

Artículo Original

Conteo de Árboles Utilizando Algoritmos de Aprendizaje de Máquina e Imágenes de VANTS

Alexis Fretes



¹Universidad Comunera. Facultad de Informática.
Asunción, Paraguay
<https://orcid.org/0009-0000-4367-1777>
Correo electrónico: alexisfretes2@gmail.com

Jorge Gattini



¹Universidad Comunera. Facultad de Informática.
Asunción, Paraguay
<https://orcid.org/0009-0001-5838-3951>

José Manuel Murto



²Universidad Nacional de Asunción. Facultad de
Politécnica. San Lorenzo, Paraguay
<https://orcid.org/0009-0003-8056-7014>

José Luis Benítez Verón



²Universidad Nacional de Asunción. Facultad de
Politécnica. San Lorenzo, Paraguay.
<https://orcid.org/0009-0005-5107-1209>

Margarita Ruiz Olazar



¹Universidad Comunera. Facultad de Informática.
Asunción, Paraguay
<https://orcid.org/0000-0002-1917-7696>

Para citar este artículo:

Fretes, A., Gattini, J., Murto, J. M., Benítez Verón, J. L. y Ruiz Olazar, M. (2023). Conteo de Árboles Utilizando Algoritmos de Aprendizaje de Máquina e Imágenes de VANTS. *UCOM Scientia*, 1(1), 27-39

Fecha de recepción: 27/06/2023

Fecha de aceptación: 16/08/2023

Resumen

Este proyecto se centra en la estimación de la cantidad de individuos presentes en un cultivo de eucaliptos utilizando técnicas avanzadas de procesamiento de imágenes y aprendizaje de máquina. Para esto fueron utilizadas imágenes capturadas a través de un sobrevuelo en una región de una plantación de eucaliptos con una VANT (Vehículo Aéreo No Tripulado). Las imágenes utilizadas fueron catalogadas y almacenadas para una posterior evaluación de la técnica utilizada. Para identificar y agrupar los individuos presentes en el cultivo se implementó el algoritmo BIRCH (*Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies*), una técnica no supervisada de aprendizaje de máquina que realiza *clustering* jerárquico. Varias imágenes fueron analizadas, resultando en una precisión de hasta un 99% en el mejor de los casos. Estos resultados demuestran que el enfoque propuesto ofrece una alternativa eficiente para la estimación de la cantidad de individuos en un cultivo, lo cual es fundamental para la gestión y monitoreo adecuados de los recursos agrícolas. Con este trabajo queremos evidenciar la viabilidad y efectividad de la combinación de imágenes obtenidas utilizando VANTS, procesamiento de imágenes y algoritmos de aprendizaje de máquina en aplicaciones agrícolas, y establecer una base para futuras investigaciones en este campo.

Palabras clave: Conteo de Árboles, Aprendizaje de Máquina, BIRCH, VANT, Cultivos Forestales

Original Article

Tree Counting Using Machine Learning Algorithms and UAVs Imagery

Abstract

This project focuses on estimating the number of individuals present in a eucalyptus crop using advanced image processing techniques and machine learning. For this purpose, images captured through an aerial survey in a region of a eucalyptus plantation were utilized, using an Unmanned Aerial Vehicle (UAV). The captured images were categorized and stored for subsequent evaluation of the technique employed. The BIRCH algorithm (Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies), an unsupervised machine learning technique that performs hierarchical clustering, was implemented to identify and group the individuals in the crop. Multiple images were analyzed, resulting in an accuracy of up to 99% in the best-case scenario. These results demonstrate that the proposed approach provides an efficient alternative for estimating the number of individuals in a crop, which is essential for proper management and monitoring of agricultural resources. Through this work, we aim to showcase the viability and effectiveness of combining images obtained using UAVs, image processing, and machine learning algorithms in agricultural applications, while establishing a foundation for future research in this field.

Keywords: Tree Count, Machine Learning, BIRCH, UAV, Forest Crops

1. Introducción

En los últimos años hubo un notorio incremento de cultivos forestales de eucalipto en ambas regiones del Paraguay, pero principalmente en la región oriental. Esto se debe a que los cultivos forestales de eucalipto pueden producir entre 30 a 40 veces más madera por unidad de hectárea que un bosque nativo. Además, presentan mayor crecimiento y turnos de aprovechamiento más cortos, lo que facilita el desarrollo de proyectos financieros que producen beneficios en pocos años, incrementando así la producción forestal a corto plazo a un costo aceptable. (Vargas, 2021).

