

Análisis de la deforestación en la selva amazónica con técnicas de segmentación

Eduard Ortegón, eduardfelipe.ortegon154@comunidadunir.net

Abstract—This study analyzes deforestation trends using both statistical methods and computer vision techniques. Image processing methods such as CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) and adaptive Otsu thresholding were applied to enhance and segment satellite images, improving deforestation area detection. The results show a continuous increase in deforested land, emphasizing the need for effective monitoring strategies. This approach provides valuable insights for conservation efforts and decision-making in environmental policies.

Index Terms—Adaptive OTSU, histogram equalization, gaussian blur, adaptive histogram equalization (CLAHE), morphological operations.

I. INTRODUCCIÓN

LA selva amazónica es una de las regiones con mayor biodiversidad del planeta y desempeña un papel fundamental en la regulación del clima global. Se estima que alberga el 9% de los mamíferos, el 14% de las aves, el 13% de las especies de peces de agua dulce y el 22% de las especies de plantas vasculares a nivel mundial, muchas de ellas endémicas [1]. Además, es responsable de la producción de más del 20% del oxígeno atmosférico [2], contribuye al reciclaje del agua de lluvia y facilita el transporte de grandes volúmenes de vapor de agua, conocidos como ríos voladores, los cuales desempeñan un papel clave en los ciclos hidrológicos regionales[3]. Asimismo, su estabilidad es crucial para la seguridad alimentaria global.

En las últimas décadas (2000-2019), la deforestación en el Amazonas ha aumentado de manera alarmante, impulsada en gran medida por el cambio climático y la expansión de actividades propias de los humanos. El análisis de este fenómeno resulta esencial para evaluar su impacto y desarrollar estrategias de conservación. Investigaciones previas han abordado las implicaciones económicas y productivas de la deforestación. Carlino [4], economista especializada en cambio climático y finanzas, señala que las alteraciones ambientales han dado lugar a nuevas dinámicas económicas, mientras que Rollero [5], ingeniero agrónomo, destaca que el cambio climático afecta la producción agrícola y genera riesgos en la seguridad alimentaria.

Dado el impacto ambiental y económico de la deforestación en la Amazonía, resulta fundamental contar con herramientas avanzadas que permitan evaluar de manera precisa su evolución y alcance. En este contexto, el presente trabajo propone el uso de técnicas de visión artificial para el análisis de imágenes satelitales con el fin de cuantificar la pérdida de cobertura forestal en la Amazonía entre los años 2000 y 2019. Se emplearán métodos de segmentación de imágenes

como Otsu adaptativo, ecualización de histograma, desenfoque gaussiano (Blur Gaussiano), ecualización de histograma adaptativa (CLAHE) y operaciones morfológicas. A través de este enfoque, se pretende proporcionar evidencia visual y numérica del deterioro ambiental, con el fin de examinar el fenómeno de la deforestación y evaluar de manera integral el impacto de las iniciativas de conservación en la selva amazónica.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

Este trabajo será dividido en tres etapas principales, las cuales serán llamadas, obtención de frames, procesamiento y generación de resultados. Para realizar dicho proceso se usarán los siguientes materiales y métodos.

A. Etapa 1: Obtención de frames

- **Imagen GIF:** El archivo GIF contiene una serie de imágenes las cuales representan la evolución de la deforestación del Bosque Nacional Jamanxim en la región amazónica del Brasil, estas imágenes fueron capturadas por los satélites Landsat, una serie de misiones operadas por Estados Unidos para la observación en alta resolución de la superficie terrestre, bajo la supervisión de la NASA.
- **Script (Obtención de frames):** Se utilizó la librería Pillow para extraer cada frame del GIF y almacenarlo para su procesamiento. Allí simplemente se realiza la lectura del GIF y se obtienen frame por frame cada una de las imágenes correspondientes que luego se almacenan en la carpeta en donde también se almacena el código de segmentación, procesado y cálculo de dichos frames.

B. Etapa 2: Procesamiento

- **Script (Segmentación, procesado y cálculo):** En esta etapa, se aplican diversas técnicas de segmentación de imágenes que serán analizadas en la sección de resultados. Además, se realizan los cálculos correspondientes para cuantificar la deforestación a lo largo de los 10 años en los que se dispone de imágenes.
- **Operaciones Morfológicas:** Se realizan operaciones de apertura usando elementos estructurantes en forma de elipse con una matriz de 3x3, con el propósito de reducir el ruido y mejorar la continuidad de las áreas segmentadas.
- **Herramientas de Segmentación:** Las herramientas de segmentación buscan separar las áreas de interés

mediante distintas técnicas, como umbralización y operaciones morfológicas.

