

APLICACIÓN DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA EL CÁLCULO DE LA PÉRDIDA DE COBERTURA FORESTAL AL 2040 (CASO: RESERVA FORESTAL EL CHORE)

M.Sc. Luis Alberto Poma Calle

Universidad Mayor de San Andrés

Correo Electrónico: lualpoca@gmail.com

Resumen

La Reserva Forestal El Chore, ubicada en el departamento de Santa Cruz (Bolivia), enfrenta una acelerada pérdida de cobertura forestal, impulsada por la expansión agrícola, los asentamientos humanos y otras actividades antrópicas. Esta investigación tiene como objetivo modelar prospectivamente la pérdida de cobertura forestal al año 2040, mediante el uso de técnicas de teledetección y redes neuronales artificiales (RNA).

El estudio se fundamenta en un análisis multitemporal de coberturas terrestres correspondientes al periodo 1995–2023, utilizando imágenes satelitales procesadas en la plataforma Google Earth Engine. A partir de la clasificación supervisada de dichas imágenes, se obtuvieron datos cuantitativos y espaciales que permitieron identificar la dinámica histórica de la deforestación en la reserva. Esta información se empleó para entrenar un modelo secuencial basado en RNA, capaz de predecir la pérdida de cobertura forestal bajo un escenario de continuidad de las tendencias actuales.

La metodología implementada permite proyectar, con alto nivel de precisión, el estado de la cobertura forestal al año 2040. Los resultados revelan una disminución significativa de las áreas boscosas, lo que podría afectar gravemente la biodiversidad, los servicios ecosistémicos y la resiliencia ambiental de la región.

Este enfoque, que combina inteligencia artificial y datos de teledetección, ofrece una herramienta eficaz para anticipar cambios espaciales en la cobertura terrestre y orientar estrategias de conservación y planificación territorial en áreas protegidas.

Abstract

The El Chore Forest Reserve, located in the department of Santa Cruz (Bolivia), is undergoing an accelerated loss of forest cover due to agricultural expansion, human settlements, and other anthropogenic activities. This study aims to prospectively model forest cover loss by the year 2040 using remote sensing techniques and artificial neural networks (ANN).

The research is based on a multitemporal analysis of land cover data from 1995 to 2023, derived from satellite imagery processed through the Google Earth Engine platform. Supervised classification of these images provided spatial and quantitative data that revealed the historical dynamics of deforestation within the reserve. This historical data was then used to train a sequential ANN model to predict forest loss under a scenario of continued current trends.

The implemented methodology enables a high-precision projection of the forest cover status by 2040. The results show a significant reduction in forested areas, which could critically impact biodiversity, ecosystem services, and the region's environmental resilience.

This approach, combining artificial intelligence and remote sensing data, proves to be an effective tool for anticipating spatial changes in land cover and supporting conservation and land-use planning strategies in protected areas.

Palabras clave

Deforestación, teledetección, Redes Neuronales Artificiales, Google Earth Engine, Modelación prospectiva, Cobertura forestal, Reserva Forestal El Chore

1. Introducción

La pérdida de cobertura forestal es una de las principales problemáticas ambientales a nivel global, dada su estrecha relación con el cambio climático, la pérdida de biodiversidad, la degradación de ecosistemas y el deterioro de los servicios ambientales esenciales para el bienestar humano. En América Latina, Bolivia se destaca por su riqueza forestal, pero también por su elevada tasa de deforestación, motivada principalmente por la expansión de la frontera agrícola, la ganadería extensiva, los asentamientos humanos y la extracción ilegal de recursos maderables. En este contexto, la Reserva Forestal El Chore, ubicada en el departamento de Santa Cruz, representa uno de los ecosistemas forestales más importantes del país, tanto por su potencial productivo como por su valor ecológico.

El Chore alberga una gran diversidad de especies vegetales, incluyendo 231 especies forestales y un promedio de 119 árboles por hectárea. Su oferta maderable se estima en 88.5 m³/ha, lo que la convierte en una de las áreas forestales más productivas de Bolivia. Sin embargo, este potencial se ve amenazado por procesos de deforestación acelerados, que en las últimas décadas han transformado significativamente su paisaje. A pesar de estar clasificada como una zona de uso netamente forestal según el Plan de Uso del Suelo (PLUS), gran parte del territorio de la reserva ha sido ocupado para actividades agropecuarias en tierras consideradas marginales, no aptas para ese fin debido a su baja fertilidad y alta susceptibilidad a inundaciones.

La problemática central radica en la ausencia de planificación efectiva, sumada a la presión socioeconómica sobre los recursos naturales, lo que genera un desequilibrio ambiental creciente. Este fenómeno no solo afecta la biodiversidad local, sino que también repercute en la regulación hídrica, el secuestro de carbono y la estabilidad climática regional. A ello se suma la limitada disponibilidad de estudios prospectivos que permitan anticipar los impactos futuros de esta dinámica, lo que debilita la capacidad de respuesta de las instituciones encargadas de la gestión territorial y ambiental.

En las últimas décadas, se han desarrollado múltiples investigaciones relacionadas con el monitoreo de la cobertura terrestre y el cambio de uso del suelo, principalmente a través de la teledetección y los Sistemas de Información Geográfica (SIG). Estas herramientas han permitido generar análisis multitemporales para detectar patrones de cambio, elaborar mapas temáticos y estimar tasas de deforestación. Sin embargo, los enfoques predictivos que incorporan inteligencia artificial, como las redes neuronales artificiales (RNA), aún son escasos en el ámbito forestal boliviano, pese a su alto potencial para modelar escenarios futuros a partir de datos históricos.

En este contexto, la presente investigación plantea como pregunta central: ¿Cuál será el nivel y la distribución espacial de la pérdida de cobertura forestal en la Reserva Forestal El Chore al año 2040, considerando las tendencias históricas observadas entre 1995 y 2023?

Para responder a esta interrogante, se propone un enfoque metodológico que integra el análisis multitemporal de imágenes satelitales —procesadas mediante la plataforma Google Earth Engine— con la aplicación de modelos de redes neuronales artificiales, capaces de aprender patrones no lineales complejos asociados al cambio de cobertura. El objetivo principal del estudio es proyectar,

con base en datos históricos, el nivel de deforestación que podría presentarse en la reserva al año 2040, identificando las áreas más vulnerables y generando insumos útiles para la planificación territorial y la conservación ambiental.

Esta investigación es importante porque ofrece una herramienta prospectiva que puede ser aplicada en otras áreas protegidas con problemáticas similares, y porque proporciona información clave para la toma de decisiones sobre el uso sostenible del suelo, la protección de los ecosistemas forestales y la adaptación al cambio climático. Además, contribuye al desarrollo de metodologías replicables que combinan big data, teledetección e inteligencia artificial, fortaleciendo la capacidad técnica en la gestión ambiental del país.