En el proceso de administración y mantenimiento de cultivos forestales se realiza la tarea de conteo de árboles existentes en las plantaciones, en este caso árboles de eucaliptos, para estimar ciertas características de su estado actual como su salud o su tasa de crecimiento, y poder plantar más semillas si resulta necesario. Además, el conteo de árboles también es necesario para realizar inventarios forestales y poder evaluar la estabilidad conservacional sustancial, la biodiversidad ecológica de árboles, conservación del medio ambiente, producción maderera, prevención y atenuación de desastres naturales y captación de CO₂. Actualmente en Paraguay, este conteo se realiza mediante estimaciones por hectáreas y semillas plantadas, ya que un conteo de la cantidad exacta real puede demorar mucho tiempo. Sin embargo, este procedimiento se encuentra expuesto al error humano.

Esta necesidad no es nueva, de hecho, con los avances tecnológicos surgen constantemente nuevas propuestas de cómo abordar esta problemática de una manera óptima y eficiente. Las imágenes de alta resolución capturadas por VANTs y las técnicas proporcionadas por el aprendizaje de máquina, abren una oportunidad para generar avances y soluciones eficientes en la agricultura de precisión. En la literatura podemos encontrar algunas soluciones propuestas en este contexto, como el de Macarini et al. (2019) donde se propone el uso de técnicas de aprendizaje de máquina, específicamente redes neuronales convolucionales, para detectar y contar árboles individuales en imágenes de plantaciones de eucalipto, capturadas por medio de vehículos aéreos no tripulados (VANTs). En este trabajo fue utilizada una red neuronal Faster R-CNN Restnet 101 que fue validada realizando una comparación del resultado obtenido contra las anotaciones manuales de humanos. Los resultados experimentales demostraron una precisión general de 95.77% y la asequibilidad de la solución para los inventarios forestales (Macarini & Sobieranski, 2019). También, Yao et al. (2021), describen una propuesta para el conteo de árboles utilizando imágenes satelitales de alta resolución espacial basadas en redes neuronales profundas. En este estudio, se evaluaron cuatro modelos diferentes capaces de realizar la tarea de conteo de árboles,

que se construyeron mediante la remodelación de cuatro redes neuronales convolucionales clásicas diferentes, para determinar su capacidad para comprender la relación entre las imágenes de *remote sensing* y las ubicaciones de los árboles para el conteo automático de árboles. Los resultados demostraron que todas las redes podían alcanzar el rendimiento competitivo, por encima del 0.91, en términos del coeficiente de determinación (R²). La precisión promedio fue superior al 91.58% y el mejor desempeño obtuvo una R² igual a 0.97. Los autores concluyen que el aprendizaje profundo es un medio eficiente y efectivo para la tarea de conteo de árboles. (Yao et al, 2021). Otra solución propuesta es la de Hãni et al., donde los autores formulan el conteo de frutas a partir de imágenes como un problema de clasificación de varias clases y lo resuelven entrenando una red neuronal convolucional. En este trabajo, primero evaluaron la precisión por imagen del método y lo compararon con un método del estado del arte basado en modelos de mezcla gaussiana en cuatro conjuntos de datos de prueba. Aunque los parámetros del método basado en el modelo de mezcla gaussiana se ajustan específicamente para cada conjunto de datos, el modelo lo supera en tres de cuatro conjuntos de datos con una precisión máxima del 94%. Posteriormente, usaron el método para estimar el rendimiento de dos conjuntos de datos donde usaron datos reales. El método logró una precisión del 96-97%. (Hãni, Roy & Isler, 2018). También queremos mencionar a Xie et al. (2016) que proponen un algoritmo para el reconocimiento y conteo de plantas de tabaco utilizando máquinas de vector de soporte (SVM) para clasificar las regiones candidatas de contener tabaco o no. El método propuesto fue evaluado en un conjunto de imágenes de tabaco y los resultados experimentales arrojaron 96.1% de precisión y 94.3% de sensibilidad, demostrando así que el método era factible para su uso. (Xie et al, 2016).

