

Análisis de la Deforestación en el Bosque Nacional Jamanxim mediante Procesamiento de Imágenes Satelitales

Autor: Antonio Simón Martín

UNIR

`antonio.simon850@comunidadunir.net`

10 de febrero de 2025

Resumen

Este estudio analiza la deforestación en el Bosque Nacional Jamanxim a partir de imágenes satelitales y técnicas avanzadas de procesamiento digital de imágenes. Se aplican métodos de eliminación de ruido, segmentación y cálculo del área afectada para obtener una estimación precisa de la pérdida de cobertura forestal. Los resultados obtenidos permiten visualizar la evolución del fenómeno a lo largo del tiempo y evaluar su impacto ambiental, proporcionando una base para futuras estrategias de conservación y monitoreo.

1. Introducción

La deforestación en la Amazonía es un problema ambiental de gran magnitud, con impactos significativos del ciclo del carbono y equilibrio climático global. En particular, el Bosque Nacional Jamanxim, ubicado en Brasil, ha sido una de las regiones más afectadas por la expansión de la frontera agrícola, la tala ilegal y la construcción de infraestructuras. Dado el ritmo acelerado de la pérdida de cobertura forestal, es fundamental desarrollar herramientas de monitoreo eficientes que permitan cuantificar con precisión la deforestación y su evolución en el tiempo.

El procesamiento de imágenes satelitales ha demostrado ser una metodología efectiva para evaluar cambios en la cobertura forestal a gran escala. A través de técnicas de segmentación y análisis automatizado, es posible identificar patrones de deforestación y estimar el área afectada con un alto grado de precisión. En este estudio, se implementa un pipeline de procesamiento de imágenes que permite analizar la evolución de la deforestación en el Bosque Nacional Jamanxim entre 2001 y 2019, utilizando imágenes satelitales de alta resolución.

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar un método automatizado para la detección y cuantificación de la deforestación, asegurando la eliminación de interferencias como nubes y cuerpos de agua mediante técnicas avanzadas de procesamiento digital. Se emplean estrategias como la detección en el espacio de color **HSV**, el **inpainting** para

la reconstrucción de áreas nubosas y la segmentación con el **método de Otsu**, refinada posteriormente con **operaciones morfológicas**.

A partir de esta metodología, se busca no solo estimar con precisión la superficie deforestada en cada año, sino también analizar las tendencias y variaciones en el proceso de deforestación a lo largo del tiempo. Los resultados obtenidos pueden contribuir al monitoreo ambiental y servir como base para futuras investigaciones sobre la conservación de los ecosistemas amazónicos.

2. Material y Métodos

2.1. Materiales Utilizados

Para este estudio, se parte de un archivo en formato GIF compuesto por 20 fotogramas, cada uno representando un año en el periodo comprendido entre 2001 y 2019. Estas imágenes satelitales permiten visualizar la evolución de la deforestación en la selva amazónica, específicamente en el Bosque Nacional Jamanxim, en Brasil. Para facilitar su procesamiento y análisis, se extraen los fotogramas y convierten en imágenes individuales en formato PNG, asegurando que cada imagen estuviera alineada con el año correspondiente dentro del rango de estudio.



Figura 1: Imágenes originales de la selva en 2001 y 2011.

Cada imagen, con resolución 800x720 píxeles por los tres canales R (red), G (green), B (blue), muestra diferencias en la cobertura forestal, lo que permite evaluar los cambios en la vegetación a lo largo del tiempo. A partir de diversas técnicas de procesamiento digital, como la mejora de imagen, segmentación y cálculo de la superficie afectada.

2.2. Método de Análisis

Para cuantificar la evolución de la deforestación en el Boseque Nacional Jamanxim, se ha diseñado un pipeline automatizado basado en el procesamiento digital de imágenes. Este proceso abarca desde la extracción y preprocesamiento de las imágenes hasta la segmentación y cálculo del área deforestada.

2.2.1. Extracción y preparación de las imágenes

En primer lugar se extraen los fotogramas individuales desde un archivo GIF compuesto por 20 imágenes, cada una representando un año en el rango 2001-2019. Para ello se hace uso de la librería **Pillow** de Python, permitiendo dividir el GIF en imágenes independientes en formato PNG, facilitando así su análisis y procesamiento individual.