2. Metodología y Desarrollo

La presente investigación desarrolla un análisis prospectivo mediante técnicas de teledetección con el objetivo de determinar y proyectar los niveles de pérdida de cobertura forestal en la Reserva Forestal El Chore hacia el año 2040, abarcando un período de estudio de 29 años comprendido entre 1995 y 2023. Este análisis se estructura en siete momentos temporales (1995, 2000, 2006, 2009, 2013, 2019 y 2023) y seis intervalos de cambio (1995–2000, 2000–2006, 2006–2009, 2009–2013, 2013–2019 y 2019–2023). A partir del diagnóstico de las coberturas terrestres y su evolución histórica, se aplica un modelo predictivo para proyectar un escenario futuro de pérdida de cobertura forestal por causas antrópicas, con un horizonte temporal de 17 años, estimando así el estado esperado del territorio al año 2040.

La metodología se estructura en tres etapas principales:

Etapas 1: Identificación espacial de coberturas terrestres. Esta etapa se basa en el procesamiento de imágenes satelitales mediante tecnologías de teledetección y Sistemas de Información Geográfica (SIG), generando cartografía temática que representa las coberturas terrestres presentes en los siete momentos temporales definidos.

Etapas 2: Análisis del cambio de cobertura y de la deforestación. A partir de la cartografía generada, se construye una base de datos espacio-temporal que permite calcular indicadores de cambio, como tasas de deforestación, transición de clases y patrones espaciales. Este análisis multitemporal permite identificar las tendencias y dinámicas territoriales clave en la pérdida de cobertura forestal.

Etapas 3: Proyección del escenario de pérdida de cobertura forestal. Utilizando los resultados de las etapas anteriores como insumos, se implementa un modelo predictivo basado en redes neuronales artificiales para simular la posible evolución de la cobertura forestal en la reserva hasta el año 2040. Este modelo permitirá identificar áreas de mayor vulnerabilidad y estimar cuantitativamente el nivel de deforestación proyectado.

En conjunto, esta metodología proporciona un enfoque integral para comprender la dinámica histórica del cambio de uso del suelo en El Chore y anticipar su comportamiento futuro.

La **Etapa 1**, se desarrolla en su totalidad con la plataforma del Google Earth Engine (GEE), proceso que implica desde la adquisición de los datos, pasando por la clasificación de imágenes hasta la obtención de mapas de cobertura con definición de las categorías necesarias.

El proceso metodológico que guía el desarrollo de esta etapa se muestra en el siguiente esquema:

Figura 1: Flujograma de proceso para la Identificación especial de cobertura terrestre



Nota: Todo el proceso, excepto la Integración a un SIG, se desarrolló en GEE

Durante la etapa de generación de Mosaicos de Imágenes satelitales, se preparan las imágenes del área de estudio por cada año, desde 1995 hasta 2023, es decir se preparan y se pone en condiciones para su posterior clasificación, 29 mosaicos de imágenes de los sensores Landsat 5, 7 y 8.

En el presente estudio, se aplicará este método para clasificar coberturas terrestres utilizando imágenes satelitales de la serie Landsat, considerando la reflectancia espectral de los píxeles como criterio de agrupamiento.

Las clases de cobertura terrestre serán definidas en función de las categorías establecidas en el Mapa Oficial de Cobertura y Uso Actual de la Tierra 2010, elaborado por el Viceministerio de Tierras. En este marco, se identificarán y asignarán siete clases principales de cobertura, adaptadas al contexto ecológico y territorial de la Reserva Forestal El Chore.

Tabla 1: Clase de cobertura identificadas en la reserva El Chore.

Nro.	Categoría	Descripción
1	Matorral boscoso	Matorrales con presencia de arbolado disperso
2	Herbácea graminoide	Herbazal Graminoide Vivaz Llanura inundada por periodos cortos
3	Bosque denso siempreverde	Bosque Denso Amazónico en Llanura Inundada Estacionalmente
4	Cuerpos y cursos de agua, lagos y lagunas	Cuerpos de agua
5	Herbácea	Herbazal Graminoide Vivaz Llanura Inundada Estacionalmente
6	Superficie descubierta (depósitos de arena)	Depósitos de Arena Playas y Dunas
7	Cultivos en rotación y producción extensiva/intensiva	Agricultura Múltiple, desmontes, actividad antrópica

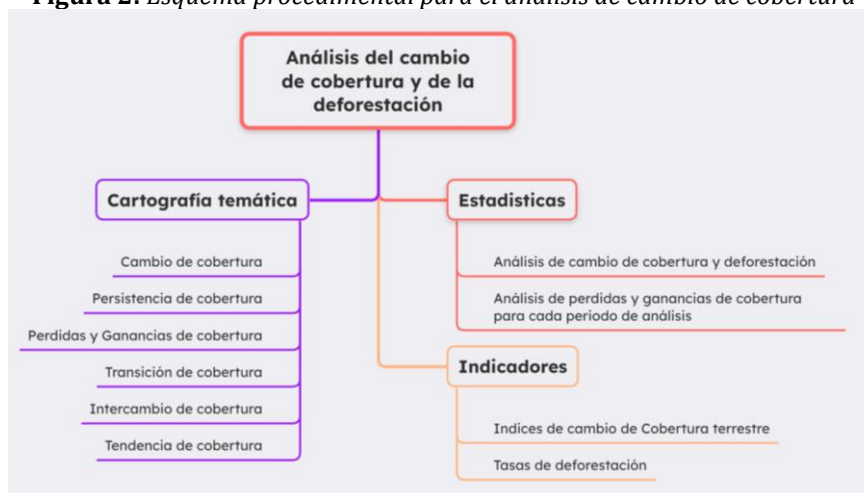
Fuente: Tabla construida en base al Mapa de Cobertura y Uso Actual de la Tierra 2010

El algoritmo a ser utilizado para la clasificación supervisada de imágenes satelitales es el “**Random Forest**”, donde, según github (2020), el modelo se entrena utilizando observaciones de especies para generar un mapa de salida de la presencia potencial de especies, siendo este un método de aprendizaje automático supervisado que se utiliza comúnmente en problemas de clasificación y regresión.

```
var Entrenamiento_clasificador_RF =  
ee.Classifier.smileRandomForest(50).train(muestras, 'clase');  
var clasif_RF = LandsatYear.classify(Entrenamiento_clasificador_RF);
```

En la **Etapa 2**, se desarrolla el análisis del cambio de cobertura (deforestación), a partir del cual los datos obtenidos producto de la clasificación supervisada de imágenes satelitales y, la generación de diferentes mapas que muestran los niveles de deforestación y los cambios producidos en la cobertura terrestre en cada año analizado de todo el periodo analizado. Esta etapa se la desarrollara a partir de un análisis estadístico, así como la aplicación de técnicas de teledetección y Sistemas de Información Geográfica, según el siguiente proceso

Figura 2: Esquema procedimental para el análisis de cambio de cobertura



Las estadísticas de cambio de cobertura terrestre y niveles de deforestación se obtienen mediante una evaluación cuantitativa detallada, en la que se analizarán las superficies totales de cada clase de cobertura, así como las áreas que han experimentado transformaciones significativas. Esta evaluación incluye el cálculo de superficies netas de cambio por tipo de cobertura, permitiendo identificar aquellas que han sido más afectadas por la actividad antrópica a lo largo del periodo de análisis.