Como puede notarse en los estudios mencionados, hasta donde sabemos no existe una solución única y eficiente al conteo de árboles. Muchos investigadores buscan desarrollar una alternativa a las soluciones existentes, proponiendo el uso de técnicas avanzadas distintas y de pre-procesamiento de las imágenes. Siguiendo estos estudios, este trabajo propone un método que permita estimar el conteo de la cantidad de árboles de la forma más precisa, rápida y menos costosa para evitar estar sujeto a los posibles errores que tienen los métodos tradicionales y así obtener resultados fiscalizables y fiables con respecto a la cuantificación de árboles.

2. Materiales y métodos

Se planteó solucionar un problema real del sector agrícola, donde anualmente se debe realizar un inventario para la valoración contable del capital invertido en los cultivos forestales. Este conteo normalmente tarda varios días en realizarse cuando las superficies son de cientos de

hectáreas. Sin embargo, a pesar del esfuerzo humano realizado los datos pueden estar sujetos a error. Con el uso de VANTs se puede realizar un sobrevuelo de hasta 1000 ha/hora y realizar una captura de imágenes para una estimación del conteo individual de árboles en una plantación.

2.1 Adquisición y preparación de las imágenes

Para este estudio las imágenes fueron obtenidas por medio de un VANT RVJet integrado con una cámara Sony de alta resolución. Se realizaron distintos vuelos sobre una plantación de eucalipto, el viaje se realizó configurando el trayecto que el VANT debe recorrer automáticamente por encima de la plantación a una altura de 400 metros y ajustando la frecuencia con que deben ser tomadas las fotografías. El software utilizado para la planificación de los vuelos fue el Mission Planner (ArduPilot, 2023) versión 1.3.74. Luego de finalizadas las capturas de las imágenes con el VANT, estas fueron agrupadas utilizando el software Pix4D (2023), luego se generó una imagen de alta resolución del terreno recorrido llamado ortomosaico. El ortomosaico se creó solapando y sobreponiendo las fotografías del área recorrida eliminando los movimientos capturados producidos por el viaje del VANT. Una vez obtenido el ortomosaico se realizó un etiquetado manual de los árboles y se dividió en porciones para utilizar en el algoritmo BIRCH y obtener el modelo de clasificación.

2.2 Clasificación

En este trabajo se exploró el uso de la técnica de agrupación no supervisada llamada BIRCH, que sus siglas en español significan reducción iterativa equilibrada y agrupación mediante jerarquías (Zhang et al., 1996). El algoritmo BIRCH realiza la agrupación jerárquica de las características extraídas en las imágenes capturadas por el VANT. BIRCH es un algoritmo de aprendizaje de máquina no supervisado que permite agrupar objetos en clusters de manera eficiente. Utiliza una estructura de árbol llamada CF (del inglés, *Clustering Feature Tree*) para organizar los datos y realizar operaciones de agrupamiento de manera incremental. Para esta implementación, se realizó la codificación del algoritmo en el lenguaje de programación *Python* utilizando el entorno de desarrollo *Jupyter notebook* (Jupyter, 2023).

Luego de realizar la adquisición y preprocesamiento de las imágenes, se procedió a la extracción de las características significativas de las imágenes preprocesadas. Estas incluyen la forma de las copas de los árboles y el color de las hojas. Estas características se convierten en una matriz numérica *Numpy*, para posteriormente representarla en un gráfico asociado a una escala de colores. Esta matriz es utilizada como entrada para el algoritmo BIRCH. Posteriormente

se aplicó el algoritmo para realizar el clustering jerárquico de las características extraídas. De esta forma se identificaron los clusters que corresponden a los árboles de eucalipto. Esto se logró mediante la detección de *clusters* con características similares a las de los árboles objetivos. Entonces, se calcula una estimación de la cantidad total de árboles en el cultivo.

3. Resultados

Para evaluar el desempeño del algoritmo se emplearon imágenes de 3 cultivos de diferentes plantaciones de gran extensión. Cada cultivo fue seleccionado para mostrar características diferentes en cuanto a la calidad de la imagen capturada, la distribución y edad de los individuos presentes. Con los resultados obtenidos fue calculado el porcentaje de acierto del algoritmo, comparando la cantidad real de individuos presentes en cada imagen con el resultado estimado por el algoritmo.

La mejor tasa de acierto, del 99%, se obtuvo con el cultivo de prueba N° 1. Esto se debe a que la imagen utilizada muestra a los individuos presentes en la plantación con una distribución uniforme y separación evidente. Por otro lado, con el cultivo de prueba N°3, se obtuvo un 94% de precisión utilizando una figura donde los árboles se encontraban en mayor cercanía y un poco solapados (Tabla 1). Los resultados evidencian que el algoritmo consigue realizar una buena estimación incluso considerando imágenes no muy claras, de baja calidad y nitidez.

