaron en un mapa final de potencial de transición con un rango de -1 a 1, luego se normalizaron a valores entre 0 y 1 para obtener el mapa de transición final normalizado (PTFn). Este mapa se reclasificó (Tabla 4) en cinco categorías de igual amplitud, mostrando el potencial de las áreas para convertirse en zonas adecuadas para la aplicación del MDL, con el objetivo de fortalecer territorios con una gran cobertura vegetal.

Tabla 4. Potencial de consolidación

CLASES	INTERVALO
Potencial de consolidación altísimo	0,8-1
Potencial de consolidación alto	0,8-0,6
Potencial de consolidación medio	0,6-0,4
Potencial de consolidación bajo	0,4-0,2
Potencial de consolidación bajísimo	0,2-0

Se utilizó un sistema Fuzzy (Zadeh, 1965) para identificar las áreas elegibles, utilizando las variables lingüísticas de NDVIclass y PTFn (Fig. 2 A y Fig. 2 B) como entradas, y generando una variable de salida que indica la elegibilidad de las áreas (Fig. 2 C). Esta variable se clasificó en un rango de 0 a 1 (Tabla 5), según el potencial de recuperación de la vegetación y, por lo tanto, la viabilidad para el desarrollo de proyectos MDL.

Se aplicó un sistema Fuzzy (Zadeh, 1965) de tipo Mamdani y Assilian (1975), utilizando principalmente funciones triangulares. Las reglas se basaron en el sistema If A Then B (si A entonces B), y el número total de reglas se determinó según la cantidad de clases de cada variable. Estas clases pueden visualizarse en el Anexo I.

Finalmente, la defuzzificación de los datos fue a través del método Centroide, basado en la suma de los centros para generar un valor Crisp, para luego crear un mapa de las áreas que presenten potencial de elegibilidad a la aplicabilidad del MDL, siendo este último proceso realizado en el software ArcGis.

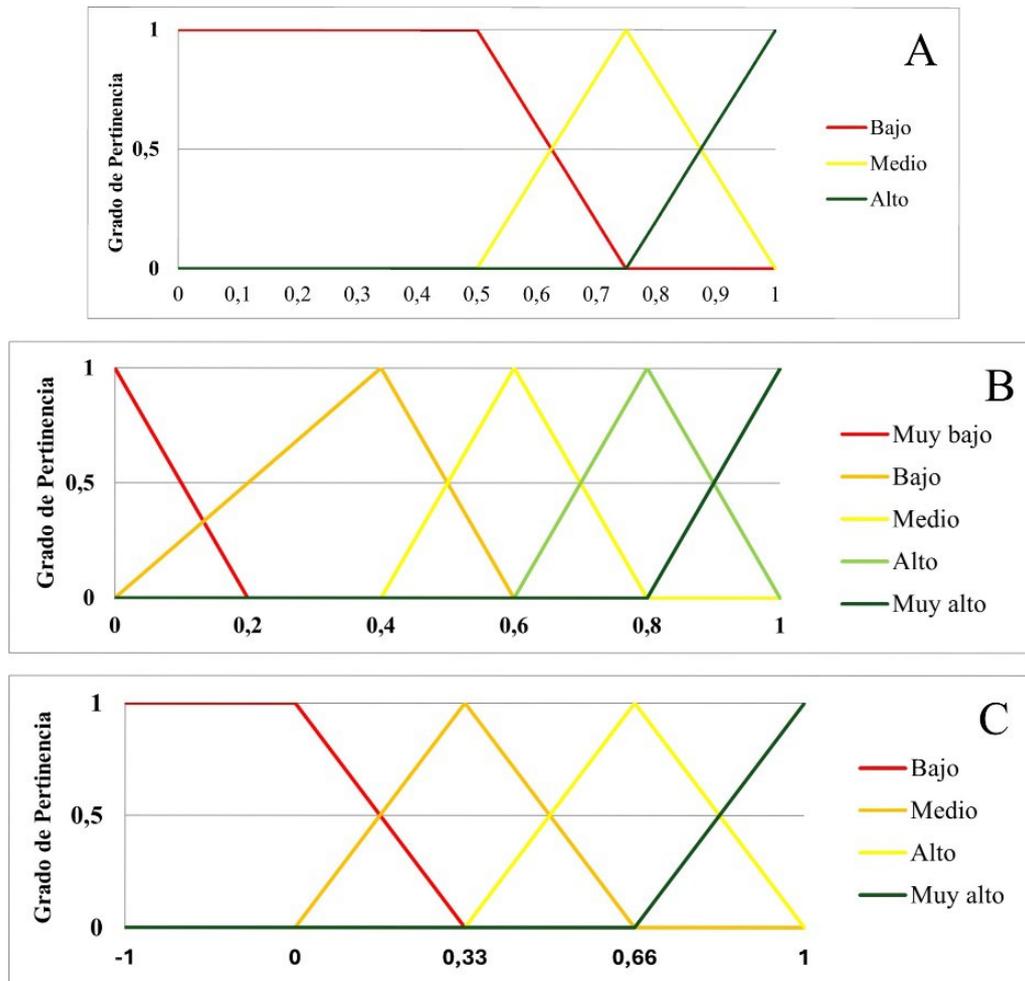


Figura 2. Variables del sistema. A) PTFn; B) NDVIclass; C) Elegibilidad de las áreas.

Tabla 5. Elegibilidad de las áreas.

CLASES	INTERVALO
Potencial bajo	0-0,50
Potencial medio	0,50-0,75
Potencial alto	0,75-1

3. Resultados y discusión

3.1. Clasificación del uso del suelo para los años 2000 y 2020

La clasificación del uso del suelo tuvo una tasa de aprendizaje del algoritmo medida para los años 2000 y 2020 de, respectivamente, 99,38% y 99,91%, con una tasa de precisión del 99,26% para el año 2000 y 99,89% para 2020; los mapas del uso del suelo para los años 2000 y 2020 son presentados en la Figura 3.

Los cambios en el uso del suelo entre 2000 y 2020 se detallan en la Tabla 6. Se observó una expansión de áreas antrópicas no agrícolas, con un aumento de 15,7 km² (7,74%) en el área de estudio. Las áreas de vegetación natural experimentaron una pérdida del 10% en 2020 en comparación con 2000, mientras que las áreas antrópicas agrícolas disminuyeron en un 13,1%.

