



NUEVAS REALIDADES PARA LA EDUCACIÓN EN INGENIERÍA:
CURRÍCULO, TECNOLOGÍA, MEDIO AMBIENTE Y DESARROLLO

13 - 16
DE SEPTIEMBRE

2022

CARTAGENA DE INDIAS,
COLOMBIA



Encontro Internacional de
Educação em Engenharia ACOFI

Sistema de visión por computadora para la identificación de palma amazónica y el estado de madurez de sus frutos mediante navegación aérea no tripulada UAV

Willintong Marín, Iván F. Mondragón, Julián D. Colorado

Pontificia Universidad Javeriana
Bogotá, Colombia

Resumen

Se presenta un enfoque de trabajo de investigación haciendo uso de herramientas de visión por computadora y aeronaves no tripuladas UAV para la identificación de palma amazónica (Asai, Seje y Moriche) y el estado de madurez de sus frutos, mediante correlaciones entre el estado de la planta a nivel dosel basados en las radiaciones fotosintéticas y el estado de madurez del fruto.

Palabras clave: palma amazónica; Asai (Euterpe precatoria); Seje (Oenocarpus bataua); Moriche (Mauritia flexuosa); aprendizaje profundo; aprendizaje automático; visión por computador; inteligencia artificial; procesamiento de imágenes; predicción; clasificación; identificación de objetos

Abstract

A research work approach is presented using computer vision tools and UAV unmanned aircraft for the identification of the Amazonian palm (Asai, Seje and Moriche) and the state of maturity of them fruits, through correlations between the state of the plant at canopy level based on photosynthetic radiation and fruit maturity stage.

Keywords: Amazon palm; Açai (Euterpe precatoria); Seje (Oenocarpus bataua); Moriche (Mauritia flexuosa); deep learning; machine learning; computer vision; artificial intelligence; image processing; prediction; classification; object identification

1. Introducción

Mauritia flexuosa L.f. (Arecaceae) es una palmera que se da en humedales llamados buritizais en Brasil, aguajales en Perú, morichales en Venezuela, moritales en Ecuador (Kahn, 1991; Navarro-Cruz et al., 2021), que se ubican en riberas de ríos o bosques densos en Amazonia (Galeano et al., 2015; Mendes et al., 2017) y cabeceras o márgenes de las cabeceras de bosques de galería en sabanas sudamericanas (Furley, 2007; Moreira et al., 2014), siendo una especie endémica y de amplia distribución palma de la América del Sur (Maciel & Martins, 2021; Navarro-Cruz et al., 2021). Las palmas Asaí, Seje y Moriche son variedades de palma endémica forestales no maderables propias de estas regiones, sus frutales tienen un alto valor nutritivo, para la salud y para la belleza. De estos se extraen productos de gran interés para la industria local e internacional, cuyo principal derivado es el aceite extraído de sus frutos, de gran valor alimenticio y muy similar al aceite de oliva, además se usa como tónico capilar, linimento, laxante y con muy buenos resultados en el tratamiento de la tuberculosis, enfermedades pulmonares o problemas respiratorios, cremas cicatrizantes, por su alto contenido de cobre presenta beneficios en la formación de la hemoglobina y en el desarrollo y mantenimiento de huesos y tendones, entre otros (SINCHI, 2018).

Estas variedades de palma se ubican principalmente y con gran abundancia en sectores inundables de difícil acceso como riveras de los ríos y sectores denominados Moricheras o cananguchales. Estas palmas pueden medir hasta 40m de altura, de corona casi esférica, de hojas palmeadas de 2.5 m de ancho y hasta de 4.5 m de largo (Hernández, M.S., Castro, S.Y., Giraldo, B., & Barrera, 2018).