Tabla 1. Performance del Algoritmo en los 3 casos de estudio

Cultivo	Conteo del Algoritmo/Conteo Real	Porcentaje de acierto del algoritmo BIRCH
Cultivo de prueba N°1	148/150	99%
Cultivo de prueba N°2	159/168	95%
Cultivo de prueba N°3	130/138	94%

En las siguientes secciones, se presentan los resultados obtenidos utilizando imágenes de cada cultivo de prueba. Para representar estos resultados, se muestran dos figuras por cada cultivo de prueba, divididas en dos partes: a y b. La primera figura, en la parte a, muestra la imagen original del cultivo con la cantidad real de árboles presentes en la plantación. En la parte b, se muestra la cantidad de árboles seleccionados manualmente, utilizados como referencia por el algoritmo BIRCH para crear una matriz de características y así identificar y agrupar los árboles presentes en la imagen. En la segunda figura, se muestran dos fases del algoritmo: en la parte a, se pueden observar las coincidencias detectadas utilizando los árboles seleccionados como referencia; y en la parte b, se muestran los árboles agrupados, a partir de los cuales se calcula la estimación del conteo.

3.1 Cultivo de prueba N°1:

Se representa el primer cultivo de prueba. Se trata de un cultivo joven en el cual los árboles presentes en la plantación están distribuidos de manera uniforme, y la separación entre ellos es claramente perceptible a través de los colores de la figura. Los primeros 150 individuos mostrados en la Figura 1.a se utilizan como datos de entrada para el algoritmo.

Figura 1. a) Imagen original del cultivo de prueba N°1 donde se pueden visualizar 150 individuos. b) Imágenes de los 14 individuos seleccionados desde la imagen original que servirán de referencia para identificar y cuantificar la totalidad de individuos presentes.