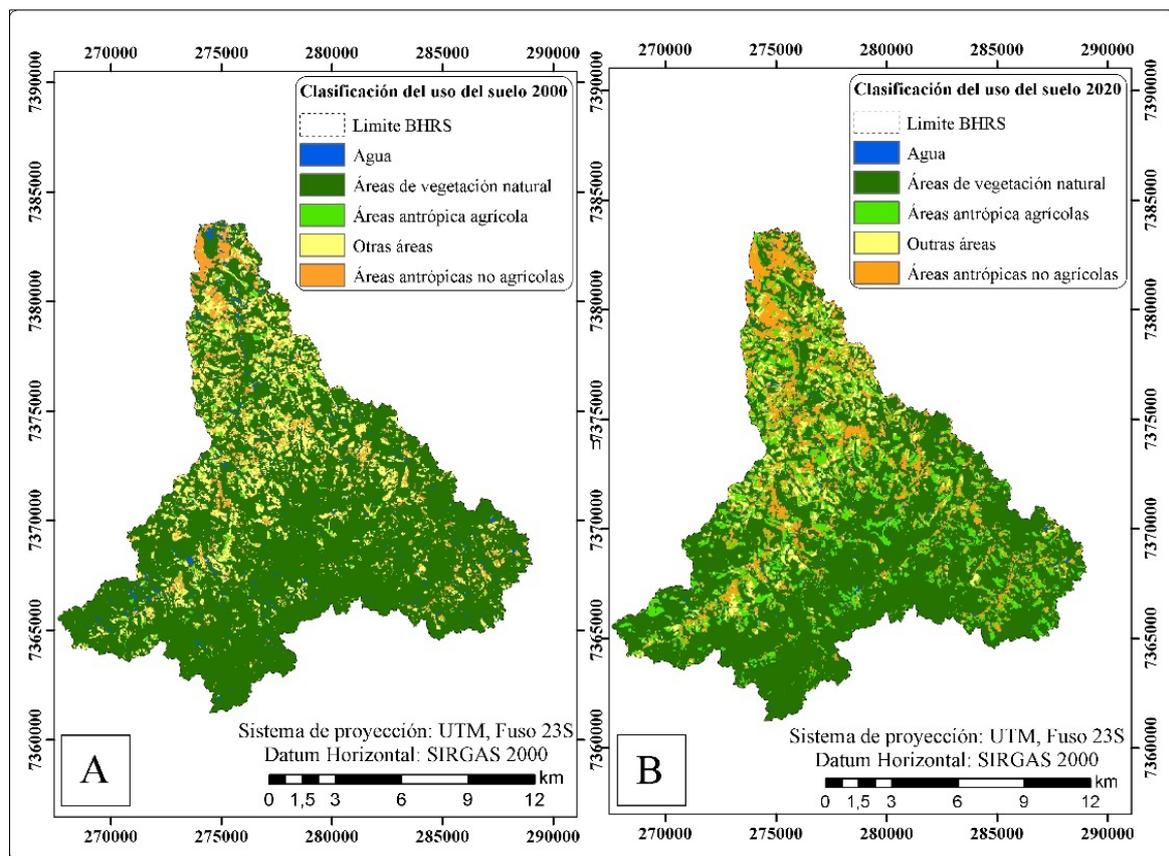


Figura 3. Clasificación del uso del suelo. A) 2000; B) 2020.

Tabla 6. Cambio del uso del suelo entre el año 2000 y 2020.

CLASE	2000		2020	
	ÁREA (km ²)	%	ÁREA (km ²)	%
Agua	4,08	2,00	2,34	1,15
Área de vegetación natural	155,4	76,69	130,46	64,38
Áreas antrópicas agrícolas	3,92	1,93	29,58	14,59
Áreas antrópicas no agrícolas	12,76	6,30	28,46	14,04
Otras áreas	26,52	13,08	11,83	5,84

La matriz de confusión de la clasificación del año 2000 (Tabla 7) muestra que las clases de agua, áreas antrópicas no agrícolas y otras áreas tienen un mayor error de omisión, mientras que el error de comisión solo está presente en las clases de áreas antrópicas no agrícolas y otras áreas. El error global fue de 0,003 y el índice Kappa (1960) de la clasificación del uso de la tierra fue de 0,99, calificándose como excelente.

En la matriz de confusión (Tabla 8) para la clasificación del uso de la tierra del año 2020, se observan errores de omisión en las clases de áreas antrópicas agrícolas y áreas antrópicas no agrícolas, mientras que las clases de áreas antrópicas agrícolas y otras áreas presentan errores de comisión. Sin embargo, estos errores tienen valores menores a 0,001. Además, el error global y el índice Kappa (1960) son menores a 0,001 y 0,99, respectivamente, lo que indica una clasificación excelente.

Tabla 7. Matriz de confusión para la clasificación del uso del suelo del año 2000.

	1	2	3	4	5	6	TOTAL	ERROC
1	70	0	0	0	0	0	70	0
2	0	3390	0	0	0	0	3390	0
3	0	0	108	0	0	0	108	0
4	2	0	0	146	5	0	153	0,046
5	1	0	0	6	355	0	362	0,019
6	0	0	0	0	0	241	241	0
TOTAL	73	0	0	152	360	241	4324	
ERRO0	0,041	0	0	0,039	0,0139	2		0,003

Tabla 8. Matriz de confusión para la clasificación del uso del suelo del 2020.

	1	2	3	4	5	6	TOTAL	ERROC
1	93	0	0	0	0	0	93	0
2	0	3589	1	0	0	0	3590	0
3	0	0	248	0	2	0	250	0,003
4	0	0	0	186	0	0	186	0,008
5	0	0	0	0	660	0	660	0
6	0	0	0	0	0	105	105	0
TOTAL	93	3589	249	186	662	105	4884	
ERRO0	0	0	0,004	0	0,003	0		0,0001

3.2. Determinación y reclasificación del NDVI medio

La reclasificación del uso del suelo para los años 2000 y 2020, representada en la Figura 4, muestra un aumento de las AR y AI durante el período de estudio seleccionado. Las AR experimentaron una expansión de 13,96 km², equivalente al 6,89% del área de estudio, mientras que las AI aumentaron en un 5,42% (10,98 km²). Se observa que las AI están cercanas a las AR y al cauce principal del río, lo que es un patrón común para el desarrollo de actividades humanas.

La Figura 5 muestra el estado de la vegetación mediante el NDVI para el año 2020 en la cuenca hidrográfica del Río Sorocabuçu. Una vez obtenido el NDVI medio, este fue reclasificado.

Con la reclasificación del NDVI, se identificó la ausencia de áreas clasificadas como de altísimo potencial, mientras que las clases de alto potencial representan 81,37 km², y las clases de potencial medio abarcan 121,13 km², siendo predominantemente en el área de estudio y representando principalmente el área de interés.