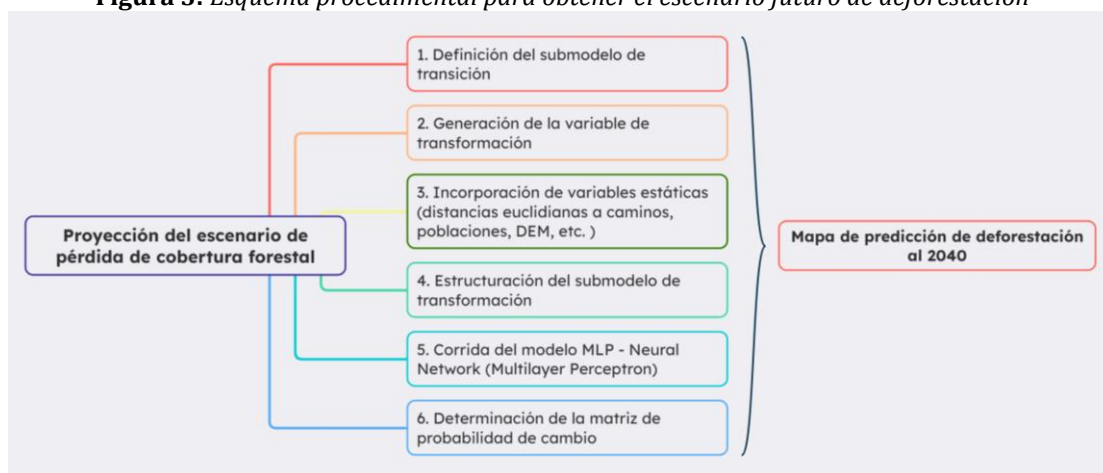
En cuanto al análisis de indicadores y tasas de deforestación, se calcula métricas específicas asociadas a la magnitud y ritmo del cambio. Para estimar las tasas anuales de pérdida de cobertura forestal, se aplica la fórmula propuesta por la FAO (1996), la cual permite cuantificar la tasa porcentual de deforestación durante los distintos periodos temporales evaluados.

$$t = \left(\frac{S_2}{S_1}\right)^{\frac{1}{n}} - 1$$

En la ecuación precedente, “t” corresponde a la tasa de cambio; “S1” es la superficie cubierta por un tipo dado de cobertura del suelo en la fecha 1; “S2” es la superficie de la misma cobertura del suelo en la fecha 2 y; “n” es el número de años transcurridos entre las dos fechas.

En la **Etap 3**, relacionado a la proyección del escenario de pérdida de cobertura forestal, se construye un modelo que permita, inicialmente estimar las tendencias de cambio en un periodo determinado y, con la incorporación de variables estáticas que influyen en la dinámica de cambio (camino, poblaciones, áreas con mayor precipitación, etc.) poder generar las matrices de probabilidad de cambio y el mapa de predicción de cambio. Este proceso se desarrollará en base al siguiente esquema:

Figura 3: Esquema procedimental para obtener el escenario futuro de deforestación



Submodelo de Transición. Para la construcción del modelo, inicialmente se definirá el sub modelo de transición, que representa las transiciones de todos los cambios de cobertura identificados. En el presente estudio, se selecciona los cambios o impactos generados por la actividad antrópica a todas las coberturas del área de estudio, sin embargo de ello, se hace énfasis a la pérdida de cobertura forestal.

Posteriormente, se genera la variable de Potencial de transformación bajo la metodología de Probabilidad de Evidencia; esta variable se construirá a partir del mapa de cambio generado considerando los cambios que genera la actividad antrópica, es decir que, la variable de entrada será el mapa de cambio de cobertura y se aplicará sobre el mapa de cobertura base o inicial de un periodo.

Junto a la variable de Potencial de Transformación, se incorpora al sub modelo de transición, variables estáticas que influyen en el cambio de cobertura terrestre por impacto de la actividad antrópica. Estas variables podrán ser, un mapa de distancias euclidianas de las vías de acceso o caminos, un mapa de distancias euclidianas de centros poblados, etc. Todas estas variables serán incorporadas a la estructura del sub modelo de transición. Cada una de las variables estáticas que tienen una correlación en el cambio de cobertura terrestre, deben ser testeadas para verificar el poder explicativo sobre el potencial cambio de cobertura. En general, se ha encontrado que las variables que tienen una “V de Cramer” de aproximadamente 0.15 o más son útiles, mientras que aquellas con valores de 0.4 o más son buenas (Idrisi V.17).

Finalmente se corre el Submodelo de transición bajo la Metodología MLP Neural Network. Este modo automático monitorea y modifica las tasas de aprendizaje inicial y final como parte de un procedimiento de aprendizaje dinámico utilizando los datos de entrenamiento de muestra. Este procedimiento comienza con las tasas de aprendizaje iniciales (inicio y fin) y reduce estas tasas a la mitad si se detectan oscilaciones significativas en el RMS dentro de las primeras 100 iteraciones. Con cada reducción, el proceso se reinicia (Idrisi v. 17).