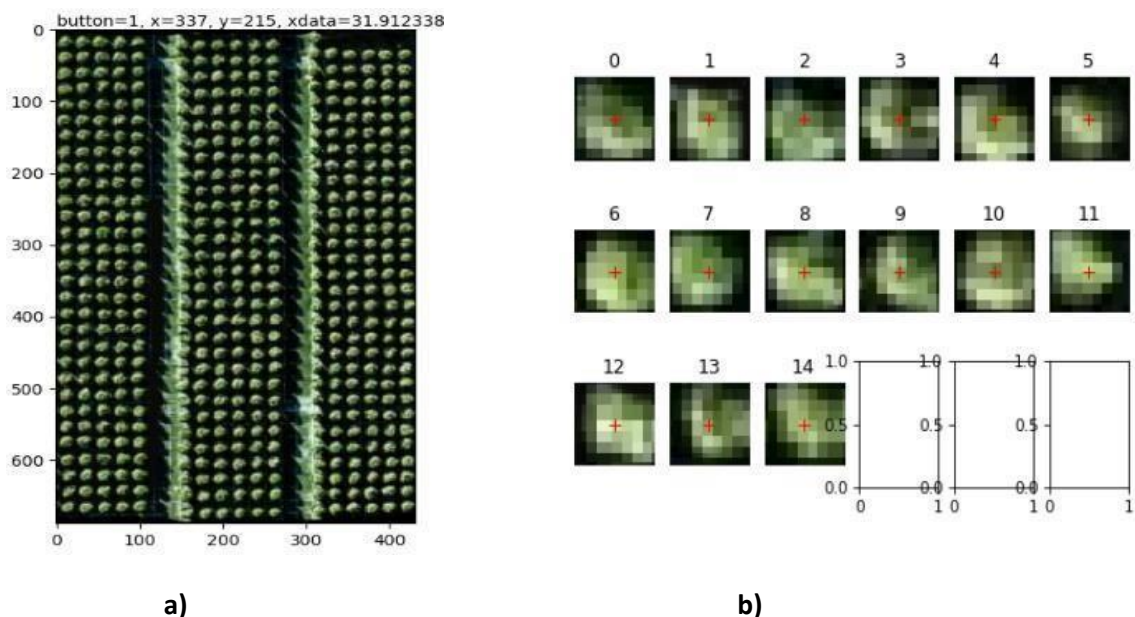
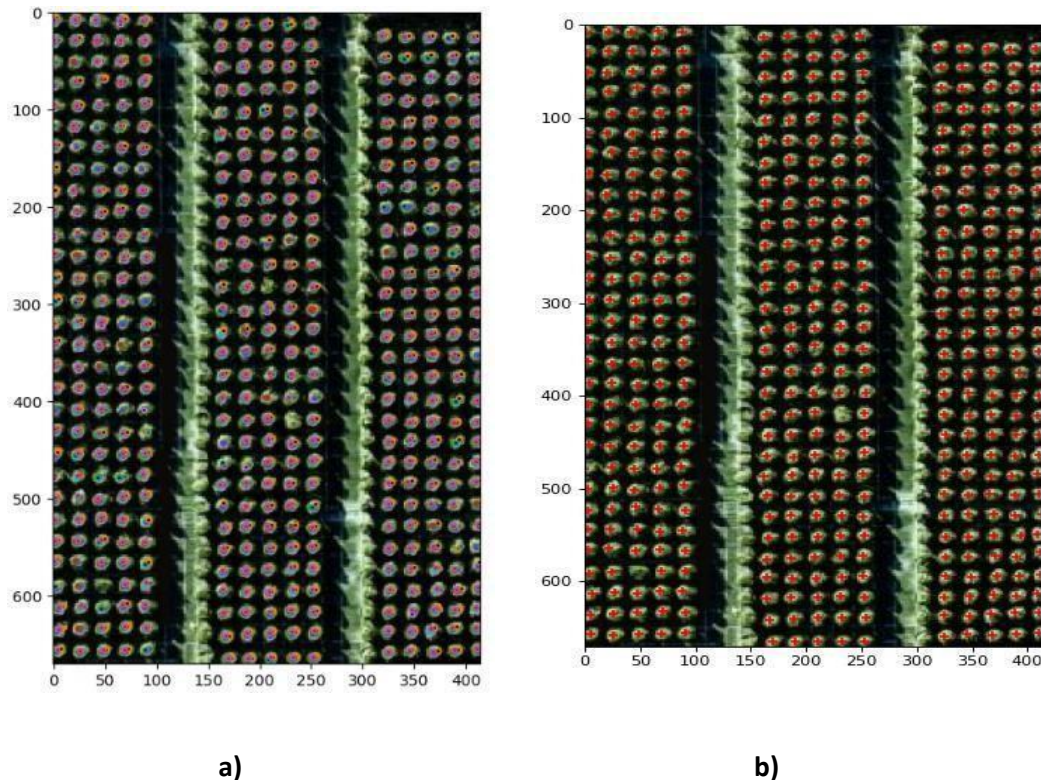


Figura 2. a) Regiones donde el algoritmo determinó mayor coincidencia considerando las imágenes de referencia. b) Individualización de cada región concéntrica a las regiones de coincidencia, estimando el conteo de 148 individuos



3.2 Cultivo de prueba N°2:

En esta figura de la plantación de eucaliptos, se puede observar que los árboles no están visiblemente espaciados, e incluso algunos parecen solaparse entre sí. Aunque se pueden percibir las líneas de plantación, las columnas no son claramente distinguibles.

Figura 3. a) Figura original del cultivo de prueba N° 2 donde se pueden visualizar 168 individuos. b) Figura de 13 individuos seleccionados desde la figura original que servirán de referencia para identificar y cuantificar la totalidad de individuos presentes.