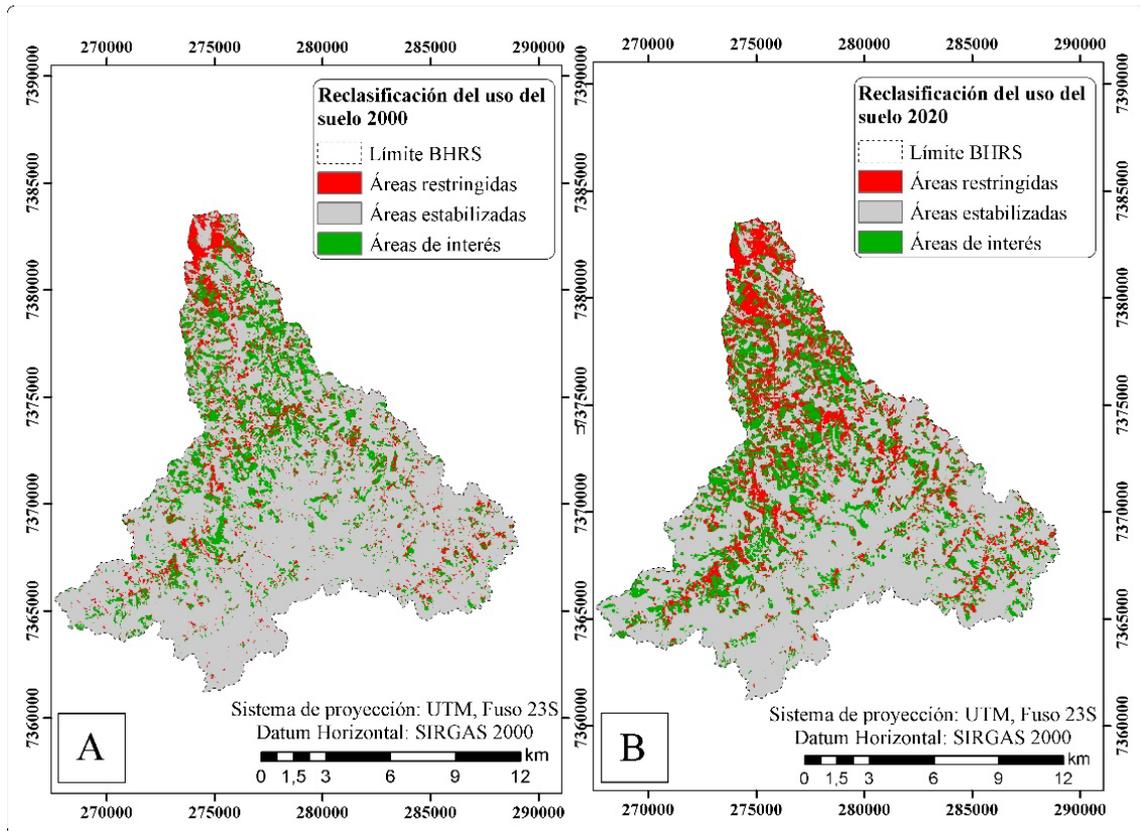


Figura 4. Reclasificación del uso del suelo. A) 2000; B) 2020.

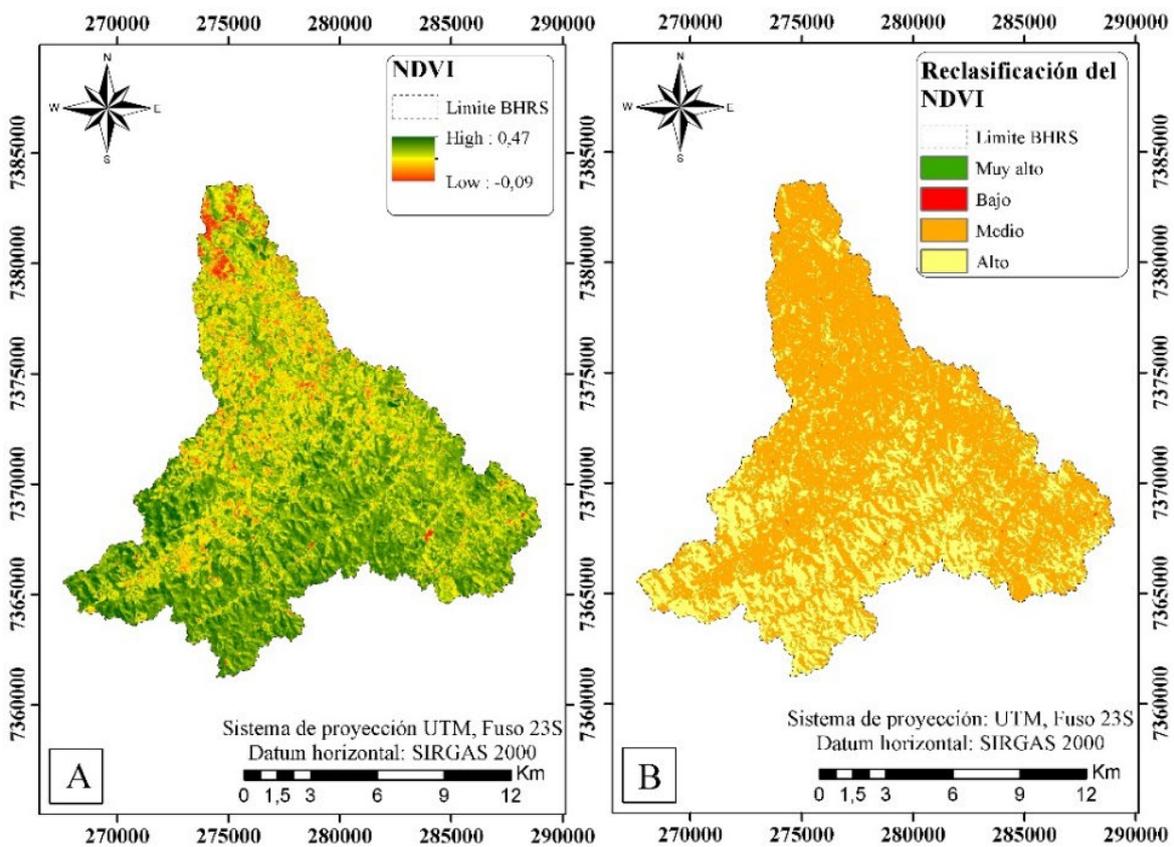


Figura 5. Índice de vegetación por diferencia normalizada. A) Medio; B) Reclasificación.

3.3. Identificación de las áreas elegibles

En la Figura 6 A se presenta la variable *Evidence Likelihood*, que muestra la frecuencia relativa donde ocurrieron las transiciones entre las diferentes clases de uso del suelo entre 2000 y 2020. Un aumento en el valor indica una mayor probabilidad de encontrar el uso del suelo en un píxel en caso de ser un área de transición en donde los valores más altos se observan principalmente en las áreas de vegetación natural.

Además, se pueden ver otras variables utilizadas para construir el submodelo de transición, obtenidas y calculadas a partir del Modelo de Elevación Digital (MED) del estado de São Paulo obtenido en la página de la Secretaría de Medio Ambiente.