El modelo de la Red Neuronal, bajo el algoritmo de la propagación hacia atrás, retropropagación (BP) según Idrisi V.17, considera la propagación hacia adelante y hacia atrás, para lograr su modificación del estado en la red neuronal. Durante el entrenamiento, cada muestra (por ejemplo, un vector de los píxeles de una imagen clasificada) alimenta la capa de entrada y el nodo receptor de la capa oculta, suma las señales de acuerdo a los pesos de conexión de todos los nodos a los que está conectado en la capa anterior. Las entradas que reciben los nodos están dadas por:

$$net_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} o_i$$

En la ecuación precedente, “w(ij)” representa el peso entre el nodo “i” y el nodo “j”; “o (i)” es la salida del nodo “i”; la salida del nodo “j” se calcula como:

$$o_i = f(net_j)$$

La función “f(net)” se trata de una función “sigmoidea no lineal” que se aplica al resultado de la suma ponderada de las entradas antes de que la señal pase a la siguiente capa. Una vez finalizada la pasada hacia adelante, los resultados de los nodos de salida se comparan con los resultados esperados. Cada nodo de la capa de salida está asociado con una clase. Cuando se presenta un patrón a la red, cada nodo de salida generará un valor que indica la similitud entre el patrón de entrada y la clase correspondiente. Salvo en circunstancias muy inusuales, el resultado real será diferente del resultado deseado; la diferencia está asociada con un error en la red. Un patrón incluye el conjunto completo de píxeles para todas las capas de entrada. Todos los píxeles de entrenamiento deben pasar por la red antes de que se determinen y propaguen el error y los pesos. En las redes neuronales, este proceso se denomina “una época”. Esto es lo que se conoce como una iteración para MLP en IDRISI. Este error luego se propaga hacia atrás con ponderaciones para las conexiones relevantes corregidas a través de una relación conocida como la regla delta:

$$\Delta w_{ji(t+1)} = n \delta_{ji} o_i + \alpha \Delta w_{ji(t)}$$

En la ecuación precedente, “n” es la ratio de aprendizaje; “α” es el factor de impulso y “δ” es el error computado.

Las pasadas hacia adelante y hacia atrás se da hasta que la red haya “aprendido” las características de todas las clases. El objetivo de entrenar la red es obtener los pesos adecuados en toda la red, tanto para la conexión entre la capa de entrada y la capa oculta, como entre la capa oculta y la de salida para la clasificación de los píxeles desconocidos.

Los parámetros de entrenamiento que son: entrenamiento automático y tasa de aprendizaje dinámico, se pueden utilizar para ejecutar en la red neuronal MLP automáticamente. Si se utiliza ambos, el proceso de entrenamiento se reinicia automáticamente cuando hay grandes oscilaciones en el proceso de aprendizaje.

El número de muestras de entrenamiento incide en la precisión del resultado del entrenamiento, es posible que muy pocas muestras no representen la población de una categoría, mientras que, si existen demasiadas muestras, pueden hacer que las muestras se superpongan, lo que puede provocar un posible sobre-entrenamiento de la red.

El número de nodos de la capa oculta, se estima mediante la siguiente ecuación:

$$N_h = INT(\sqrt{N_i * N_o})$$

En la ecuación “Nh”, “Ni”, “No”, son el número de los nodos ocultos y, nodos de nivel de entrada y salida, respectivamente.

La tasa de error asociado con el aprendizaje de la red y se evalúa con base en la raíz cuadrada media:

$$RMS = \frac{\sqrt{\sum_p \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2}}{P * N}$$

Una vez se incorporada todas las variables a la estructura, se corre el Submodelo de transición bajo la Metodología MLP Neural Netwok con 10.000 iteraciones, obteniendo una tasa de precisión de más del 83%.

Tabla 2: *Parámetros de salida del MLP (Multilayer Perceptron)*

Parámetro	Valor
Nro. de muestra de entrenamiento	639 X 12 = 7747
Nro. de muestra de prueba	39 X 12 = 7752
Nro. de nodo de capa de entrada	3
Nro. de nodo de la capa de salida	12
Nro. de capa oculta	1
Nro. de nodo de capa 1 oculto	6
Factor de momento	0,5
Constante de función sigmoidea a	1.000000000000000E + 0000
RMS aceptable	0.0100
Terminar época	10.000,00
Entrenamiento RMS	0.1439
Prueba de RMS	0.1425
Tasa de precisión:	83,08%

Como se puede advertir, la Red Neuronal, tiene una capa de entrada de 3 nodos, una capa de salida de 12 nodos y una capa oculta de 6 nodos. Asimismo, producto del entrenamiento se obtuvo una tasa de precisión del 83%. Asimismo, se obtiene la matriz de probabilidades de cambio de cobertura por clases.

Este modo automático monitorea y modifica las tasas de aprendizaje inicial y final como parte de un procedimiento de aprendizaje dinámico utilizando los datos de entrenamiento de muestra. Este procedimiento comienza con las tasas de aprendizaje iniciales (inicio y fin) y reduce estas tasas a la mitad si se detectan oscilaciones significativas en el RMS dentro de las primeras 100 iteraciones. Con cada reducción, el proceso se reinicia (Idrisi v. 17).

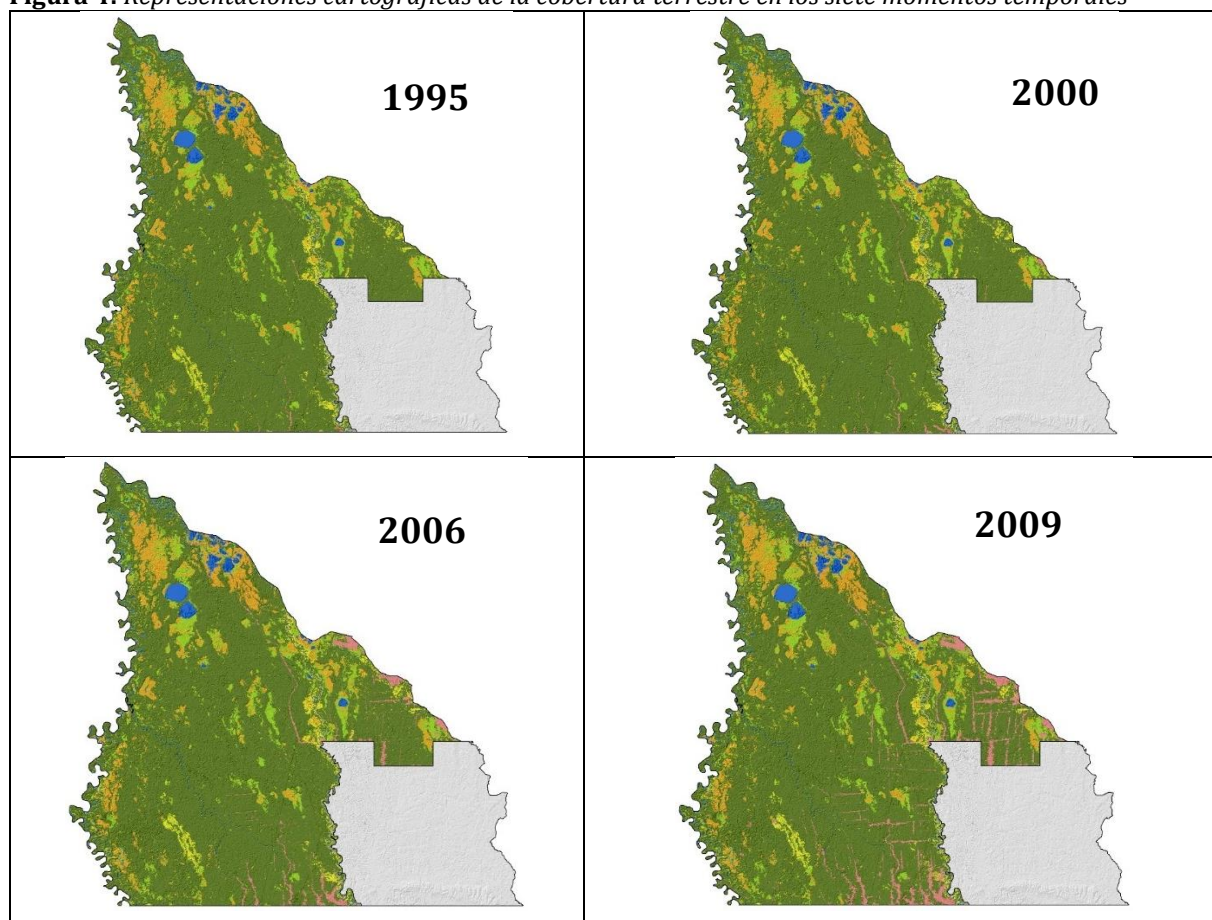
Si bien el modelo basado en redes neuronales artificiales para proyectar niveles de deforestación se apoya en la evolución histórica del fenómeno y en variables que lo impulsan, los resultados podrían no coincidir plenamente con los escenarios futuros reales, dado que la deforestación también responde a factores cualitativos de índole político y social.