Para la economía de la región y como una alternativa de la población indígena y campesina, realizar un aprovechamiento de los frutos del bosque cada vez cobra mayor importancia. Los planes de manejo permiten un aprovechamiento sostenible de estos frutos, manteniendo las condiciones de preservación e ingreso con el mínimo impacto. Actualmente el Instituto SINCHI (Instituto de investigación científica de la amazonia) realiza el conteo e inventario de estas variedades de manera manual (Cárdenas López & Arias G., 2007), lo que supone un trabajo dispendioso, costoso, demorado y peligroso por la presencia de reptiles peligrosos y venenosos, por lo que cobra importancia el desarrollo de herramientas de visión por computadora, que faciliten el monitoreo, el inventario, la identificación de la madurez y conteo automático mediante UAV. La figura 1, muestra estas variedades y su contexto. El uso de drones y de técnicas de visión por computadora está bien avanzado. En la literatura se encuentran avances bien importantes en el monitoreo de plagas y enfermedades que atacan a los cultivos, estimación de la clorofila, el nitrógeno y la biomasa, identificación, conteo de frutos, predicción de su madurez y la calidad. Lo más cercano que se encuentra en la literatura según (Tian et al., 2020) sobre la estimación de la madurez en los campos de cultivos, son trabajos realizados directamente en los frutos. Pocos trabajos se identifican en las palmas amazónicas y ningún trabajo identificado que estime el estado de madurez mediante correlaciones con las mediciones de la clorofila a nivel dosel en imágenes adquiridas por drones.





Figura 1. Palmas y su contexto

2. Método y materiales

Este proyecto de investigación comprende de 5 importantes fases. La figura 2, muestra la arquitectura general del proyecto.

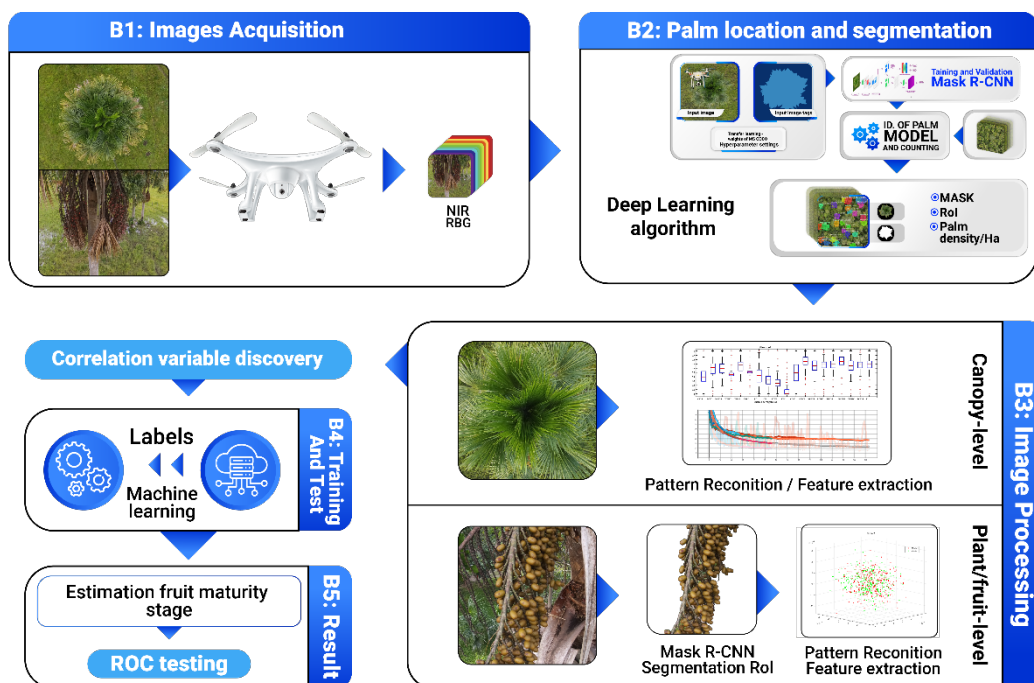


Figura 2. Arquitectura general del proyecto.

Para el bloque 1, ha sido de gran importancia desarrollar un protocolo para la adquisición de las imágenes, que permita tener en cuenta la fisiología de la planta, el ciclo fenológico y los efectos del clima sobre esta. El bloque 2 corresponde a la identificación del estado de madurez de los frutos en las tres palmas bajo técnicas de ML (Machine Learning) y la identificación de la palma con técnicas de Deep Learning. Los resultados de estos avances se pueden ver en el capítulo 4 (Resultados), y han permitido publicar 2 artículos. El bloque 3, trata de implementar diferentes

técnicas para la extracción de características e identificación de patrones, que nos permitan descubrir la variable de correlación entre el estado de la planta vista desde el nivel dosel, con el estado de madurez del fruto. Los bloques 4 y 5, básicamente son el entrenamiento de un nuevo modelo de ML para estimación del estado de madurez, basado en las características halladas por la variable de correlación.