Cada imagen corresponde a una toma satelital de la región estudiada, donde se observan variaciones en la cobertura forestal. Para garantizar la coherencia entre imágenes, se verifica que todas tengan la misma resolución y escala espacial.

2.2.2. Preprocesamiento de imágenes

Las imágenes satelitales presentan elementos que pueden afectar la segmentación de la deforestación, como encontramos en este caso con las nubes y un río presente en la parte superior izquierda. En el caso del río se optó por tratarlo en la parte de mejora de la segmentación, para las nubes presentes en la mayoría de imágenes si se realizó en la etapa del preprocesamiento.

Las nubes suelen reflejar una gran cantidad de luz, lo que hace que en las imágenes en escala de grises se confundan con las zonas de deforestación. Para abordar el problema, se desarrolla un método basado en segmentación en el espacio de color **HSV** y operaciones morfológicas, seguido de una reconstrucción mediante **inpainting**.

El espacio de color **HSV (Hue, Saturation, Value)** es ampliamente utilizado en procesamiento de imágenes porque separa de manera efectiva la información de color (tono, H) de la información de iluminación (brillo, V). Las nubes al ser elementos altamente reflectantes, tienen valores altos en la componente V (brillo) y baja saturación (S), ya que son casi blancas o grises.

Para segmentar las nubes, se aplica un filtro basado en la componente V del espacio HSV. Se establecen umbrales específicos para detectar regiones brillantes con baja saturación:

- **lower_bound=(0, 0, 170)**: el valor mínimo ($V \geq 170$) asegura que solo se detecten píxeles con brillo alto.
- **upper_bound=(180,80,255)**: La saturación máxima ($S \leq 80$) evita seleccionar regiones con colores intensos, destacando áreas verdes de la vegetación. Y el tono (H) se deja en el rango 0-180, ya que las nubes pueden reflejar diferentes colores dependiendo de las condiciones de iluminación.

Se genera una máscara binaria donde los píxeles detectados como nubes aparecen en blanco (255) y el resto en negro (0). Para seguidamente mejorar la segmentación de esta máscara con la operación morfológica **dilatación**, que permite expandir las áreas blancas

para asegurar que toda la nube sea detectada. Se define un elemento estructurante en forma de elipse con dimensiones (3, 3).

Por último se eliminan las nubes y se reconstruye la imagen de manera que las regiones nubosas sean reemplazadas por valores realistas. Para ello, se utiliza la técnica de **inpainting**, que permite rellenar las áreas enmascaradas con valores interpolados a partir de los píxeles vecinos. Se aplica el **método de Telea**, que utiliza la interpolación basada en la distancia a los bordes de la región enmascarada, asegurando una transición suave entre las áreas rellenadas y el resto de la imagen.

2.2.3. Segmentación con Método Otsu y Refinamiento con operación de Apertura

La detección de áreas deforestadas se realizó mediante segmentación binaria, proceso en el cual se separan los píxeles de la imagen en bosque intacto (negro, 0) y deforestación (blanco, 255). Para lograr esto, se utiliza el **método Otsu**, seguido de una mejora de la segmentación con la operación morfológica de **apertura**.

- **Segmentación con Método Otsu:** es una técnica de umbralización automática que selecciona el umbral óptimo para dividir una imagen en dos regiones. En lugar de fijar un umbral arbitrario, Otsu analiza el histograma de la imagen y encuentra el valor que minimiza la varianza intra-clase, asegurando que los píxeles dentro de cada clase sean lo más homogéneos posible. Primero se convierte la imagen a escala de grises y se aplica el método que automáticamente encuentra el mejor umbral, asegurando que la segmentación se adapte a las características de cada imagen sin necesidad de ajustes manuales.
- **Mejora con operación de apertura:** tras el método Otsu, se pueden encontrar artefactos aislados o bordes irregulares en la detección del área deforestada. En concreto se encuentra la presencia de un río mencionado anteriormente y con esta operación se consigue eliminar. Para ello se aplica la operación morfológica de apertura, que es la combinación de la erosión seguida de una dilatación. Se usa el mismo elemento estructurante que en el caso del preprocesamiento, con la finalidad de recorrer la imagen y modificar los píxeles según su vecindario.
 - **Erosión:** elimina las pequeñas regiones blancas aisladas, lo que ayuda a reducir ruido en la segmentación.
 - **Dilatación:** expande las regiones blancas para restaurar áreas que pudieron haberse reducido en exceso con la erosión.