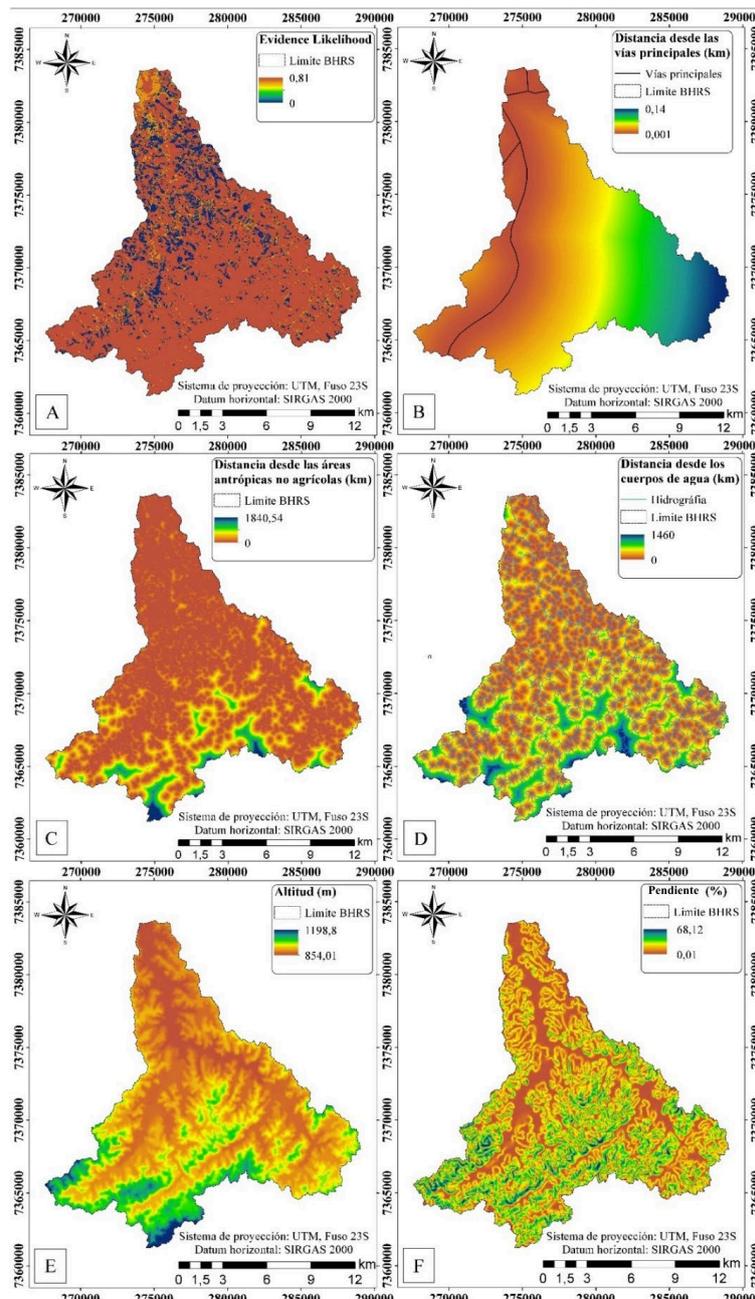


Figura 6. Variables potenciadoras. A) *Evidence Likelihood*; B) Distancia desde las vías principales; C) Distancia desde las áreas antrópicas no agrícolas; D) Distancia desde los cuerpos de agua; E) Altitud; F) Pendiente.

En cuanto a la altitud (Fig. 6 E) y la pendiente (Fig. 6 F), se puede ver que las áreas de mayor valor pertenecen a la clase de vegetación natural. En el caso de las áreas antrópicas no agrícolas (Fig. 6 C), se observa que la menor distancia se encuentra en áreas con menor pendiente y altitud cercanas a la carretera principal (Fig. 6 B), lo que refleja un patrón de desarrollo de la población. De igual manera, los cuerpos de agua (Fig. 6 D) se encuentran más cerca de las áreas antrópicas no agrícolas.

En la Tabla 9 se pueden ver los resultados del test de Cramer's V (1750) para cada variable, tanto para los valores obtenidos de manera general como para cada tipo de cobertura del suelo. Los valores más significativos, en general, fueron presentados por las variables de distancia a las áreas urbanas y evidencia de similitud, con 0,60 y 0,37, respectivamente, mientras que los valores más bajos pertenecen a las variables de pendiente (0,16) y distancia a las carreteras (0,16).

La Figura 7 muestra el potencial de transición de áreas de interés a áreas estabilizadas, alcanzo una tasa de precisión del 84,25% cumpliendo el valor mínimo recomendado del 80% para los resultados modelados (Sankarrao *et al.*, 2021). Se reveló que las áreas con mayor potencial se encuentran alejadas de los centros urbanos, mientras que las áreas restringidas muestran un menor potencial de transición (0,48), especialmente en regiones con menor pendiente.

Tabla 9. Test de Cramer's V.

1	2	3	4	5	6	7
Áreas restringidas	0	0	0	0	0	0
Áreas estabilizadas	0,39	0,31	0,22	0,21	0,96	0,28
Áreas de interés	0,59	0,36	0,24	0,25	0,65	0,31
General	0,37	0,23	0,16	0,16	0,60	0,21

1. Usos del suelo; 2. Evidencia de semejanza; 3. Altitud; 4. Pendiente; 5. Distancia desde las vías principales; 6. Distancia desde las áreas antrópicas no agrícolas; 7. Distancia desde los cuerpos de agua

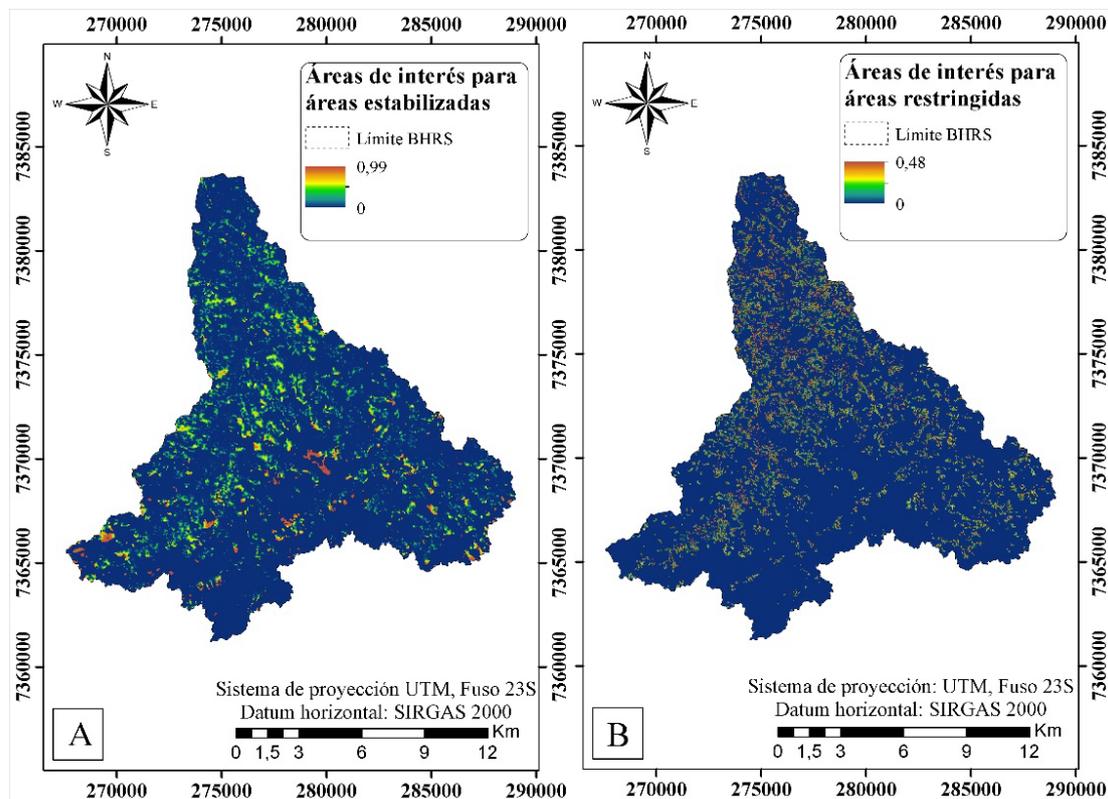


Figura 7. Potencial de transición. A) Áreas estabilizadas; B) Áreas restringidas.