Nuestra aplicación requiere la identificación automática de las palmas. Se ha implementado el algoritmo Mask R-CNN, Además, el sistema propuesto ha sido validado y probado mediante la realización de experimentos de campo en San José del Guaviare, ubicado en la región amazónica de Colombia para palma Moriche.

En este estudio se caracterizaron tres fincas, 2 de Moriche y 1 de Asaí. El primero con un polígono de 47 ha, el segundo en un polígono de 17 ha y el tercero con un polígono de 10 ha. En general, se reunió un conjunto de datos de entrenamiento y validación de 478 palmeras con 132 imágenes etiquetadas para entrenar un algoritmo de identificación de palma de Moriche. Las imágenes basadas en UAV se capturaron a una altitud de 60 m sobre el suelo. El conjunto de datos ensamblado para entrenamiento y validación es el resultado de varios vuelos de prueba sobre los dos polígonos de la palma Moriche, para considerar diferentes condiciones climáticas, durante los meses de octubre y noviembre de 2020. El UAV (P4 DJI Phantom) viene con una cámara multiespectral integrada de 2 megapíxeles para cada banda. En función de la altitud de vuelo, el UAV captura las imágenes correspondientes, evitando la superposición. La resolución de datos corresponde a 3,2 cm.

Equipos, materiales y software utilizados:

- Equipo de cómputo con procesador de 2,6 GHz, Memoria RAM de 16 GB, DD de 2 TB en estado sólido, Tarjeta gráfica NVIDIA GeForce RTX 2060 de 6 GB y tarjeta gráfica DirectX de 8GB.
- Equipo UAV, DJI, Phantom 4 multiespectral con 6 bandas así: RGB, R, G, B, BR y NIR de 2 Mp cada una.
- Software: Python, Anaconda, Jupyter Notebook, Tensorflow, Keras, Scikit-Learn, OpenCV y demás librerías de visión por computadora, ML, DL y procesamiento de imágenes. VGG Image Annotator.
- 3 fincas de estudio cada una con un área de 25 hectáreas aproximadamente.

Así mismo, se realizó la predicción del estado de madurez de los frutos de las 3 palmas bajo condiciones controladas de iluminación. Esta fase comprende la captura de las imágenes, para lo cual se diseñó un sistema de iluminación controlada basado en luz led con 1.100 lúmenes. Se hizo uso de una estructura cerrada caja estudio. Se capturaron 2 imágenes por fruto. Se utilizó una cámara fotográfica de 20 megapixels con 5120x3840 de resolución. Se diseñó un protocolo que permitiera la recolecta de 100 frutos por cada uno de los 3 estados de madurez en las fechas que correspondían. Se pudo observar que, dado los cambios climáticos, las palmas no generaron la fructificación en un mes exacto, sino en una ventana de tiempo de 3 meses para cada estado de madurez. Se inició con la captura de las imágenes en el mes de enero de 2019 y se terminó en el



mes de abril de 2020. Se diseñó un algoritmo para la extracción de características y finalmente el entrenamiento de 4 modelos de ML.

3. Revisión de la literatura

Los drones hoy por hoy, cuentan con modernos sistemas de navegación, comunicación, geolocalización e identificación de obstáculos. En el proceso de monitoreo se pueden obtener mapas digitales espectrales de grandes extensiones georreferenciadas con información muy precisa del estado de salud de los cultivos. El uso de estas tecnologías, como lo demuestra (Flórez et al., 2020) se ha potenciado en diferentes disciplinas y de igual forma son hoy más asequibles y dotados de alta tecnología, como también de sistemas de control y reglamentación. (Gómez-Camperos et al., 2022) señala que, el monitoreo de enfermedades de los cultivos se realiza mediante sensores remotos adaptados a los drones para captar información del cultivo a nivel dosel y de las hojas. Para (Orozco & Llano Ramírez, 2016) los drones para la agricultura son parte de un completo sistema tecnológico enfocado a la agricultura de precisión, que ha logrado avanzar en el desarrollo de sistemas aéreos con cámaras hiperespectrales que monitorean el estado de salud de los cultivos mediante índices de vegetación en el rango espectral del infrarrojo y visible. Una recopilación de la literatura realizada por (Urbahs & Jonaite, 2013) muestra que, además de darse un uso de los drones en la agricultura, también son aprovechados en áreas cercanas como el monitoreo forestal, conservación de la naturaleza. En cuanto a la agricultura se realiza un monitoreo de la salud, cuantificación de la biomasa (Coelho Eugenio et al., 2021), seguimiento del estrés, detección de enfermedades y ataque de plagas, detección de incendios, monitoreo de la cosecha y son parte integral de la agricultura de precisión.