2.2.4. Cálculo del área deforestada

Con el fin de cuantificar la deforestación en términos de superficie, se emplea la escala de la imagen proporcionada en las indicaciones del estudio:

- 51 píxeles corresponden aproximadamente a 20 km en la realidad.
- Cada píxel representa un área de $(20/51)^2 \text{ km}^2$

El cálculo final del área deforestada se realiza contando los píxeles totales blancos en la imagen segmentada y multiplicando por el factor de conversión:

$$\text{Área deforestada (km}^2\text{)} = \text{Número de píxeles blancos} \times \left(\frac{20}{51}\right)^2 \quad (1)$$

Esta metodología ha permitido obtener la extensión de la deforestación año tras año, proporcionando una base sólida para evaluar su evolución.

3. Resultados

El análisis de la deforestación en el Bosque Nacional Jamanxim durante el periodo 2001-2019 revela un aumento progresivo en la superficie deforestada. La Figura 2 se observa la evolución del área deforestada a lo largo de los años, con un crecimiento sostenido en la pérdida de cobertura forestal.

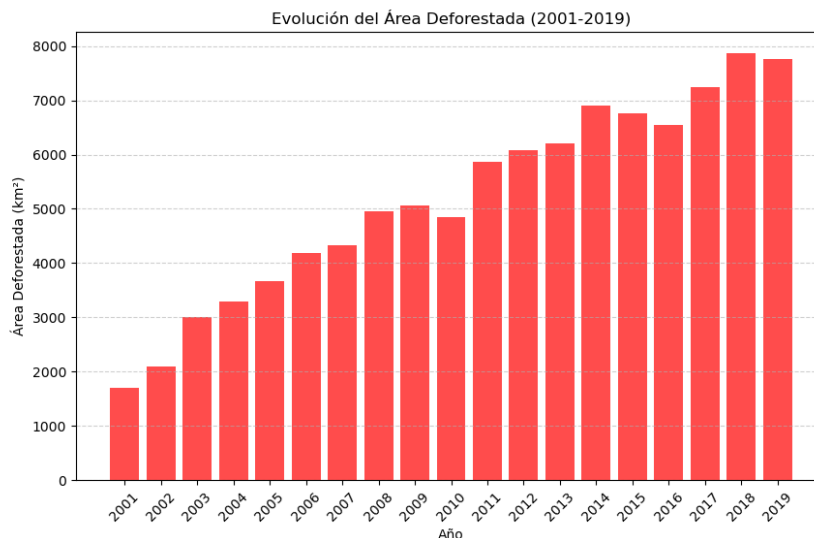


Figura 2: Evolución de la deforestación en km² entre 2001 y 2019.

La tendencia indica un incremento acelerado de la deforestación en los primeros años, seguido de fluctuaciones a partir de 2010, con algunos periodos de reducción temporal y nuevos picos en años recientes. Para entender mejor estos cambios, se presta atención a los casos más significativos, seleccionando imágenes de los años 2001, 2010, 2011 y 2019, los cuales se considera que representan momentos clave en la evolución de la deforestación. Para la visualización completa todas las segmentaciones se puede consultar el notebook **VA_ACT3_DeforestacionFinal**.

En primer lugar se observa el preprocesamiento de cada una de estas imágenes, la máscara creada para la segmentación de las nubes y el resultado final de la imagen sin nubes.