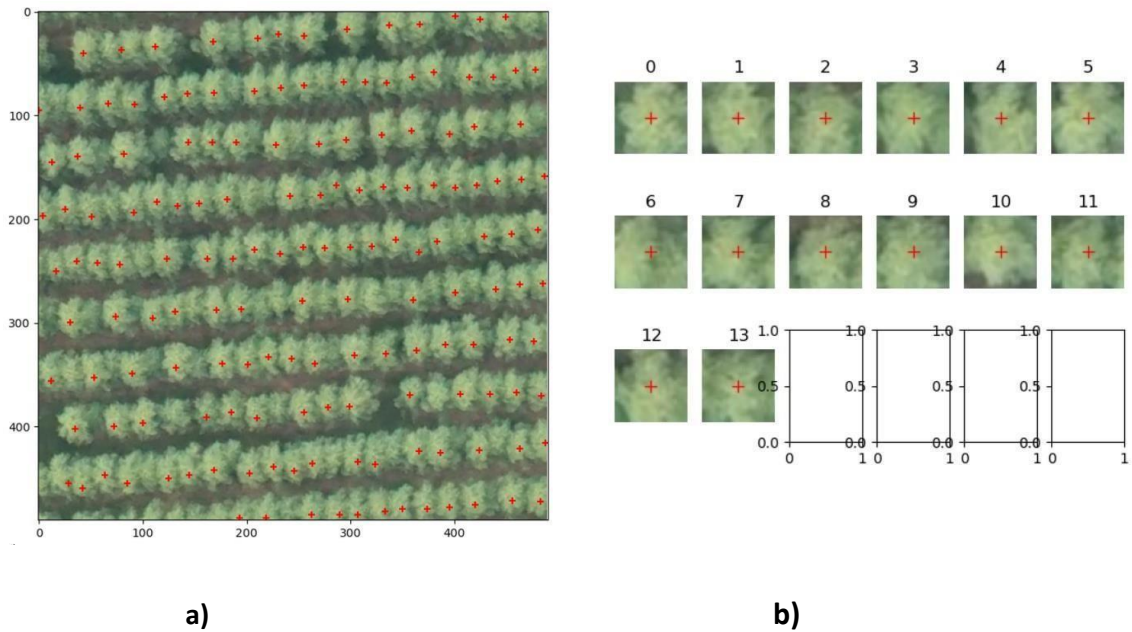
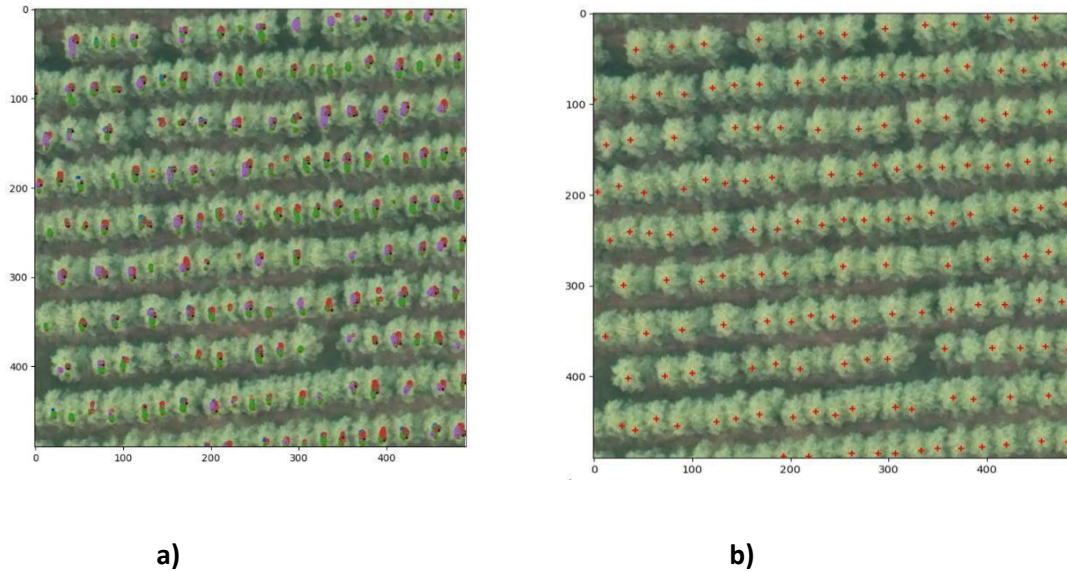