Para estudiar el estado de las plantas, sus condiciones fisiológicas, su estado hídrico, condiciones nutricionales, establecer estimaciones de la biomasa, etc., esto a nivel del dosel o la hoja, con técnicas de IA, los IV se han convertido en una muy buena opción para extraer características. En (R. Liu et al., 2017) denominan esta actividad como el monitoreo de la actividad fotosintética y fenológica de la vegetación mediante los NDVI. (Zhang et al., 2019) propone un método de clasificación de tierras mediante índices de vegetación basados en el espectro visible, el cual denominan VDVI (índice de vegetación de diferencia de banda visible). Los IV-RGB son sensibles al verdor de la planta y los emplea para extraer la vegetación verde en una imagen RGB. Para (Zhang et al., 2019) el GRVI es altamente preciso para extraer información de terrenos áridos y semiáridos, de igual manera es un indicador fenológico, eficiente para calcular la biomasa. El MGRVI ayuda ampliar las diferencias de reflectancia entre las bandas, producto de la cuadratura de estas. Adicionalmente, en (Zhang et al., 2019) plantean un nuevo índice NGRVI para mejorar el contraste de los valores de brillos partiendo del MGRVI. En (Ma et al., 2018) predicen el contenido de clorofila combinando varios índices, resaltando el gran aporte dado por RGVI. En (Wan et al., 2018) se redefine el uso de varios IV, tales como el índice de resistencia atmosférica visible (VARI) y el índice de diferencia verde-rojo normalizado (NGRDI), los cuales emplean para estimar la fracción de vegetación. Por otro lado, el NGRDI y el índice de Vegetación Verde Roja Modificada (MGRVI) lo consideran un indicador fenológico y lo emplean para estimar la biomasa, y el índice de relación rojo-verde (RGRI) para analizar la sensibilidad angular de los índices de vegetación.



Otros como el índice de exceso de verde (ExG) y el índice de color de la vegetación (CIVE) también han sido probados para identificar la vegetación verde.

La identificación y localización automática de objetos en imágenes a través de algoritmos de aprendizaje profundo está bien avanzado, lo que ha permitido aplicaciones en muchas áreas de gran importancia y complejidad. Estos métodos basados en propuestas de región R-CNN (Girshick et al., 2014), Fast R-CNN (Girshick, 2015), Faster R-CNN (Ren et al., 2017), Mask R-CNN (He et al., 2017), y Yolo (Redmon et al., 2016), SSD (single shot detector) (W. Liu et al., 2016) han evolucionado rápidamente en poco tiempo.

Teniendo en cuenta el desarrollado de los diferentes algoritmos basados en CNN, en esta investigación nos enfocamos en los modelos basados en Regiones como Faster R-CNN, el cual cuenta con una red de propuesta de regiones (RPN) indicando al módulo Fast R-CNN donde buscar y el modelo Mask R-CNN, este es un algoritmo basado en Faster R-CNN, de igual manera, detecta objetos en imágenes y adicional genera una máscara para la segmentación de instancias. (Fromm et al., 2019) usó CNN para la identificación automática de plántulas de coníferas para la reforestación de sectores deforestados producto de la explotación minera; ellos alcanzaron una precisión del 81% con Faster RCNN entre tres modelos de DL implementados, con cerca de 4 mil etiquetas en imágenes capturas por UAV; los vuelos fueron ejecutados a 5 m de altura y utilizaron la técnica de aumento de datos. En (Elarab et al., 2015) estiman la concentración de clorofila mediante imágenes multiespectrales usando VIS/NIR e infrarrojo térmico sobre un UAV. Utilizan un modelo de ML y los NDVI comparando los resultados con un ground true construido a base de mediciones in situ con un SPAD en las hojas. Demostraron que las lecturas in situ se correlacionan bien con las mediciones mediante NDVI. De igual forma (Gitelson et al., 2005) realiza una estimación remota de la clorofila en cultivos de maíz y soja. Sostiene que el contenido de clorofila varía ampliamente durante la temporada de crecimiento del cultivo.