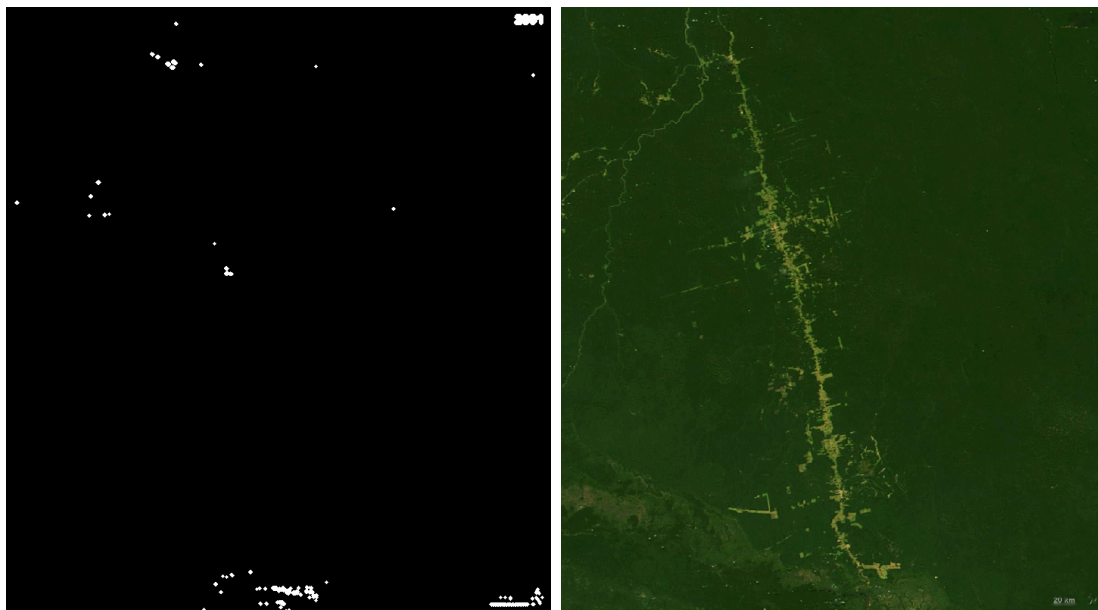


Figura 3: Máscara de nubes e imagen resultante para 2001.

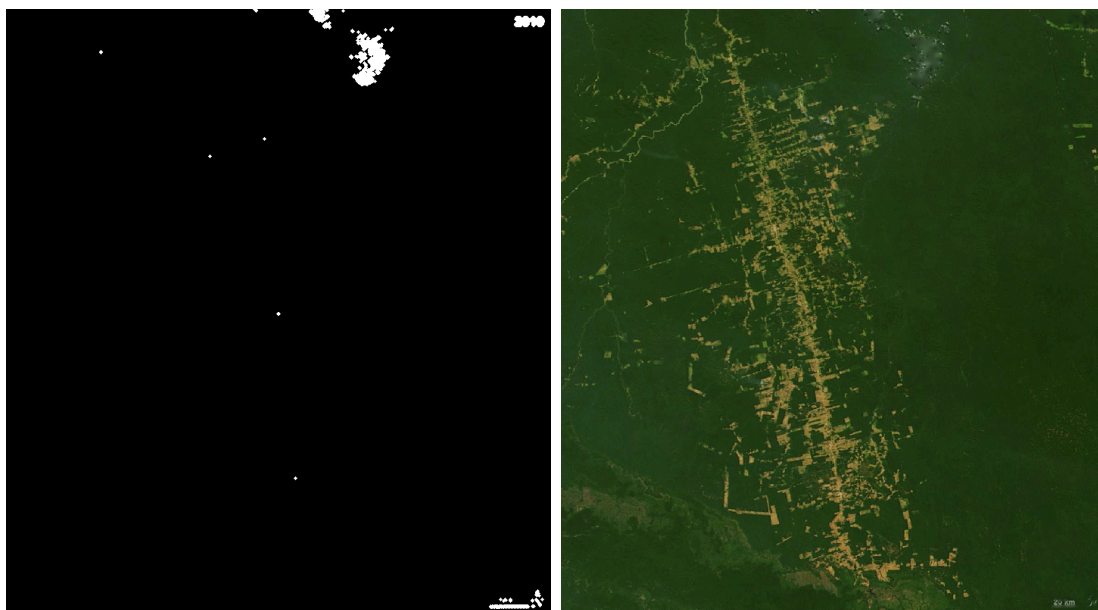


Figura 4: Máscara de nubes e imagen resultante para 2010.