- **Ecualizador de Histograma Adaptativo (CLAHE):**

Sirve para mejorar el contraste especialmente en áreas donde el brillo varía significativamente. En vez de realizar el ajuste de histograma estándar que realiza dicho ajuste de manera global, el ajuste de histograma adaptativo trabaja en zonas locales, llamadas mosaicos, bloques o *tiles*, lo que facilita la detección de bordes y detalles.

- **OTSU Adaptativo:** Es una técnica de segmentación que se adapta a los cambios de brillo en diferentes partes de una imagen, la idea principal que se busca con este enfoque es hallar un umbral para separar los objetos de una imagen de su fondo (OTSU). La diferencia del OTSU con respecto a su enfoque adaptativo radica en como se realiza el cálculo de dicho umbral para binarizar la imagen; ya que el OTSU adaptativo en lugar de buscar un umbral global lo que hace es separar la imagen en pequeñas regiones y calcular el umbral localmente para cada una. Cabe resaltar que ambos enfoques de segmentación funcionan muy bien para imágenes en escala de grises ya que están diseñados para este enfoque, así las imágenes a color es necesario transformarlas a escala de grises antes de aplicar dichos métodos.

- **Blur Gaussiano:** Suele ser muy usado en tareas de preprocesamiento debido a que suaviza las texturas no deseadas, aunque el Blur Gaussiano se asocia con desenfoque, su función principal es reducir el ruido y suavizar variaciones bruscas, facilitando la segmentación y detección de bordes.

C. Etapa 3: Análisis de Resultados

En esta etapa se evaluarán los datos obtenidos tras la segmentación y procesamiento de las imágenes. Se analizarán los cálculos realizados para cuantificar la deforestación y se interpretarán los resultados obtenidos mediante las distintas técnicas aplicadas. Además, se compararán las respuestas generadas por cada método, permitiendo identificar su efectividad en la detección de cambios en la vegetación a lo largo del tiempo.

III. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Se realizó la implementación del pipeline que se observa en la figura 1, primero se obtuvieron cada una de las imágenes presentes en el GIF, para este fin se realizó la implementación de un código en Python que realiza la separación y guardado de las imágenes en la carpeta donde se encuentra el procesado de cada una de las imágenes.

Este Script permitió obtener 20 imágenes a las cuales se les asignó un nombre consecutivo ya que el GIF tenía en orden cada uno de los años dentro de sus frames. Estas imágenes fueron analizadas y se logró observar que la primera imagen



Fig. 1: Pipeline para analizar la deforestación

del GIF contaba con un modo de color diferente a las otras imágenes, lo cual iba a afectar posteriormente en el análisis. Las imágenes almacenadas se observan en la Fig 2.

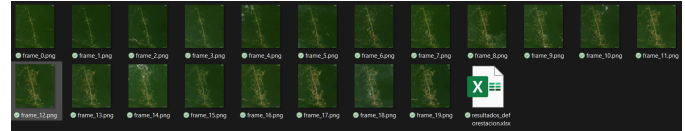


Fig. 2: Distribución de frames

Estas imágenes almacenadas son leídas por el segundo Script el cual extrae el número del archivo y le asigna su año correspondiente, este proceso se realiza debido a que al intentar ordenar por nombre los archivos estos quedan ordenados diferente no se logra observar frame_0, frame_1, frame_2 sino que debido a la naturaleza string de los nombres se ordenan como frame_0, frame_1, frame_11, frame_12 lo que haría que se vieran desordenados al final del análisis, no es un gran problema, pero es más fácil de entender si los datos están ordenados.

Luego de ordenar los frames correctamente y asignarles el año específico se empieza con el preprocesamiento de los datos. Lo primero que se realiza en este preprocesamiento de los datos es la validación del modo de color. Como se indicó al comienzo de esta sección el frame_0 contaba con un modo "P" este modo indica que la imagen está indexada con una paleta de colores, lo que implica que en lugar de almacenar los colores de la imagen en RGBA o RGB la imagen usa una tabla de colores donde cada píxel almacena un índice que apunta a un color dentro de esa tabla, así que para evitar problemas con el tratamiento de la imagen se modificó el modo de la misma a modo RGB.

Tras realizar dicha conversión se procedió a modificar las 20 imágenes a escala de grises como se observa en el pipeline de la Figura 1, esto con el fin de poder implementar las técnicas subyacentes y en específico la técnica de Otsu adaptativo, ya que como se explicó en la sección de materiales y métodos solo funciona con imágenes en escala de grises.