En (Smith et al., 2014) identifican variaciones de la clorofila entre el crecimiento del cultivo la florescencia y fructificación. Ellos identifican que la clorofila a nivel dosel es más baja en la fructificación. Este estudio fue realizado con imágenes satelitales en 2 temporadas seguidas del cultivo. (Páscoa et al., 2016) monitorearon el periodo de la madurez de un viñedo con un espectrómetro portátil VIS/NIR, su análisis se adelantó con PCA y análisis discriminantes de mínimos cuadrados parciales. Basados en que los metabolitos de las hojas varían durante el ciclo vegetativo, principalmente durante la maduración, recomiendan hacer las mediciones en el mismo periodo de tiempo.

Se encontraron 2 artículos que trabajaron sus estudios con DL y ML con la palma de interés en la Amazonia de Perú. En el estudio presentado por (Morales et al., 2018) logran identificar la palma Moriche con técnicas de CNN logrando una precisión del 98%, el entrenamiento les costó un poco más de 25 mil etiquetas para realizar predicciones con alta precisión en campo disperso, la captura de la imágenes la realizaron con 3 tipos de UAV y cámaras RGB diferentes durante 4 años consecutivos. En el artículo de (Casapia et al., 2019) desarrollaron un algoritmo de clasificación semi-automática con técnicas de ML para identificar y cuantificar la palma. Basados en imágenes RGB capturadas con un UAV a 1170 palmas en 5 hectáreas a alturas de 60 y 90 metros; la máxima precisión alcanzada fue del 85% con Random Forest, el proceso de anotaciones lo realizaron recortando ortomosaicos montados en Pix4D; la precisión en bosque denso y donde las palmas se



encontraban muy juntas fue del 58%. La combinación de datos de 2 o más estaciones climáticas mejora sustancialmente la precisión de las detecciones (Fromm et al., 2019), en esa misma vía (Casapia et al., 2019) recomienda la captura de imágenes en diferentes horas del día, climas, ángulos del sol, nubosidad, etc.

Se puede inferir del estado del arte, que pocas son las investigaciones basadas en Mask R-CNN con imágenes capturadas con UAV a grandes distancias, en la palma de interés de esta investigación, lo que se convierte en una oportunidad de contribución y todo un desafío para la segmentación e identificación de la palma con óptimas precisiones. La segmentación de objetos a gran distancia aumenta problemas como diferenciar objetos con similar color al fondo, con sombras generadas por la ubicación de palmas en zonas inundadas, superpuestas y dimensiones mucho menores.

4. Avances y resultados

Se ha estudiado detenidamente el estado del arte y se encontró la oportunidad de contribuir en la aplicación de las técnicas de visión por computadora e IA para la identificación del estado de madurez en los frutos de las tres palmas bajo estudio (Asaí, Seje y Moriche), partiendo de la adquisición y construcción de los datos.

En la literatura no había estudios enfocados en estos frutos, ni tampoco datos que permitieran adelantar aplicaciones en este campo. Así que, se aplicaron técnicas de procesamiento de imágenes VIS y extracción de características principalmente con índices de vegetación y se entrenaron 4 modelos de aprendizaje automático para la identificación del estado de madurez en los frutos de las tres palmas. Se publicó un artículo con estos resultados. A continuación, se comparte el resumen del artículo "AI-driven maturity stage identification of Amazonian fruits" publicado en la revista IEEE Latinoamérica y seguidamente el enlace de ubicación en la Web.

Este artículo presenta un enfoque de Machine Learning para la clasificación de frutas amazónicas (Moriche, Asaí y Seje). Los índices vegetativos se utilizaron como características para impulsar la clasificación correspondiente mediante el procesamiento de imágenes RGB/VIS. En este sentido, utilizamos cuatro modelos de Machine Learning para identificar la etapa de madurez de las frutas: Regresiones Multivariadas, Naives Bayes, Support Vector Machine y Redes Neuronales Artificiales. Estos modelos fueron entrenados y probados con las características de cada variedad. Los resultados experimentales se validaron mediante el cálculo de datos ROC, en el que las redes neuronales lograron una precisión del 99 % en la identificación del estado de madurez para las tres variedades amazónicas. Estos resultados permiten concluir que los índices vegetativos utilizados se correlacionan con precisión con las características fisiológicas de los frutos, siendo relevantes para el estado de madurez de las tres variedades. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9475869>

No se encuentran datos disponibles como imágenes multiespectrales de las palmas bajo estudio, lo que nos llevó a conformar y estructurar un repositorio de imágenes originales VIS/NIR. Para esta tarea se diseñó un protocolo de adquisición de imágenes y se hicieron las respectivas gestiones y permisos para ejecutar los vuelos correspondientes.