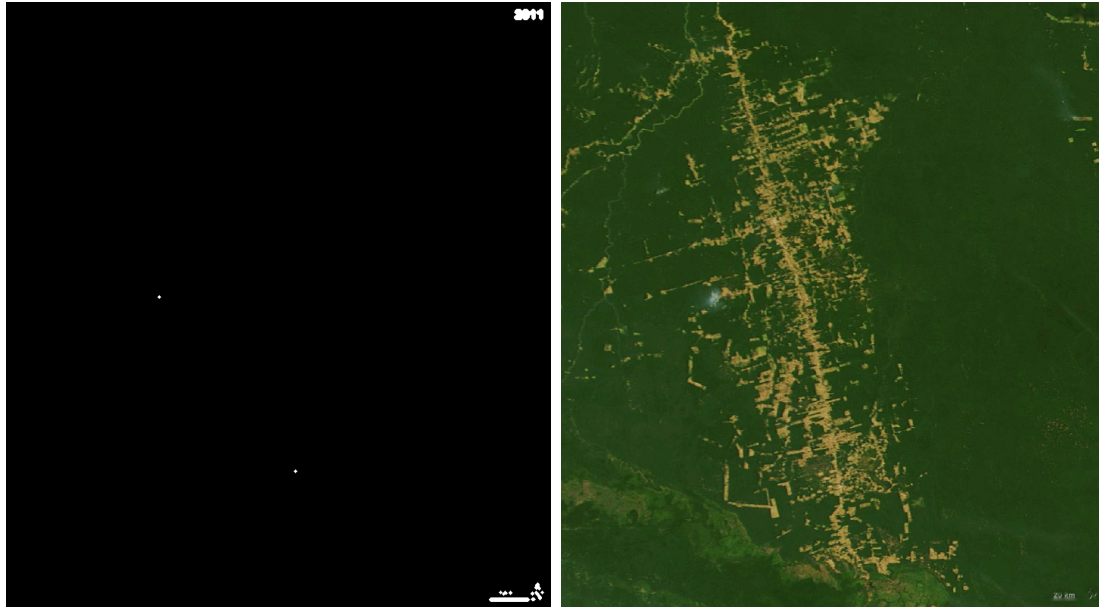


Figura 5: Máscara de nubes e imagen resultante para 2011.

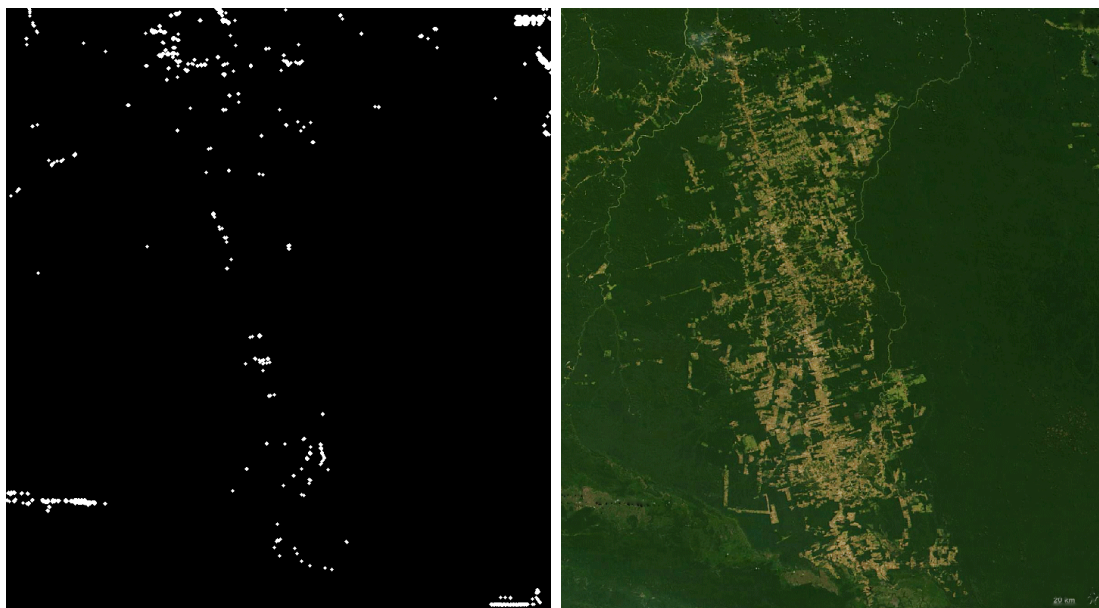


Figura 6: Máscara de nubes e imagen resultante para 2019.