3. Resultados

Los resultados que derivan de la presente investigación, se presentan por etapas, siendo una etapa previa, insumo para la siguiente etapa, hasta llegar al resultado final:

Resultados Etapa 1: Identificación espacial de coberturas terrestres. Los resultados de esta etapa, esta expresado en cartografía temática que representa las coberturas terrestres presentes en los siete momentos temporales definidos, tal como se muestra en la siguiente figura.

Figura 4: Representaciones cartográficas de la cobertura terrestre en los siete momentos temporales



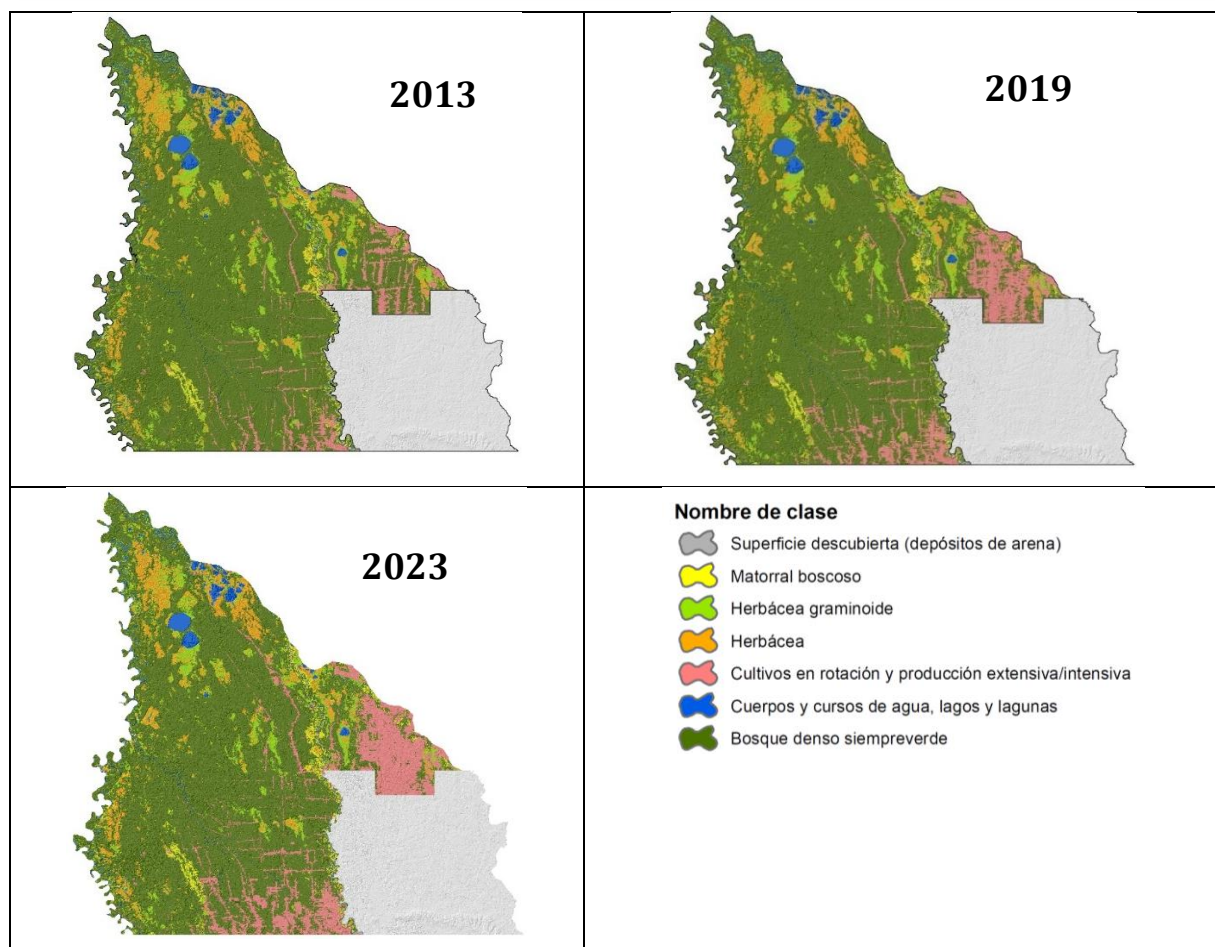
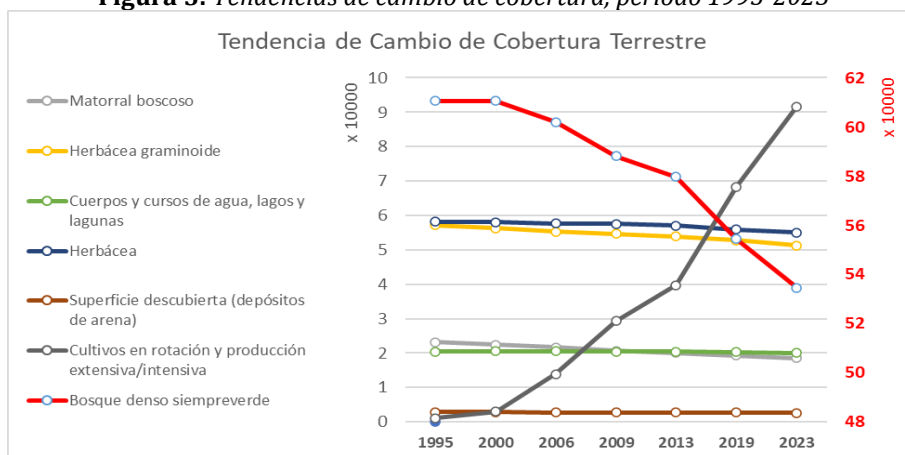