En la Figura 8 se muestra el potencial de transición final, donde se puede ver que el potencial categorizado como bajo predomina en el área de estudio; sin embargo, hay áreas con un potencial altísimo que representan el 2,21% del total del área de estudio.

La Figura 9 muestra los valores obtenidos a través del sistema Fuzzy (Zadeh, 1965), representando la elegibilidad de las áreas en la BHRS para el desarrollo de proyectos de MDL y, por ende, la identificación de áreas con una alta capacidad de captura de CO₂. Se observa que la mayoría del área de estudio tiene una elegibilidad baja para proyectos MDL, con 192,67 km² en esta categoría, mientras que solo el 1,38% de las áreas (2,81 km²) se identificaron con una elegibilidad alta y el 3,55% (7,19 km²) con una elegibilidad media.

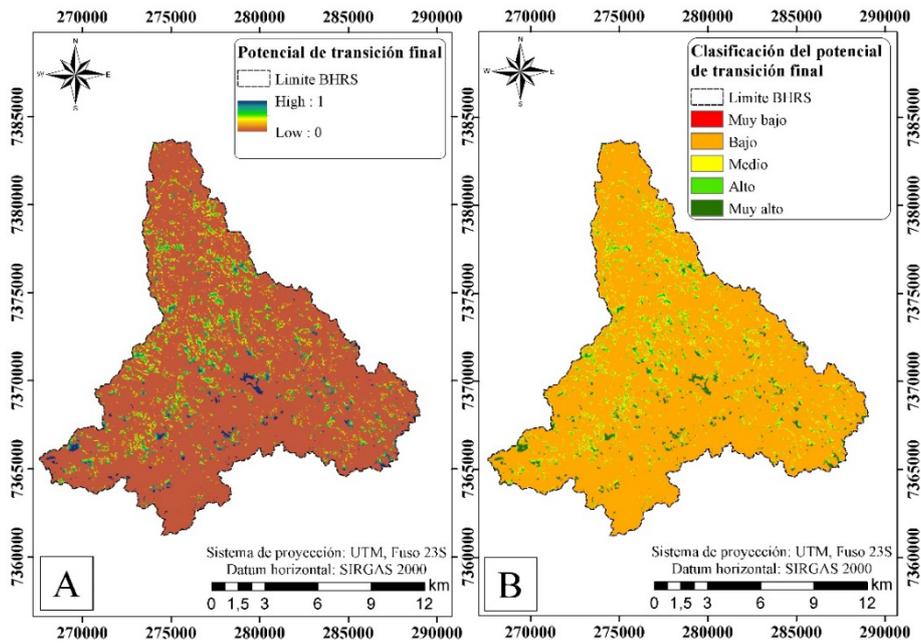


Figura 8. A) PTF normalizado; B) PTF reclasificado.

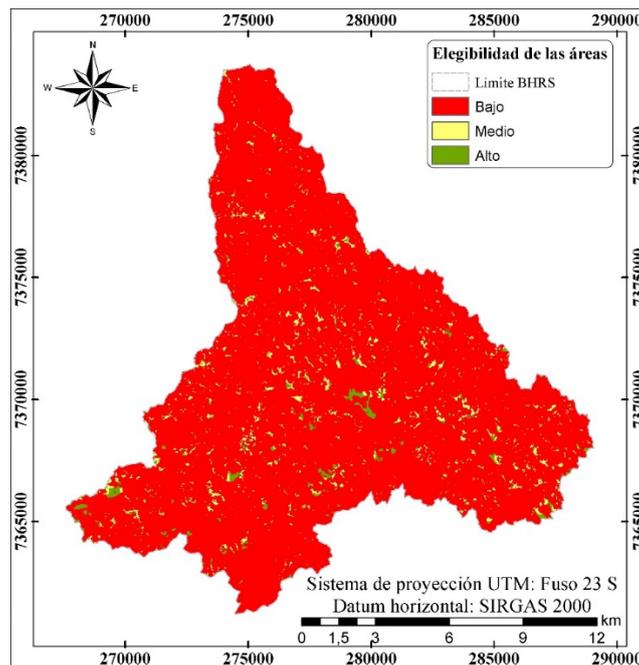


Figura 9. Elegibilidad de las áreas.

4. Discusión

El estudio de Simonetti *et al.* (2019) señaló una expansión significativa en la clase "otras áreas" en la APA de Ituparanga en 2017, sugiriendo un aumento de riesgos y degradación forestal. En contraste, Maia y Lourenço (2020) encontraron una pérdida del 2,5% de vegetación natural en la BHRS en 2018, atribuida a la alta pendiente que dificulta las actividades humanas. Comparativamente, Sales *et al.* (2022) identificaron un desarrollo económico y agrícola pronunciado en la cuenca del Río Una, mientras que Padovanni *et al.* (2018) observaron una expansión de actividades agrícolas en años anteriores, indicando una intensa interferencia humana en el área de estudio.

Asimismo, se observó una deforestación significativa en el cerrado brasileño, especialmente en la cuenca hidrográfica del río Uruçuí-Preto, donde entre 1984 y 2007 se perdió el 13,48% de la vegetación nativa, con pérdidas de entre el 20% y el 50% en algunas subcuencas. Este cambio refleja una conversión del uso del suelo para la expansión agrícola, principalmente para el cultivo de soja. Además, en 2019 se detectó una tendencia negativa en el estado fotosintético de la vegetación debido a la expansión de las actividades agrícolas (Barbosa *et al.*, 2019; Santana *et al.*, 2020).

Desde la década de 1980, Brasil ha experimentado cambios significativos en el uso del suelo, con bosques sometidos a intensas perturbaciones humanas, incluida la extracción de recursos naturales. Sin embargo, se han propuesto diversas alternativas para reducir la deforestación. Estudios recientes, como los de Azevedo *et al.* (2022) y Silva *et al.* (2021), han demostrado la relación entre el aumento de la eficiencia agrícola y la reducción de la deforestación, aunque la efectividad varía entre diferentes áreas. Se recomienda ampliar los esfuerzos de conservación mediante estrategias que promuevan el desarrollo sostenible del país.

En áreas con alta fragilidad ambiental como la BHRS, el estado fotosintético de la vegetación depende de su respuesta a las perturbaciones o su resiliencia. En esta zona, se ha observado un rápido crecimiento de centros urbanos y, como resultado, la expansión de áreas dedicadas a actividades humanas, especialmente la agricultura (Silva *et al.*, 2021).