Aplicados los cambios mencionados se realizó posteriormente la mejora de contraste CLAHE, que como se puede observar en la figura 3 se aplica sobre la imagen gris con el fin de resaltar la información más relevante para el análisis de la deforestación de la selva amazónica para el año 2000.

Esta imagen es mucho más sencilla de analizar que la imagen a color, pero todavía tiene fallos relacionados con la selección de la información que se va a analizar. Por este motivo se implementan técnicas de segmentación por umbralización que buscan separar el fondo de la imagen de los objetos presentes en la misma. En este caso específico se

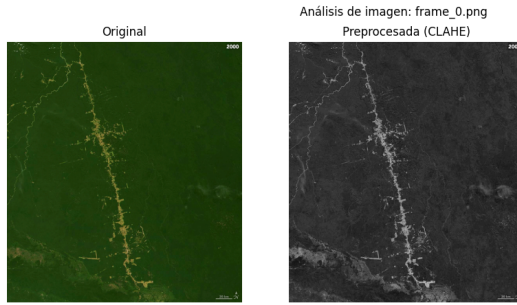


Fig. 3: Mejora de Contraste CLAHE

hará uso del OTSU adaptativo. Que como se puede observar en la figura 4 es una muy buena aproximación de lo que se desea analizar.

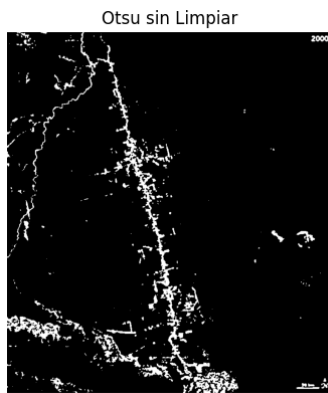


Fig. 4: Otsu Adaptativo

En este punto, se podría considerar concluido el análisis. No obstante, es importante evaluar el impacto de la presencia de nubes en la imagen procesada y determinar si el método de umbralización utilizado permite su detección de manera precisa, ya que al realizar cálculos de áreas deforestadas estas podrían interferir en el cálculo de la misma generando valores erróneos.

Así bien se analiza el frame 14 que es aquel que presenta mayor cantidad de nubes.

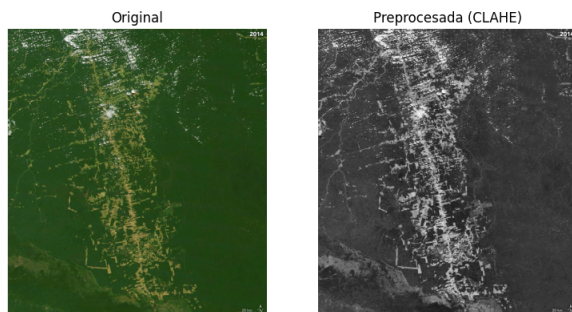


Fig. 5: Frame 14

Y desde este preciso momento se logra analizar que las nubes tienen una gran incidencia en la imagen que va a umbralizar el Otsu adaptativo y que por dicha razón se necesita

realizar un paso adicional, o que elimine las nubes o que las distorsione o las vuelva más pequeñas. Se puede analizar que un elemento estructurante aplicado con un operador de apertura podría ser una opción, pero no la mejor, así que otra opción sería implementar filtrado por color en la imagen original, filtrando solo el tono más amarillo para de esta manera eliminar las nubes blancas.

Se implementa la primera aproximación aplicando un elemento estructurante basado en una matriz 3x3, se calculan todos los valores relacionados con las áreas para los diferentes periodos de tiempo y se usa la siguiente fórmula para la conversión de píxeles a Km^2 :

$$A_d = C \sum_{i=1}^N P(i) \quad (1)$$

Donde:

- A_d es el área deforestada en kilómetros cuadrados (km^2).
- $P(i)$ representa un píxel deforestado (valor 255 en la imagen binaria).
- N es el número total de píxeles en la imagen.
- C es el factor de conversión de píxeles a kilómetros cuadrados (PIXEL_TO_KM2).

Realizando este proceso se llega a obtener un data frame que relaciona una imagen con un año y un área.