Tabla 3. Resumen de superficies por cobertura terrestre en los siete momentos temporales

Categorías de Cobertura Terrestre	Superficies de cobertura terrestre (ha)						
	1995	2000	2006	2009	2013	2019	2023
Matorral boscoso	23,230.5	22,431.9	21,612.2	20,647.6	20,046.1	19,287.3	18,498.2
Herbácea graminoide	57,162.3	56,299.3	55,226.9	54,677.1	53,951.2	52,755.4	51,225.4
Bosque denso siempreverde	610,669.6	610,627.8	601,972.4	588,192.4	579,725.3	554,328.3	534,546.1
Cuerpos y cursos de agua, lagos y lagunas	20,448.4	20,495.0	20,483.4	20,443.4	20,436.3	20,286.4	20,087.2
Herbácea	58,223.2	58,015.4	57,721.6	57,550.6	57,059.9	55,933.6	55,051.7
Superficie descubierta (depósitos de arena)	2,808.0	2,797.5	2,785.8	2,776.1	2,756.8	2,706.1	2,570.3
Cultivos en rotación y producción extensiva/intensiva	1,126.1	3,001.2	13,865.9	29,381.0	39,692.5	68,370.9	91,689.3

Figura 5: Tendencias de cambio de cobertura, periodo 1995-2023



Nota: La tendencia de cambio de la cobertura “Bosque denso siempre verde”, en el grafico se muestra en un eje secundario, a efectos de apreciar la diferencia con el resto de las coberturas.

Resultados Etapa 2: Análisis del cambio de cobertura y de la deforestación. Los resultados de esta etapa muestran la dinámica de cambio de la perdida de cobertura forestal y sus indicadores.

Tabla 4: Detalle de cambio de coberturas por periodos analizados.

Categorías de Cobertura Terrestre	DINAMICA DE CAMBIO POR PERIODO ANALIZADO (superficie en ha)						
	1995-2000	2000-2006	2006-2009	2009-2013	2013-2019	2019-2023	1995-2023
Matorral boscoso	- 798.7	- 819.7	- 964.5	- 601.6	- 758.7	- 789.1	- 4,732.3
Herbácea graminoide	- 862.9	- 1,072.4	- 549.8	- 725.8	- 1,195.9	- 1,530.0	- 5,936.9
Bosque denso siempreverde	- 41.8	- 8,655.5	- 13,780.0	- 8,467.1	- 25,397.0	- 19,782.3	- 76,123.6
Cuerpos y cursos de agua, lagos y lagunas	46.5	- 11.6	- 40.0	- 7.1	- 149.9	- 199.3	- 361.3
Herbácea	- 207.8	- 293.8	- 171.0	- 490.7	- 1,126.3	- 881.9	- 3,171.5
Superficie descubierta (depósitos de arena)	- 10.5	- 11.7	- 9.7	- 19.3	- 50.7	- 135.8	- 237.7
Cultivos en rotación y producción extensiva/intensiva	1,875.2	10,864.7	15,515.0	10,311.6	28,678.4	23,318.4	90,563.2

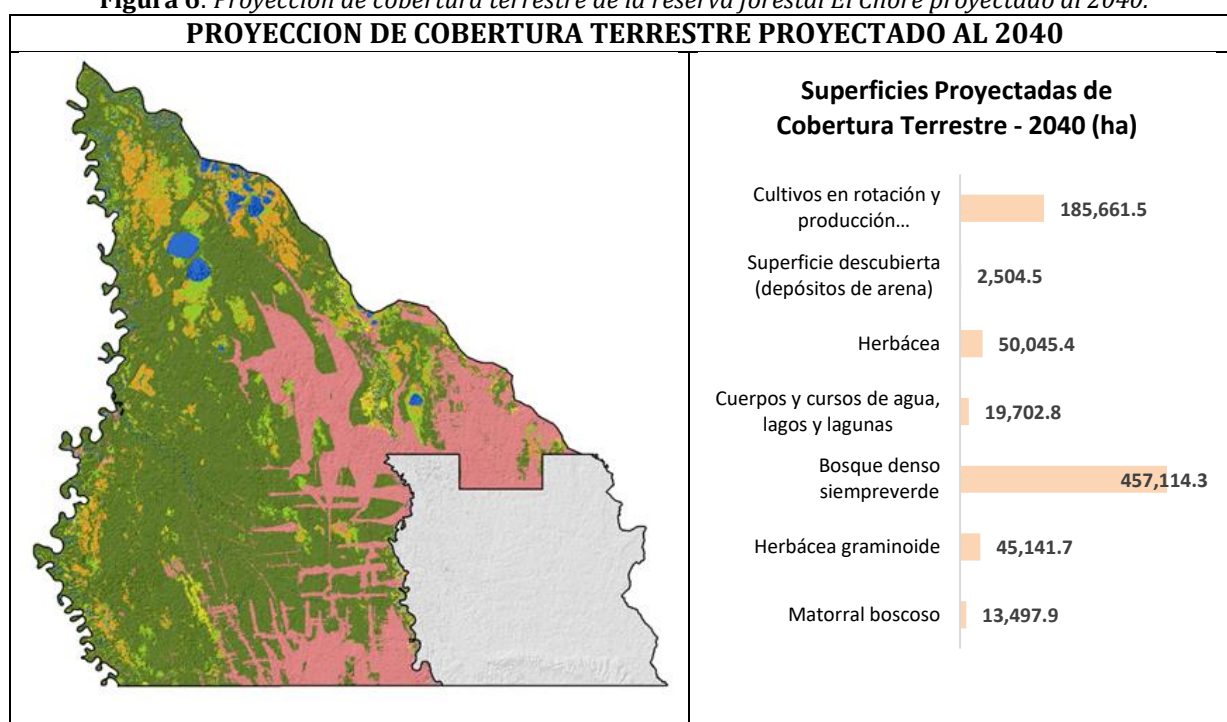
Tabla 5: Tasa de cambio de cobertura según FAO (2006).