El estudio de Simonetti *et al.* (2019) identificó que la región sur de la cuenca del alto Sorocaba, en la APA de Ituparanga, se clasifica como "Muy fuerte" en términos de fragilidad ambiental. Esta clasificación es crucial para la implementación de políticas de gestión, ya que las perturbaciones humanas pueden tener un mayor impacto negativo en estas áreas vulnerables. Se observó un ligero aumento en el valor máximo del estado fotosintético de la vegetación, pero no fue significativo. Además, se registró un aumento en los valores negativos, lo que indica una expansión de las áreas urbanas debido al crecimiento de la población.

El bioma de la Mata Atlántica se caracteriza por su alta fragilidad ambiental. Varios autores han destacado cómo las características regionales influyen en el comportamiento fotosintético de la vegetación, con áreas de mayor pendiente y menor intervención humana mostrando valores más altos que indican un mejor estado fotosintético, como se observa en la BHRS. Un estudio en el noreste de Brasil entre 1982 y 2001 encontró una disminución en el vigor de la vegetación a lo largo de dos décadas, atribuida al crecimiento poblacional y al desarrollo de actividades agrícolas e industriales (Silva *et al.*, 2021).

Las variables potenciadoras (Fig. 6) mostraron comportamientos que reflejan un patrón de desarrollo esperado, ya que a lo largo de los años el establecimiento de centros urbanos se ha realizado cerca de los cuerpos de agua para tener un mayor acceso al recurso (Sankarrao *et al.*, 2021).

En el estudio realizado por Milhomem *et al.* (2022) en el bioma del cerrado, fueron evaluados los impactos causados por los cambios en el uso del suelo entre 1986 y 2016 y generó escenarios futuros, también se determinó que entre las principales causas de los cambios abruptos en el uso del suelo se encuentran las actividades agropecuarias, que representan el principal sector del país. Estas actividades pueden ser más invasivas con el tiempo debido al aumento de la demanda de recursos naturales si no

son adoptadas técnicas de bajo carbono y sostenibles, lo que puede llevar a un aumento del uso del suelo del 49% entre 2033 y 2100 (Rodrigues *et al.*, 2021).

En un estudio realizado por Díaz-Pacheco y Hewitt (2014), se destacó la utilidad de los modelos de simulación basados en inteligencia artificial para generar mapas del potencial de uso de la tierra, lo que facilita la identificación de patrones de comportamiento, como el potencial de un área para adquirir un uso diferente del suelo en el futuro.

Según Nogueira (2018), el potencial del Mecanismo de Desarrollo Limpio (MDL) es crucial para Brasil dada la importancia de los bosques en la mitigación del cambio climático al absorber CO₂. Sin embargo, al implementarlo en políticas públicas, existen dos desafíos principales: primero, la necesidad de crear alternativas que cumplan con los criterios de adicionalidad para garantizar beneficios a través de prácticas sostenibles; segundo, la garantía de la permanencia de los bosques para asegurar la absorción continua de CO₂, ya que las actividades del MDL están limitadas a la forestación y reforestación.

Brasil se sitúa en la tercera posición en número de proyectos MDL, seguido de China e India, habiendo desarrollado el primer proyecto registrado en el mundo en Aterro Novagerrar, Rio de Janeiro. Sin embargo, su contribución aún es insuficiente para alcanzar la meta de reducción del 43% establecida para 2030 en relación con las emisiones de 2005, especialmente en un mercado incipiente para la implementación de nuevos proyectos (Torres *et al.*, 2016).

De igual manera, Barbosa *et al.* (2021) realizaron un estudio para evaluar el potencial de secuestro de CO₂ de áreas elegibles para proyectos de MDL en la cuenca del río Pardo, en Minas Gerais, simulando diferentes escenarios de reforestación y recuperación forestal, identificándose que la recuperación forestal por 20 años presentó un secuestro de 10,22 millones de Mg de CO₂, mientras que, para la reforestación por seis años, el secuestro de carbono fue de 12 millones de Mg.

Entre las dificultades para implementar proyectos MDL se destaca la falta de información sobre áreas viables. Aunque Brasil no tiene obligación en reducir las emisiones de GEI, estos proyectos atraen inversión extranjera y generan créditos de carbono que pueden venderse a países desarrollados para cumplir sus metas. Según Lima (2019), esto podría impulsar una economía de bajo carbono, especialmente porque Brasil supera su meta de 0,05 t CO₂ por millón de PIB. La implementación de proyectos MDL no solo ayudaría a reducir GEI, sino que también promovería la sustentabilidad social y económica mediante la generación de empleo y la asistencia a comunidades en actividades sociales (Benites-Lazaro *et al.*, 2018).

Finalmente, Brasil es fundamental para el Mecanismo de Desarrollo Limpio (MDL), ya que fue uno de los primeros en proponer este mecanismo y ha mantenido una alta participación a lo largo de los años, ejecutando numerosos proyectos que contribuyen a esta medida (Mudrovitsch *et al.*, 2018).

5. Conclusiones

La clasificación del uso del suelo en la BHRS mostró una pérdida significativa de la vegetación natural y una expansión del uso de la tierra no agrícola y agrícola entre 2000 y 2020. El crecimiento de la población y el desarrollo tecnológico, científico y económico son considerados las principales causas de esta tendencia, a pesar de los esfuerzos por conservar los recursos naturales a través de medidas como el Protocolo de Kyoto; además, el estudio obtuvo excelentes resultados para la validación de la clasificación del uso del suelo y demostró un alto grado de confiabilidad.

En cuanto al cálculo del Índice de Vegetación con Diferencia Normalizada, se puede inferir que no hay áreas en la clase saludable y la vegetación con el mayor nivel de salud se encuentra principalmente en áreas con la mayor pendiente, las cuales representan una mayor dificultad para el establecimiento de cultivos además de que pueden representar áreas de protección ambiental cuya eficiencia no es suficiente para que el estado fotosintético se encuentre en la categoría saludable.

La integración de una amplia variedad de información ha permitido el cálculo y análisis de tendencias para el futuro, proporcionando conocimiento sobre los escenarios que puedan favorecer en la toma de decisiones; sin embargo, el potencial de transición ha demostrado que hay un mayor potencial de transición de áreas de interés a áreas estabilizadas en lugar de las áreas restringidas.

Finalmente, es importante destacar la relevancia de estudios que buscan la mejora de proyectos MDL teniendo en consideración la incipiente producción de material bibliográfico que permita dar soporte a los gestores públicos para así contribuir a la toma de decisiones e implementación de medidas.