	Nombre de Imagen	Año	Área Deforestada (km^2)
0	frame_0.png	2000	3942.33
1	frame_1.png	2001	4213.46
2	frame_2.png	2002	4374.16
3	frame_3.png	2003	5213.07
4	frame_4.png	2004	5497.12
5	frame_5.png	2005	7276.89
6	frame_6.png	2006	6489.5
7	frame_7.png	2007	6647.29
8	frame_8.png	2008	9310.27
9	frame_9.png	2009	7631.68
10	frame_10.png	2010	7727.49
11	frame_11.png	2011	8497.04
12	frame_12.png	2012	8384.19
13	frame_13.png	2013	8766.63
14	frame_14.png	2014	10110.7
15	frame_15.png	2015	9106.96
16	frame_16.png	2016	9194.16
17	frame_17.png	2017	9886.81
18	frame_18.png	2018	9981.58
19	frame_19.png	2019	10055.4

Fig. 6: Data frame con valores de área

Si se analiza a profundidad, es erróneo porque no se logra comprender cómo en el intervalo 2004 - 2005 - 2006, haya un área deforestada de 5497 km^2 en 2004, 7276 km^2 en 2005 y 6489 km^2 en 2006, ya que si esta lógica se extrapola al mundo real lo que indicaría sería una reforestación de 1779 km^2 de la Amazonía brasileña entre 2004 y 2005 para volver a perder la selva en 2006. Afirmación que va totalmente en contra de la lógica del planeta tierra y de los ciclos naturales de

regeneración y degradación forestal, así que lo más probable es que el análisis siga erróneo.

Por lo que se ejecuta el segundo plan relacionado con el filtrado basado en colores.

Esta manera de filtrar permitió eliminar las nubes, como se esperaba, lo que disminuye los valores que se observan en la figura 6 y genera unos nuevos sin tener en cuenta los valores generados por los píxeles blancos de las nubes. Se analizó nuevamente el frame 14 y se logró observar una modificación enorme en la parte visual, ya que las nubes ya no están.

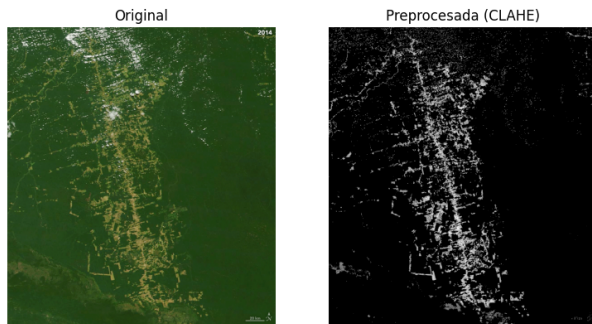


Fig. 7: Frame 14 sin Nubes

Pero ahora el problema radica en la aparición de ruido en el Otsu adaptativo que como se puede observar en la figura 7 genera muchos puntos alrededor de la zona donde se encontraban las nubes. Además al realizar el borrado por color se eliminó una zona importante en la parte inferior izquierda de la imagen que es relevante para el cálculo del área deforestada del 2014, así que se procede a mejorar los parámetros para que esta zona relevante aparezca nuevamente.

Después de un tiempo modificando estos parámetros se logró obtener un resultado como el que se observa en la figura 8, en la que se ve mucho mejor la parte inferior izquierda pero que tiene mucho ruido de partículas restantes debido a las nubes.

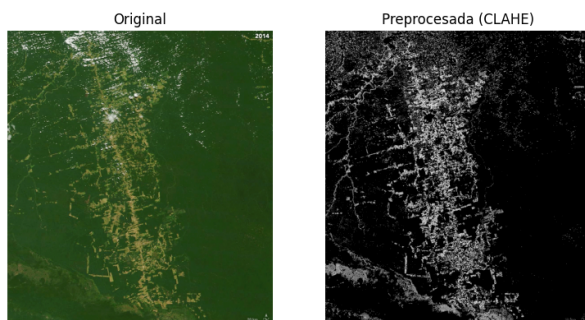


Fig. 8: Mejora Zona inferior izquierda

A esta imagen se le realiza el procesamiento para eliminar dicho ruido y se le aplica un operador morfológico de cierre, que permite conectar áreas cercanas y eliminar regiones pequeñas que no son relevantes para el análisis.

Si bien las respuestas de la Figura 9 se ven pésimas, el haber trabajado e implementado las acciones del pipeline con

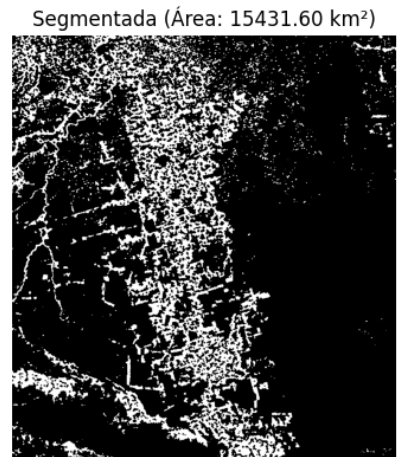


Fig. 9: Operador de cierre

la peor imagen de todas hace que las otras aproximaciones sean muy buenas. Así se pueden observar los resultados del frame_2, el frame_7 que son muy buenos, y son resultados muy cercanos a los valores vistos en la documentación.