Categorías de Cobertura Terrestre	TASA DE CAMBIO SEGÚN FAO (1996)						
	1995-2000	2000-2006	2006-2009	2009-2013	2013-2019	2019-2023	1995-2023
Matorral boscoso	-0.7%	-0.6%	-1.5%	-0.7%	-0.6%	-1.0%	-0.8%
Herbácea graminoide	-0.3%	-0.3%	-0.3%	-0.3%	-0.4%	-0.7%	-0.4%
Bosque denso siempreverde	0.0%	-0.2%	-0.8%	-0.4%	-0.7%	-0.9%	-0.5%
Cuerpos y cursos de agua, lagos y lagunas	0.0%	0.0%	-0.1%	0.0%	-0.1%	-0.2%	-0.1%
Herbácea	-0.1%	-0.1%	-0.1%	-0.2%	-0.3%	-0.4%	-0.2%
Superficie descubierta (depósitos de arena)	-0.1%	-0.1%	-0.1%	-0.2%	-0.3%	-1.3%	-0.3%

Categorías de Cobertura Terrestre	TASA DE CAMBIO SEGÚN FAO (1996)						
	1995-2000	2000-2006	2006-2009	2009-2013	2013-2019	2019-2023	1995-2023
Cultivos en rotación y producción extensiva/intensiva	19.6%	25.5%	25.0%	7.5%	9.1%	7.3%	15.7%

Etapas 3: Proyección del escenario de pérdida de cobertura forestal. Utilizando los resultados de las etapas anteriores como insumos, se implementa un modelo predictivo basado en redes neuronales artificiales para simular la posible evolución de la cobertura forestal en la reserva hasta el año 2040.

Figura 6: Proyección de cobertura terrestre de la reserva forestal El Chore proyectado al 2040.



4. Discusión

El análisis de las tendencias de cambio por cada cobertura terrestre, dan cuenta que existe un crecimiento sostenido de las áreas con actividad antrópica, afectando a las coberturas naturales, principalmente a la cobertura boscosa, lo que representa un fenómeno notable de deforestación, asimismo, en menor magnitud también son afectadas las coberturas de herbazales y matorrales.

El análisis cuantitativo de pérdidas y ganancias de cobertura terrestre, por cada periodo temporal observado y el periodo total (1995-2023), muestra la correlación de cambio entre coberturas. Asimismo, el análisis de pérdidas y ganancias, explica que coberturas fueron afectadas (reduciendo su superficie) a causa de aquellas que incrementaron su superficie.

Para el análisis de cambio de cobertura terrestre, se toma como el escenario base el año 1995, a partir del cual se identifican las tendencias en la dinámica de cambio de cobertura. Para el periodo 1995-2000, se observa un incremento de 1876.17 ha de superficie antrópica, donde las principales coberturas afectadas son los matorrales y las herbáceas, que en superficie suman una disminución de 1869 ha, sin embargo, la cobertura forestal sufre una leve pérdida de 41 ha que, en este periodo de 5 años no es muy significativo en comparación de los herbazales y matorrales.

En los periodos 2000-2006, 2006-2009 y 2009-2013, la ampliación de la frontera agrícola oscila entre 10.3 y 15.5 mil hectáreas por periodo, dinámica donde se observa que más del 80% va en desmedro de la cobertura boscosa, es decir, que la actividad antrópica durante estos periodos fue producto principalmente de la deforestación. Durante los dos últimos periodos 2013-2019 (6 años) y 2019-2023, el crecimiento de la frontera agrícola se incrementa en casi 3 veces más respecto a los periodos anteriores, alcanzando a 28.6 mil hectáreas, afectando en casi el 90% a la cobertura forestal; por lo que se puede colegir que, estos últimos periodos fueron los más críticos en cuanto a deforestación se refiere.

Los datos en el periodo 1995-2023, se observa que la ampliación de la frontera agrícola a través de la actividad antrópica, alcanzo a 9.5 mil hectáreas, donde el 84% fue en afectación a la cobertura boscosa y, el resto de la afectación fue en desmedro de las coberturas de herbáceas y matorrales.

La dinámica de cambio anualizada en cada periodo analizado, muestra una visión más homogénea del comportamiento de las coberturas en el tiempo y su nivel de magnitud y/o criticidad

Se puede evidenciar que existe una mayor criticidad en la pérdida forestal durante el periodo 2006-2009 con 4.6 mil hectáreas por año y el periodo 2019-2023 con 4.9 mil hectáreas de pérdida forestal por año. Estas pérdidas mayormente son explicadas por el avance de la frontera agrícola en estos mismos periodos con 5.2 mil hectáreas/año y 5.8 mil hectáreas/año respectivamente. El resto de las coberturas también son afectadas, no obstante, la afectación no es comparable con la cobertura forestal.

Existe una fuerte correlación inversa entre la ampliación de la frontera agrícola y la pérdida de cobertura boscosa, mientras que el resto de las coberturas (matorrales y herbazales) tienen un nivel de afectación marginal pero no menos importante. Asimismo, se puede advertir que los periodos más críticos de cambio de cobertura por año son 2006-2009 y 2019-2023.

El análisis del periodo comprendido entre 1995-2023, muestra las pérdidas y ganancias efectivas por año, donde se evidencia que existe un incremento de 3.2 mil hectáreas/año en la ampliación de la frontera agrícola; este incremento afecta en un 84% a la cobertura boscosa que, en todo el periodo registra una pérdida anual de 2.72 mil hectáreas/año. El resto de las coberturas también sufren afectación por efecto de la actividad antrópica, esta afectación equivale a 515 hectáreas/año.

La tasa de cambio de cobertura forestal y matorral boscoso son las que registran mayor índice de cambio, especialmente en el periodo 2006-2009 y 2019-2023, además de los periodos 2009-2013 y 2013-2019.

Respecto a la proyección de la deforestación, el escenario proyectado para el periodo 2023-2040, se estima un crecimiento de la frontera agrícola de casi 94 mil hectáreas y su afectación principal son los bosques en 77.4 mil hectáreas, lo que representa un 82%.

Según el mapa proyectado al 2040, la tendencia proyectada de crecimiento de la frontera agrícola, se dirige con mayor intensidad hacia el Nor-Oeste y al Sur de la Reserva, mientras que, en el área desafectada, el crecimiento es inminente en casi toda el área.

El régimen de cambio de cobertura anual que se registra en el periodo proyectado 2023-2030 (7 años), da cuenta un importante incremento de la frontera agrícola, alcanzado un crecimiento de 6 mil hectáreas/año, esta cifra es mucho mayor al registrado en el periodo 2019-2023 (5.8 mil has/año) que es el periodo con mayor crecimiento de las áreas con intervención antrópica. Asimismo, la pérdida de cobertura boscosa en este mismo periodo alcanza a 5.4 mil hectáreas/año, tasa mucho mayor al registrado en los todos los periodos anteriores. No obstante a lo mencionado anteriormente, si se considera un periodo de proyección de 17 años, es decir 2023-2040, se evidencia que el crecimiento de la frontera agrícola asciende a 5.5 mil has/año, este incremento es explicado en un 82% por la pérdida de cobertura boscosa que asciende a 4.5 mil has/año

5. Conclusiones

La evaluación prospectiva empleando técnicas de Teledetección, permitió identificar de manera espacial y cuantitativa, la dinámica de cambio de la cobertura terrestre y las tendencias de deforestación en el periodo 1995-2023 en la reserva forestal El Chore, elementos que permitieron plantear un escenario futuro al 2040 respecto a la deforestación y al estado general de la cobertura y su impacto por efecto de la actividad antrópica.