En los cuatro casos analizados se pueden extraer diferentes conclusiones. En las máscaras de 2001 y 2019, algunos píxeles fueron identificados erróneamente como nubes, aunque este pequeño margen de error es aceptable, ya que el método logra detectar y eliminar la mayoría de ellas de manera efectiva. Además, al aplicar inpainting, los píxeles mal identificados son reemplazados por valores similares, minimizando el impacto del error. En contraste, en 2010 el resultado es especialmente preciso, logrando detectar y eliminar casi por completo la nube presente en la imagen.

También puede empezar a apreciarse la gran diferencia de área deforestada entre el año 2001 y el resto de años, incluso se puede apreciar el cambio entre 2010 y 2011 que se

podía apreciar en la gráfica.

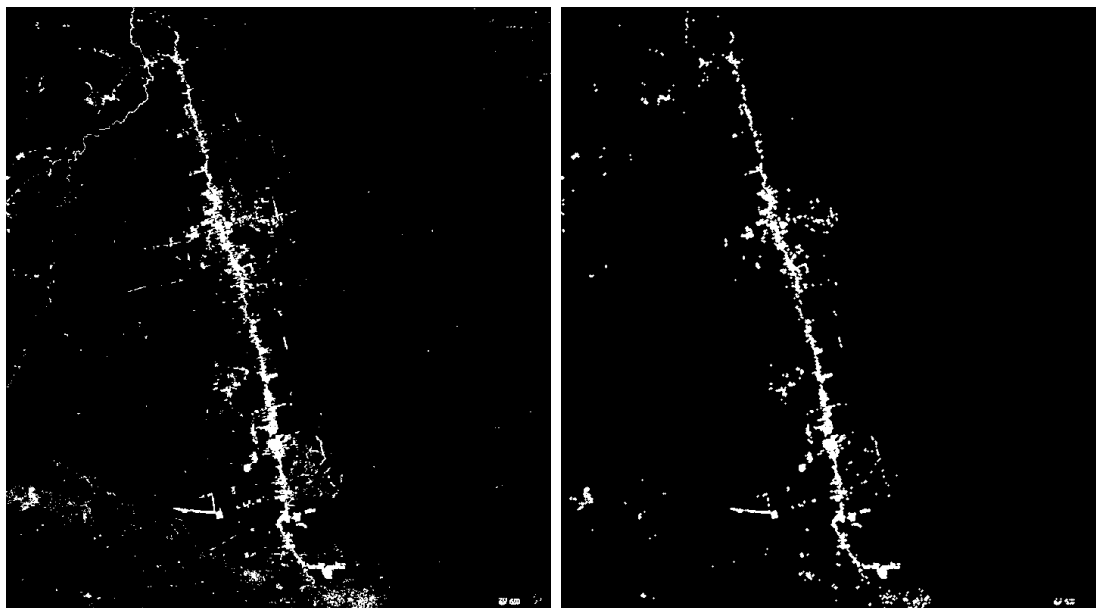


Figura 7: Segmentación y mejora para 2001.