Referencias

- Andreati, C., 2012. Avaliação da eficiência de um sistema agroflorestal na recuperação de um solo degradado por pastoreio. São Paulo, 131 p. Disertación (Maestría en Geografía física), Universidade de São Paulo, São Paulo. Disponible en: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/8/8135/tde-09012013-121619/pt-br.php>
- Attia, A., Nouvellon, Y., Cuadra, S., Cabral, O., Laclau, J., Guillemot, J., Campoe, O., Stape, J., Galdos, M., Lamparelli, R., Maire, G., 2019. Modelling carbon and water balance of Eucalyptus plantations at regional scale: Effect of climate, soil and genotypes. *Forest Ecology and Management* 449, 117460. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117460>
- Azevedo, W. C., Rodrigues, M., Correia, D., 2022. Does agricultural efficiency contribute to slowdown of deforestation in the Brazilian Legal Amazon? *Journal for Nature Conservation* 65, 126092. <https://doi.org/doi:10.1016/j.jnc.2021.126092>
- Barbosa, K., Batista, J., Rocha, S., Santos, K., Santos, G., Ratke, R., 2019. Mudança no uso do solo na bacia hidrográfica do rio Uruçuí-Preto, Piauí. *Brazilian Journal of Development* 5(11), 25490-25511. <https://doi.org/10.34117/bjdv5n11-211>
- Barbosa, G., Santos, M., Lima, V., Vicente, M., Martins, T., 2021. Avaliação de áreas elegíveis à implantação de projetos de MDL florestais na bacia de Rio Pardo, em Minas Gerais. *Pesquisas Agrarias e Ambientais* 9(1). <https://doi.org/10.31413/nativa.v9i1.11173>
- Benites-Lazaro, L., Mello-Théry, N., Simões, A., Gnaccarini, I., 2018. Governança e desenvolvimento sustentável: a participação dos stakeholders locais nos projetos de mecanismo de desenvolvimento limpo no Brasil. *Revista Colombiana de Geografia* 27(2), 227-241, <https://doi.org/10.15446/rcdg.v27n2.66336>
- Bera, D., Chatterjee, N., Gosh, S., Dinda, S., Bera, S., Mandal, M., 2022. Assessment of forest cover loss and impacts on ecosystem services: Coupling of remote sensing data and people's perception in the dry deciduous forest of West Bengal, India. *Journal of Cleaner Production* 356, 131763. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.131763>
- Cozo Narvaez, C. M., 2022. *Análisis de cambio de uso de suelo por actividad minera mediante percepción remota en el distrito de Ananea, períodos 2015-2021*. Disponible en: <http://repositorio.upsc.edu.pe/handle/UPSC/380>
- Cramer, 1750. *Introduction A L'Analyse Des Lignes Courbes Algébriques*. Geneve: Cramer & Philibert, 1750. <http://eudml.org/doc/203906>
- Defige, A., Zabel, F., Mauser, W., 2018. Assessing land use and land cover changes and agricultural farmland expansions in Gambella Region, Ethiopia, using Landsat 5 and Sentinel 2a multispectral data. *Heliyon* 4(11), e00919. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2018.e00919>
- Díaz-Pacheco, J., Hewitt, R., 2014. Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales: Comparando dos aplicaciones de software. *Geofocus* 14, 1-22. <https://www.geofocus.org/index.php/geofocus/article/view/298>
- FAO y PNUMA, 2020. *El estado de los bosques del mundo: Los bosques, la biodiversidad y las personas*. <https://doi.org/10.4060/ca8642es>.
- FAO, 2000. *Bosques, seguridad alimentaria y medios de vida sostenibles*. Disponible en: <http://fao.org/3/x7273s/x7273s01.htm>
- IBGE-Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2013. *Manual Técnico de Uso da Terra*.

- IBGE-Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2019. *Biomass e sistema costeiro- marinho do Brasil*. Rio de Janeiro.
- IPCC, 2020. *Climate change and land*. Disponible en: <http://ipcc.ch/site/assets/uploads/2019/11/SRCCL-Full-Report-Compiled-191128.pdf>
- Izadkhah, H., 2022. Basic structure of neural networks. In: *Deep Learning in Bioinformatics*, cap. 4, 67-93, <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-823822-6.00011-1>
- Jaramillo, L., Antunes, A., 2018. Detección de cambios en la cobertura vegetal mediante interpretación de imágenes Landsat por redes neuronales artificiales (RNA). Caso de estudio: Región Amazónica Ecuatoriana. *Revista de Teledetección* 51(33), 33-46. <https://doi.org/10.4995/raet.2018.8995>
- Köppen, W., Geiger, R., 1928. *Klimate der Erde*. Gotha: Verlag Justus Perthes.
- Kiessling, C. K., 2021. Principio de las Responsabilidades Comunes pero Diferenciadas: un análisis de la internalización de la norma por parte del sector privado en Brasil (2005-2015). *Estudios Internacionales* 53(198), 63-88. <https://doi.org/10.5354/0719-3769.2021.58261>
- Landis, J., Koch, G., 1977. The measurement of observer agreement for categorical data, *Biometrics* 33(1), 159-174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Lefebvre, D., Goglio, P., Williams, A., Manning, D., De Azevedo, A., Bergmann, M., Meersmans, J., Smith, P., 2019. Assessing the potential of soil carbonation and enhanced weathering through Life Cycle Assessment: A case study for Sao Paulo State, Brazil. *Journal of Cleaner Production* 233, 468-481. <https://doi.org/doi:10.1016/j.jclepro.2019.06.099>
- Lima, R., 2019. *Cenário do mercado regulado de MDL no nordeste do Brasil*. Disertación (Maestría en Ciencias Economicas), Serra Talhada.
- Maia, L., Lourenço, R., 2020. Impactos das mudanças no uso e cobertura da terra sobre a variabilidade do albedo na bacia hidrográfica do Rio Sorocabaçu (Ibiúna - SP). *Revista Brasileira de Climatologia* 27(16), 443-462. <https://doi.org/10.5380/abclima.v27i0.72761>
- Mamdani, E., Assilian, S., 1975. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies* 7(1), 1-13. [https://doi.org/10.1016/S0020-7373\(75\)80002-2](https://doi.org/10.1016/S0020-7373(75)80002-2)
- Meneses, P., Almeida, T., 2012. *Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto*. UnB-CNPq
- Menezes, A., Cabral, J., Linhares, M., 2019. A aplicação do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) para análise da degradação ambiental da área de influência direta do açude castanhão. *Revista Casa de Geografia de Sobral* 21(2), 674- 685. <https://doi.org/10.35701/rcgs.v21n2.602>
- Meza, L. E., Rodríguez, A. G., 2021. *Soluciones basadas en la naturaleza para la sostenibilidad de la agricultura: ruta para la sinergia entre las convenciones de Río y la recuperación pos-Covid-19*. Disponible en: <http://repositorio.cepal.org/handle/11362/47574>
- Milhomem, D., Alvarado, S., Marques, M., Ribeiro, M., 2022. Alterações do uso e cobertura da terra entre os anos de 1986 e 2018: estudo de caso da bacia do rio Lajeado no cerrado Maranhense. *Open Science Research VI* (1), 34-51. <https://doi.org/10.37885/220909951>
- MMA, Ministério do Meio Ambiente, 2020. Biodiversidades e Biomass. Disponible em: <https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/biodiversidade>
- Mosca, N., Reno, V., Marani, R., Nitti, M., D'Orazio, T., Stella, E., 2017. *Human Walking Behavior detection with a RGB-D Sensors Network for Ambient Assisted Living Applications*. CEUR-ws (pp. 17-29).
- Mudrovitsch, S., Busch, S., Rojas, M., 2018. *O mecanismo de desenvolvimento limpo no Brasil*. Disponible en: <http://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/9474/1/O%20Mecanismo.pdf>
- Nogueira, F., 2018. *O MDL florestal no Brasil: fundamentos, legado e elementos para o futuro*. p.131-178. Disponible en: <http://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/9484>
- Padovanni, N., Reis, E., Souza, J., Matias, M., Lourenço, R., 2018. Análise Espacial da Temperatura e Albedo de Superfície na Bacia Hidrográfica do rio Uma-Ibiúna/São Paulo, a partir de imagens MODIS. *Revista Brasileira de Geografia Física* 11(5), 1832-1845. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v11.5.p1832-1845>