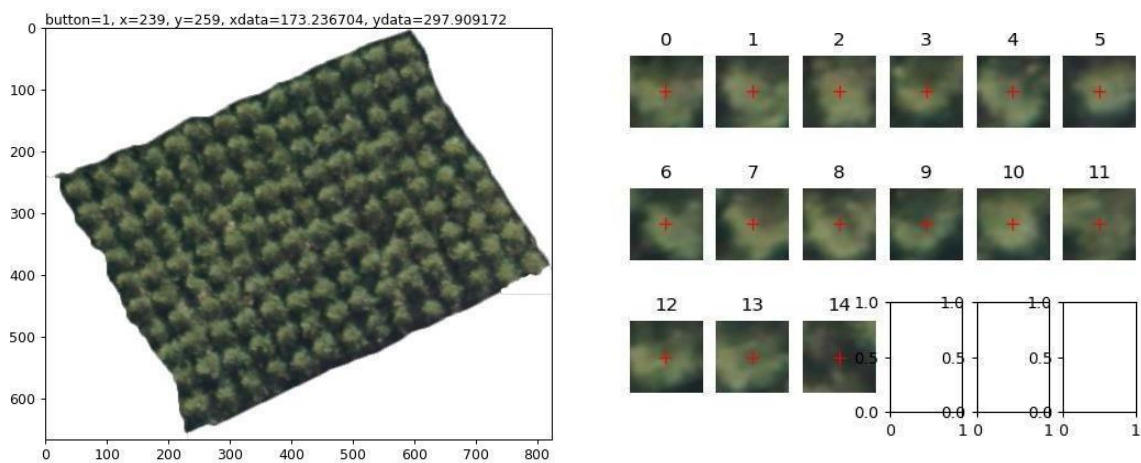
Figura 4. a) Regiones donde el algoritmo determinó mayor coincidencia considerando las imágenes de referencia. b) Individualización de cada región concéntrica a las regiones de coincidencia, estimando el conteo de 159 individuos.



3.3 Cultivo de prueba N°3:

Esta figura captura una plantación de eucaliptos con árboles adultos. Aunque se puede apreciar una vegetación más densa en comparación con las áreas circundantes, aún se distinguen claramente las líneas de plantación y las copas de los árboles.

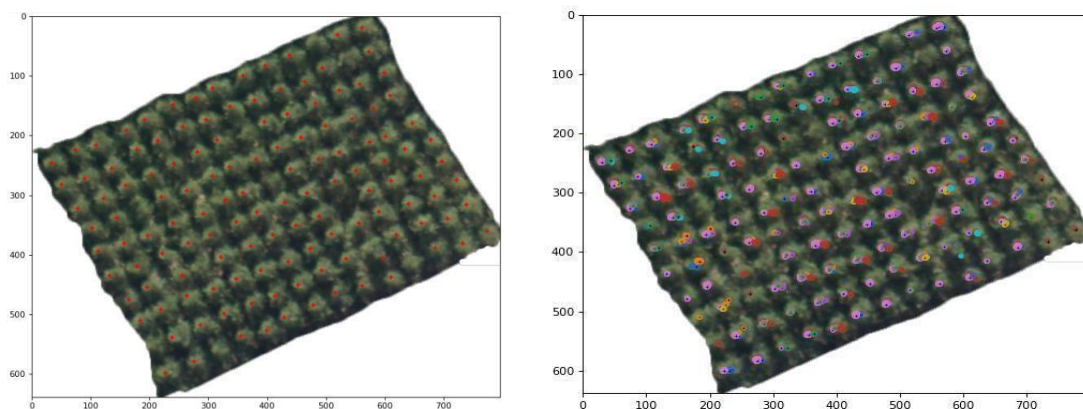
Figura 5. a) Figura original del cultivo de prueba N°3 donde se pueden visualizar 138 individuos. b) Figuras de 14 individuos seleccionados desde la imagen original que servirán de referencia para identificar y cuantificar la totalidad de individuos presentes.



a)

b)

Figura 6. a) Regiones donde el algoritmo determinó mayor coincidencia considerando las figuras de referencia. b) Individualización de cada región concéntrica a las regiones de coincidencia, estimando el conteo de 130 individuos.



a)

b)

4. Discusión

Con el avance de las nuevas tecnologías, se abren diariamente oportunidades para mejorar la productividad laboral y la gestión eficiente de los recursos. En los últimos años, el sector agrícola ha sido uno de los principales beneficiarios de las innovaciones tecnológicas, especialmente en el campo del monitoreo y análisis. En este contexto, encontramos diversas alternativas para lograr los objetivos de este proyecto en particular. Algunas de estas propuestas son complejas y requieren un alto costo computacional, como la aplicación de las Redes Neuronales. En este proyecto, se implementó una solución rápida y eficiente que cumple con el objetivo principal: estimar el conteo de individuos en una plantación de eucaliptos. No obstante, para obtener resultados satisfactorios, es necesario considerar algunas recomendaciones importantes en relación a la captura de imágenes y su aplicación con el algoritmo BIRCH. Por ejemplo, se recomienda planificar la captura de imágenes de manera que estas cuenten con las características adecuadas para su procesamiento con el algoritmo BIRCH. Una recomendación clave es capturar las imágenes desde un ángulo que permita distinguir claramente a cada individuo dentro de la plantación, además de asegurar una buena resolución espacial. Además, es importante tomar las imágenes en condiciones que no afecten negativamente la luminosidad debido a la influencia directa del sol.