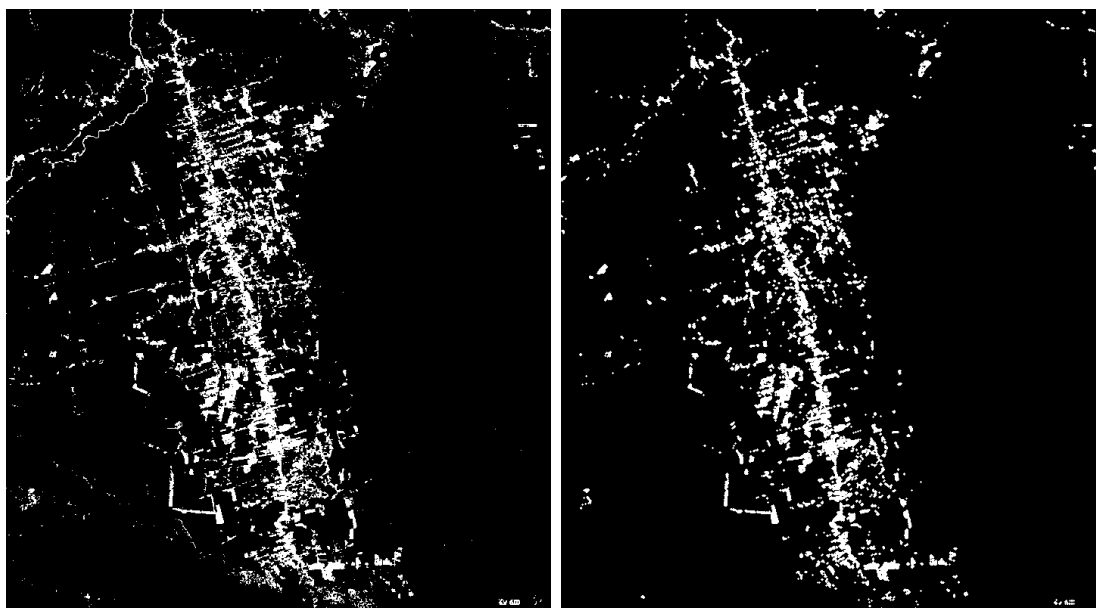


Figura 8: Segmentación y mejora para 2010.

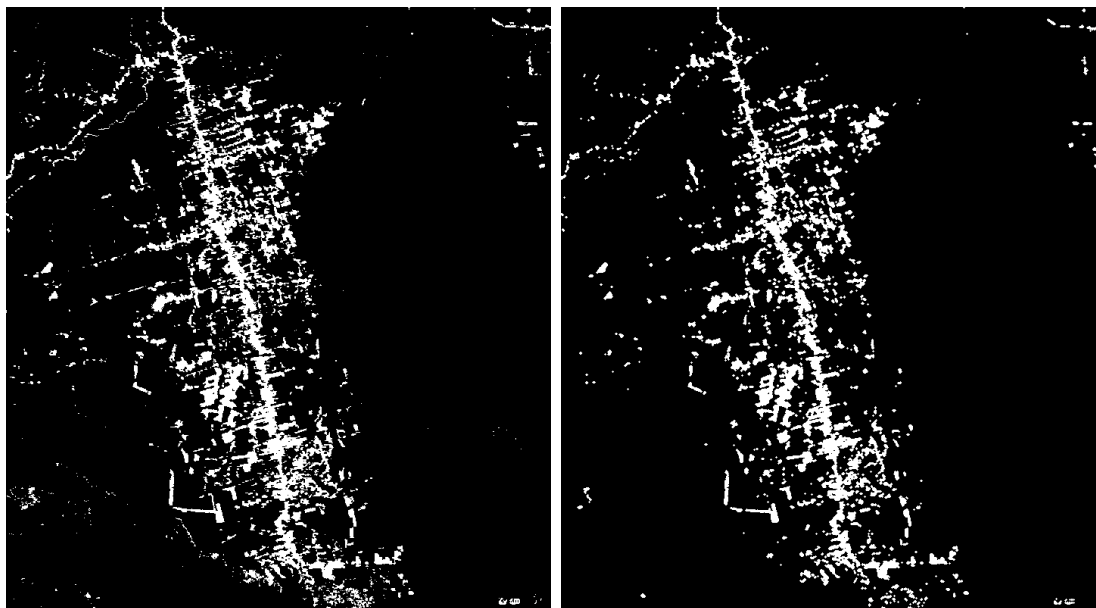


Figura 9: Segmentación y mejora para 2011.