El análisis multitemporal de la cobertura terrestre, permitió identificar la tendencia histórica de la pérdida de cobertura forestal en la Reserva Forestal El Chore durante las últimas décadas, esta tendencia advierte una notable pérdida de cobertura forestal que, en un 80% a 90% es explicada por la ampliación de la frontera agrícola

La metodología empleada para el desarrollo de la presente investigación, fundamentalmente en lo que respecta a la adquisición y procesamiento de datos, ha demostrado eficiencia en el proceso y calidad en la obtención de resultados. Se implementó esquemas de programación en JavaScript para interactuar con la Big Data de información geoespacial en el entorno del Google Earth Engine, lo que permitió construir scripts funcionales para la adquisición y procesamiento de imágenes satelitales, lo que permitió optimizar tiempos respecto a los empleados en procesos tradicionales. Asimismo, el empleo de metodologías basadas en Redes Neuronales Artificiales (Machine Learning) en los modelos predictivos, permitió obtener escenarios futuros razonables y coherentes con los procesos históricos de evolución de la dinámica de cobertura terrestre.

Se determinaron cambios de cobertura terrestre bajo un esquema espacial representado en mapas, y sus equivalencias en términos cuantitativos y estadísticos; bajo este contexto, es posible establecer que en el año 1995, año base del estudio, la reserva forestal El Chore, tenía una superficie intervenida por actividad antrópica de 1.126 hectáreas, equivalente al 0.15% del total de la reserva, superficie

que fue incrementando a lo largo de los años; es así que, a partir del año base del estudio, se registra un incremento sostenido de la superficie intervenida de más de 81 veces hasta el año 2023, registrándose en este último año una superficie de 91.689 hectáreas de cobertura antrópica. Asimismo, el análisis multitemporal ha demostrado una tendencia de reducción de la cobertura boscosa, partiendo de 610.669 hectáreas el año base y decreciendo a 534.546 hectáreas el año 2023. Estos datos demuestran de manera fáctica que la deforestación es explicada en su mayoría por intervención antrópica.

El análisis espacial de cambio de cobertura terrestre, permitió generar modelos numéricos en forma de representaciones espaciales, insumos fundamentales como variables de entrada y salida durante el proceso de evaluación del cambio de cobertura terrestre; este proceso permitió generar modelos numéricos de cambio de Cobertura y Transición, modelos numéricos de Persistencia de cobertura terrestre y modelos numéricos de Tendencia de cambio de cobertura. Estas representaciones cartográficas, se constituyeron en las variables del modelo predictivo para determinar los escenarios futuros de deforestación.

La aplicación de un modelo predictivo de cobertura terrestre, basado en Redes Neuronales Artificiales (RNA) Multilayer Perceptron (MLP), utilizando el algoritmo de retropropagación, permitió generar escenarios futuros de la reserva forestal El Chore, en términos de cobertura terrestre, para los años 2030 y 2040. La aplicación de esta metodología que está basada en Machine Learning, a diferencia de los tradicionales modelos predictivos basados en regresiones, emplea funciones de activación para periodo de retropropagación (época), lo que permitió obtener escenarios futuros razonables y coherentes con la dinámica histórica de cambio de cobertura terrestre.

Referencias

Animal Production and Health Division-FAO. (2007). Ganadería y Deforestación. Roma.

Camacho-Sanabria, J., Juan Pérez, J., Pineda Jaimes, N., Cadena Vargas, E., Bravo Peña, L., & Sánchez López, M. (2015). Cambios de Cobertura/Usos del Suelo en una porción de la Zona de Transición Mexicana de Montaña. *SciELO*, 112.

Camara Forestal de Bolivia. (2019, Febreo 5). Camara Forestal de Bolivia. Retrieved from Camara Forestal de Bolivia: <https://www.cfb.org.bo/noticias/medioambiente/bolivia-deforesta-350-000-hectareas-al-ano.html>

Corporación Regional de Desarrollo de Santa Cruz - CORDECRUZ. (1995). Plan de Uso de Suelo PLUS. La Paz.

FAO. (2006). Sistemas de Información Geográficos (SIG) en salud Animal. Retrieved from http://www.fao.org/tempref/GI/Reserved/FTP_FaoRlc/old/prior/segalim/animal/sig/intro/compo.htm#soft

FAO. 2018. (2018). El estado de los bosques del mundo - Las vías forestales hacia el Desarrollo Sostenible. Roma: Licencia: CC BY-NC-SA 3.0 IGO.

Gobierno Autónomo Departamental de Santa Cruz. (2013). Problemática de las Reservas Forestales en el departamento de Santa Cruz. Santa Cruz - Bolivia.

Gobierno Autónomo Departamental de Santa Cruz. (s.f.). El CHore. Retrieved from Gobierno Autonomo Departamental de Santa Cruz:

http://www.santacruz.gob.bo/sczturistica/medioambiente/recursos_bosques_reservasforestales/contenido/2789/30002010

Google. (2024). Google Earth Engine. Retrieved from Google Earth Engine: <https://earthengine.google.com/>

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*.

Hansen, M., Potapov, P., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S., Tyukavina, A., & Townshend, J. (2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*.

Lindquist, E., D'Annunzio, R., Gerrand, A., MacDicken, K., Achard, F., Stibig, H.-J., . . . San-Miguel-Ayanz, J. (2012). Cambio de uso de las tierras forestales mundiales 1990–2005. Roma: Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación y Centro Común de Investigación de la Comisión Europea.

Martin, R. M. (2008). Deforestación, cambio de uso de la tierra y REDD. *Unasylva* - FAO, 60.

Puyravaut, J. (2003). Standardizing the calculation of the annual rate of the deforestation. *ELSEVIER*, 596.

Sánchez Azofeifa, G. A. (1997). Conceptos Básicos de Cambios en El Uso Y Cobertura de la Tierra, Ordenamiento Territorial Y Sistemas de Información Geográficos. Nicaragua.

Turner, W., Rondinini, C., Pettorelli, N., Mora, B., Leidner, A., Szantoi, Z., & Koh, L. (2015). Free and open-access satellite data are key to biodiversity conservation. *Biological Conservation*.

Urioste E., A. (2010, Septiembre). Deforestación en Bolivia, una amenaza mayor al Cambio Climático - FUNDACIÓN FRIEDRICH EBERT, FORO DE DESARROLLO Y DEMOCRACIA. Bolivia.