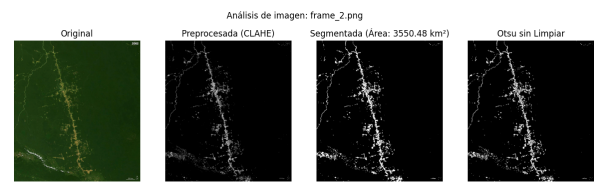


Fig. 10: Frame 2 análisis

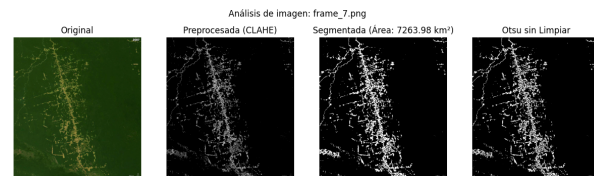


Fig. 11: Frame 7 análisis

Estos valores fueron analizados y se generó el cálculo del área a partir de la ecuación (1). Estos valores permitieron generar el siguiente histograma de frecuencias, en donde se relaciona el área calculada con el año específico basándose en las imágenes binarizadas.

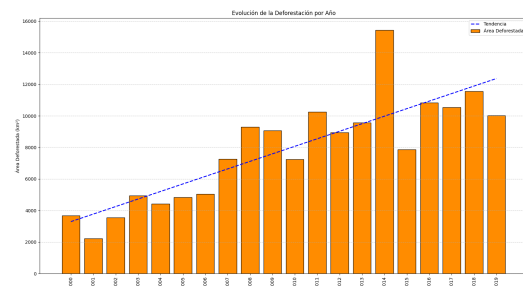


Fig. 12: Histograma para análisis final

IV. CONCLUSIONES

- El uso de métodos como Otsu adaptativo, CLAHE, operaciones morfológicas y Blur gaussiano, permitió identificar las áreas afectadas por la deforestación, lo que a su vez ayudó con la detección del cambio en la cobertura global de la selva amazónica.
- Los resultados obtenidos confirman una tendencia creciente de la pérdida de vegetación entre los años 2000 y 2019.
- Se identificaron desafíos como la inconsistencia de los formatos de las imágenes y la variabilidad de los niveles de iluminación de las imágenes, lo que indica que para este tipo de análisis deben existir técnicas de preprocesamiento que mejoren los resultados finales.
- Basado en las métricas calculadas, se indica que las técnicas usadas explican el 79% de la variabilidad de los datos, aunque es un buen ajuste falta por analizar el 21% de la información.
- Según la desviación estándar existe una gran variabilidad en los datos esto se debe al ruido generado por las técnicas de visión artificial y a las técnicas usadas, además de la naturaleza de las imágenes.

REFERENCES

- [1] World Wildlife Fund. *Amazonía en crisis: la pérdida de bosques amenaza a la región y al planeta*. 2024. Disponible en: <https://www.worldwildlife.org/descubre-wwf/historias/amazonia-en-crisis-la-perdida-de-bosques-amenaza-a-la-region-y-al-planeta>. Consultado el 7 de febrero de 2025.
- [2] National Geographic. *¿Cuánto oxígeno de la Tierra proviene de la selva amazónica?* 2024. Disponible en: <https://www.nationalgeographicla.com/medio-ambiente/cuanto-oxigeno-de-la-tierra-proviene-de-la-selva-amazonica#:~:text=La%20Amazon%C3%ADa%20produce%20el%2020,potencial%20para%20producir%20tanto%20ox%C3%ADgeno>. Consultado el 7 de febrero de 2025.
- [3] Foro Ecológico Mundial. *Qué son los "ríos voladores" de la Amazonía y cómo les afecta la deforestación* 2024. Disponible en: <https://es.weforum.org/stories/2024/07/que-son-los-rios-voladores-del-amazonas-y-como-les-afecta-la-deforestacion/#:~:text=Los%20r%C3%ADos%20voladores%20son%20enormes,la%20evaporaci%C3%B3n%20del%20O%C3%A9ano%20Atl%C3%A1ntico>. Consultado el 8 de febrero de 2025.
- [4] Micaela Carlino. *Entrevista en CNN* 2025. Disponible en: <https://www.linkedin.com/in/micaela-carlino-9059ba22/> Consultado el 8 de febrero de 2025.
- [5] Eduardo Rollero. *Entrevista en CNN* 2025. Disponible en: <https://www.linkedin.com/in/eduardorollero/> Consultado el 8 de febrero de 2025.