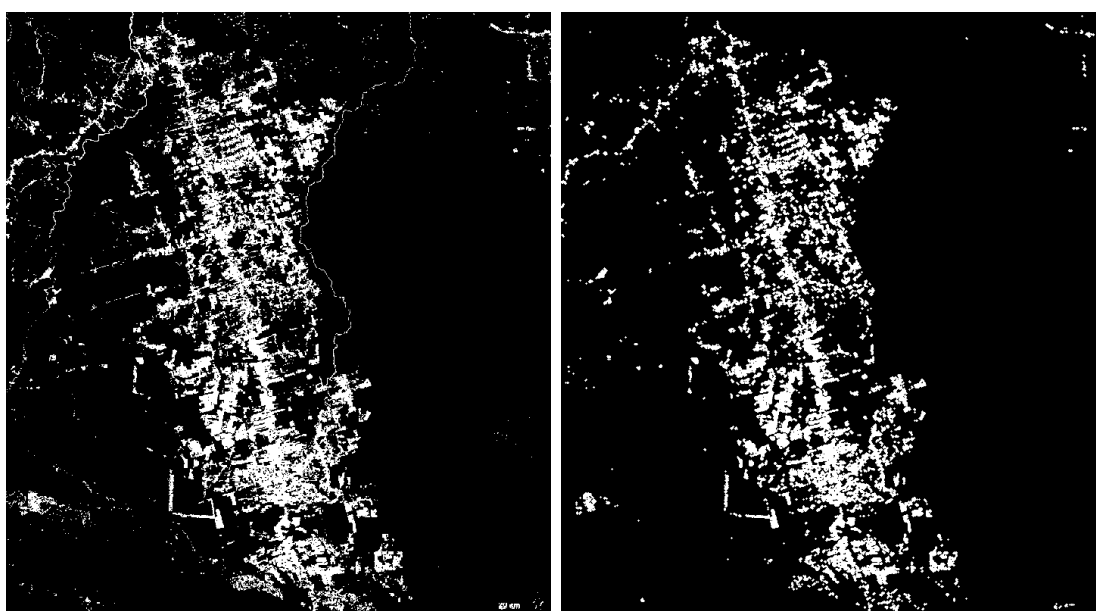


Figura 10: Segmentación y mejora para 2019.

Al analizar la segmentación obtenida con el método de Otsu en los cuatro casos, se observa una primera delimitación bastante precisa del área deforestada, permitiendo visualizar claramente el deterioro a lo largo del tiempo. No obstante, también se identifican pequeñas regiones ajenas a la deforestación, como el río y otras zonas no relevantes. Para corregir esto, se aplica la mejora mediante la operación morfológica de apertura, que elimina estos elementos no deseados. Aunque este proceso implica una ligera pérdida de información en el área de estudio, el resultado final es mucho más acertado.

4. Conclusiones

El análisis de la deforestación en el Bosque Nacional Jamanxim a través del procesamiento de imágenes satelitales ha permitido evaluar con gran precisión la evolución de la pérdida de cobertura forestal entre 2001 y 2019. La implementación del pipeline automatizado empleando técnicas de procesamiento de imágenes, ha facilitado la eliminación de elementos como nubes y ríos, asegurando una segmentación más precisa de las áreas deforestadas.

El uso del espacio de color HSV para la detección de nubes ha resultado ser una estrategia bastante eficaz, permitiendo diferenciarlas de la vegetación y otros elementos. Aunque en algunos casos se identifican píxeles erróneos, la aplicación de inpainting logra corregir estas inconsistencias sin afectar significativamente al análisis.

La segmentación mediante el método Otsu ofrece una primera delimitación clara de la deforestación, aunque con pequeñas imprecisiones debido a la presencia de regiones no afectadas. Por ello la aplicación de operaciones morfológicas, como ha sido la apertura, ha permitido refinar los resultados eliminando estos elementos no deseados, obteniendo una segmentación más fiable. Los resultados muestran una tendencia creciente en la deforestación, con un incremento notable en los primeros años y picos significativos en periodos posteriores. Estos hallazgos refuerzan la importancia de monitorear continuamente estos cambios para evaluar el impacto ambiental y diseñar estrategias de conservación más efectivas.

5. Referencias

- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S. V., Goetz, S. J., Loveland, T. R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C. O., & Townshend, J. R. G. (2013). *High-resolution global maps of 21st-century forest cover change*. Science, 342(6160), 850–853.
- Otsu, N. (1979). *A threshold selection method from gray-level histograms*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 9(1), 62–66.
- González, R. C., & Woods, R. E. (2017). *Digital Image Processing* (4th ed.). Pearson.
- Tucker, C. J., & Townshend, J. R. G. (2000). *Strategies for monitoring tropical deforestation using satellite data*. International Journal of Remote Sensing, 21(6–7), 1461–1471.
- Achard, F., Eva, H. D., Mayaux, P., Stibig, H. J., & Belward, A. (2004). *Improved estimates of net carbon emissions from land cover change in the tropics for the 1990s*. Global Biogeochemical Cycles, 18(2), 1–11.
- OpenCV Documentation. *CLAHE and Histogram Equalization*.