- Pauleto, H., Hoff, R., Costacurta, L., Portella, M., Alberti, R., 2019. *Investigação do ciclo de pomares de macieira pelo NDVI de imagens Sentinel-2 na região dos campos de cima da serra, Rio Grande do Sul, Brasil*. XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto.
- Rodrigues, E., Guimarães, C., Marques, R., Bacani, V., Pott, A., 2021. Future scenarios based on a CA-Markov land use and land cover simulation model for a tropical humid basin in the Cerrado/Atlantic forest ecotone of Brazil. *Land Use Policy* 101, 105141 <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.105141>.
- Ronald Eastman, J., 2006. *Idrisi Andes: Guide to GIS and Image Processing*. Worcester, MA: IDRISI Production. Disponible en: http://gis.fns.uniba.sk/vyuka/DTM_ako_sucast_GIS/Kriging/1/Andes_Manual.pdf
- Sales, V., Strobl, E., Elliott, R., 2022. Cloud cover and its impact on Brazil's deforestation satellite monitoring program: Evidence from the Cerrado biome of the Brazilian Legal Amazon. *Applied Geography* 140, 102651. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2022.102651>
- Samaniego, J., Lorenzo, S., Rondón Toro, E., Krieger Merico, L. F., Herrera Jiménez, J., Rouse, P., Harrison, N., 2022. *Soluciones basadas en la naturaleza y remoción de dióxido de carbono*. United Nations CEPAL, Santiago, Chile, 84 pp. <https://oceanrep.geomar.de/id/eprint/57645>
- Sankarrao, L., Kumar, D., Rathinsamy, M., 2021. Predicting land-use change: Intercomparison of different hybrid machine learning models. *Environmental Modelling and Software* 145, 105207. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2021.105207>
- Santana, R., Delgado, R., Schiavetti, A., 2020. The past, present and future of vegetation in the Central Atlantic Forest Corridor, Brazil. *Remote Sensing Applications: Society and Environment* 20, <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100357>
- Silva, C., Heinrich, V., Freire, A., Broggio, I., Rosan, T., Doblas, J., Anderson, L., Rousseau, G., Shimabukuro, Y., Silva, C., House, J., Aragão, L., 2020. Benchmark maps of 33 years of secondary forest age for Brazil. *Scientific Data* 7(269). <https://doi.org/10.1038/s41597-020-00600-4>
- Silva, R., Santos, A., Batista, J., Fiedler, N., Juvanhol, R., Barbosa, K., Figueira, E., 2021. Vegetation trends in a protected area of the Brazilian Atlantic Forest. *Ecological Engineering* 162, 106180. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2021.106180>
- Simonetti, V., Silva, D., Rosa, A., 2019. Proposta metodológica para identificação de riscos associados ao relevo e antropização em áreas marginais aos recursos hídricos. *Scientia Plena* 15(2). <https://doi.org/10.14808/sci.plena.2019.025301>
- Torres, C., Fermam, R., Sbragia, I., 2016. Projetos de MDL no Brasil: Oportunidade de mercado para empresas e para novas entidades operacionais designadas. *Ambiente & Sociedade* 19(3), 199-214. <https://doi.org/10.1590/1809-4422ASOC142054V1932016>
- Ugas Pérez, M., Calderón Castellanos, R., Rivas Meriño, F., Núñez Ravelo, F., 2022. Cuantificación del flujo de CO₂ en el suelo colonizado por *Avicennia germinans*, emplazado en el humedal Laguna Grande, sector Los Totumos, estado Miranda, Venezuela. *LA GRANJA. Revista de Ciencias de la Vida* 35(1), 85-97. <https://doi.org/10.17163/lgr.n35.2022.07>
- UNESCO, 2019. <http://pt.unesco.org/fieldoffice/brasil/expertise/biodiversity-brazil>
- Vasques, E., Silva, A., Almeida, E., Gomes, G., FOLONI, M., 2021. Queima De Resíduos Domiciliares A Céu Aberto Em Lageadinho, Ibiúna/SP: Causas, Consequências, Propostas De Melhoria. *Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento* 3(4), 22-44. <https://www.nucleodoconhecimento.com.br/engenharia-ambiental/ceu-aberto>
- Verma, P., Raghubanshi, A., Srivastava, P., Raghubanshi, A., 2020. Appraisal of kappa-based metrics and disagreement indices of accuracy assessment for parametric and nonparametric techniques used in LULC classification and change detection. *Modelling Earth Systems and Environment* 6(2), 1045-1059. <https://doi.org/10.1007/s40808-020-00740-x>
- Wang, Q., Guan, Q., Lin, J., Luo, H., Tan, Z., Ma, Y., 2021. Simulating land use/land cover change in an arid region with the coupling models. *Ecological Indicators* 122, <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107231>

- Wei, T., Yang S., Moore, J., Shi, P., Cui, X., Duan, Q., Xu, B., Dai., Y., Yuan, W., Wei, X., Yang, Z., Wen, T., Teng, F., Gao, Y., Chou, J., Yan, X., Wei, Z., Gou, Y., Jiang, Y., Gao, X., Wang, K., Zheng, X., Ren, F., Lv, S., Yu, Y., Liu, B., Luo, Y., Li, W., Ji, D., Feng, J., Wu, Q., Cheng, H., He, J., Fu, C., Ye, D., Xu, G., Dong, W., 2012. Developed and developing world responsibilities for historical climate change and CO₂ mitigation. *Proceedings of the National Academy of Sciences of United States of America* 109 (32), 12911-12915. <https://doi.org/10.1073/pnas.1203282109>
- Xiang, H., Wang, Z., Mao, D., Zhang, J., Zhao, D., Zeng, Y., Wu, B., 2021. Surface mining caused multiple ecosystem service losses in China. *Journal of Environmental Management* 290, 112618. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112618>
- Zadeh, L., A., 1965. Fuzzy sets. *Information and control* 8(3), 338-353 [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)

Anexo I. Reglas del sistema para la elección de áreas elegibles

POTENCIALIDAD DE CONSOLIDACIÓN	NDVI	ELEGIBILIDAD
Muy alto	Bajo	Medio
	Medio	Alto
	Alto	Alto
	Muy alto	Alto
Alto	Bajo	Medio
	Medio	Alto
	Alto	Alto
	Muy alto	Alto
Medio	Bajo	Medio
	Medio	Alto
	Alto	Alto
	Muy alto	Alto
Bajo	Bajo	Medio
	Medio	Alto
	Alto	Alto
	Muy alto	Alto
Muy bajo	Bajo	Medio
	Medio	Alto
	Alto	Alto
	Muy alto	Alto