Para este proyecto en particular, se logró una solución eficiente y rápida para estimar el conteo de individuos en una plantación de eucaliptos. Para obtener resultados óptimos, es fundamental seguir recomendaciones como la planificación adecuada de la captura de imágenes, asegurando ángulos y resolución espacial adecuada, y evitando condiciones de luminosidad desfavorables.

5. Conclusión

Como indican los resultados de las pruebas con los 3 diferentes cultivos, fue posible validar la posibilidad de utilización de tecnologías de visión computacional y aprendizaje de máquina para la aplicación de conteo y detección de plantas. La técnica implementada ofrece una óptima tasa de acierto cuando se utilizan imágenes adquiridas adecuadamente. Se pudo obtener resultados alentadores consiguiendo una precisión de hasta 99% utilizando una imagen con las mejores características. Pero, por otro lado, se obtuvo un 94% de pre-

cisión en un cultivo con vegetación densa. No obstante, los resultados siguen siendo buenos, considerando que la calidad de las imágenes no eran las ideales en ninguno de los 3 casos.

En conclusión, este trabajo ha demostrado la viabilidad de aplicar técnicas de aprendizaje automático para ofrecer productos y análisis en el sector forestal. Esta prueba de concepto es de gran importancia, ya que las tecnologías utilizadas contribuyen al desarrollo acelerado de la industria y fomentan un nivel de innovación constante en un ritmo acelerado.

6. Declaración de financiamiento

La presente investigación se llevó a cabo con financiación propia

7. Declaración de conflictos de intereses

Los autores declaran no tener conflictos de intereses

8. Declaración de autores

Los autores aprueban la versión final del artículo

9. Contribución de los autores

Autor	Contribución
Alexis Fretes	Participación importante en la conceptualización, metodología, segmentación y comparación de resultados además de la redacción del borrador del manuscrito
Jorge Gattini	Participación importante en la conceptualización, metodología, segmentación y comparación de resultados además de la redacción del borrador del manuscrito
José Manuel Murto	Participación importante en la conceptualización, metodología, segmentación y comparación de resultados además de la redacción del borrador del manuscrito
José Luis Benítez Verón	Participación importante en la conceptualización, metodología, segmentación y comparación de resultados además de la redacción del borrador del manuscrito

Margarita Ruiz Olazar

Participación importante en la conceptualización, metodología, segmentación y comparación de resultados además de la redacción del borrador del manuscrito

10. Referencias

ArduPilot. (2023). *Comunidad*. <https://ardupilot.org/>

Häni, N., Roy, P., & Isler, V. (2018). Apple counting using convolutional neural networks. *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2559-2565. <https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8594304>

Jupyter. (2023). <https://jupyter.org/>

Macarini, L. A., & Sobieranski, A. C. (2019). Using Convolutional Neural Network to Detect and Count Individuals on Eucalyptus Plantation. *Anais do Computer on the Beach*, 599-608. <https://periodicos.univali.br/index.php/acotb/article/view/14357>

Pix4D. (2023). *Topografía y cartografía elevado*. <https://www.pix4d.com/es/>

Python. (2023). <https://www.python.org/>

Vargas, A. (2021). *Potencial de la producción forestal en Paraguay*. Facultad de Ciencias Agrarias de la Universidad Nacional de Asunción. <https://cifca.agr.una.py/novedades/potencial-de-la-produccion-forestal-en-para-guay/>

Xie, H., Fan, Z., Li, W., Rong, Y., Xiao, Y., & Zhao, L. (2016). Tobacco plant recognizing and counting based on svm. *2016 International Conference on Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII)*, 109-113.

Yao, L., Liu, T., Qin, J., Lu, N., & Zhou, C. (2021). Tree counting with high spatial-resolution satellite imagery based on deep neural networks. *Ecological Indicators*, 125, 107591. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107591>

Zhang, T., Ramakrishnan, R., & Livny, M. (1996). BIRCH: an efficient data clustering method for very large databases. *ACM sigmod record*, 25(2), 103-114. <https://doi.org/10.1145/235968.2333>