Se elaboraron los planes de vuelo y se ejecutaron en 3 fincas diferentes con presencia de las palmas de Asaí y Moriche. Se ejecutó un vuelo semanal por finca durante un año completo (septiembre 2020 a septiembre 2021) periodo igual al ciclo fenológico de la palma. Actualmente se continua el levantamiento de imágenes de respaldo

Se entrenó el algoritmo Mask R-CNN para la identificación de la palma con imágenes capturadas a 60 metros de altura, haciendo uso de imágenes en el espacio de color RGB. El modelo propuesto permite la identificación y conteo de las palmas presentes en cada imagen, siendo esta, una herramienta fundamental para las investigaciones de inventario de especies de la zona bosque tropical, no maderables de la amazonia colombiana. El algoritmo entrenado se realizó con imágenes con presencia de palma en forma dispersa, ubicadas en potreros inundables. El modelo generado se puso a prueba con imágenes capturadas en bosque denso, con fondos complejos, donde la palma de interés se encuentra muy junta, entrelazada u ocluida unas con otras, unida a otras especies, oculta parcialmente o agua en la base de la palma. El modelo realiza la identificación de esta con una precisión del 98% en bosque denso y del 100% en bosque disperso; la segmenta y la cuantifica, de igual forma, entrega la Rol en todas las bandas de la cámara Multiespectral, esto último para los propósitos de estimar el estado de madurez mediante correlaciones.

Para estos resultados parciales se publicó un nuevo artículo en la revista MDPI/Forest. A continuación, se comparte el resumen del artículo "Aerial identification of Amazonian palms in high-density forest using Deep Learning" y el enlace de ubicación en la Web.

Este artículo presenta un sistema aéreo integrado para la identificación de la palma amazónica Moriche (*Mauritia flexuosa*) en bosques densos, mediante el análisis de imágenes RGB capturadas por UAV utilizando un enfoque de aprendizaje profundo Mask R-CNN. El modelo fue entrenado con 478 palmas etiquetadas, utilizando la técnica de aprendizaje por transferencia basada en el conocido framework MS COCO®. Se realizaron experimentos completos en el campo en bosques densos, lo que arrojó una identificación de precisión del 98%. El modelo propuesto es totalmente automático y adecuado para la identificación e inventario de esta especie por encima de los 60 metros, en condiciones climáticas y de suelo complejas. <https://www.mdpi.com/1999-4907/13/5/655>.

5. Referencias

- Cárdenas López, D., & Arias G., J. C. (2007). *Manual de identificación, selección y evaluación de oferta de productos forestales no maderables*. <https://sinchi.org.co/manual-de-identificacion-seleccion-y-evaluacion-de-oferta-de-productos-forestales-no-maderables>
- Casapia, X. T., Falen, L., Bartholomeus, H., Cárdenas, R., Flores, G., Herold, M., Coronado, E. N. H., & Baker, T. R. (2019). *remote sensing Identifying and Quantifying the Abundance of Economically Important Palms in Tropical Moist Forest Using UAV Imagery*. <https://doi.org/10.3390/rs12010009>
- Coelho Eugenio, F., Badin, T. L., Fernandes, P., Mallmann, C. L., Schons, C., Schuh, M. S., Soares Pereira, R., Fantinel, R. A., & Pereira da Silva, S. D. (2021). Remotely Piloted Aircraft Systems (RPAS) and machine learning: A review in the context of forest science. In *International Journal of Remote*



- Sensing* (Vol. 42, Issue 21, pp. 8207–8235). Taylor and Francis Ltd. <https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1975845>
- Elarab, M., Tlacvilca, A. M., Torres-Rua, A. F., Maslova, I., & McKee, M. (2015). Estimating chlorophyll with thermal and broadband multispectral high resolution imagery from an unmanned aerial system using relevance vector machines for precision agriculture. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 43, 32–42. <https://doi.org/10.1016/J.JAG.2015.03.017>
 - Flórez, J., Ortega, J., Betancourt, A., García, A., Bedoya, M., & Botero, J. S. (2020). A review of algorithms, methods, and techniques for detecting UAVs and UAS using audio, radiofrequency, and video applications. *Tecnológicas*, 23(48), 269–285. <https://doi.org/10.22430/22565337.1408>
 - Fromm, M., Schubert, M., Castilla, G., Linke, J., & McDermid, G. (2019). Automated detection of conifer seedlings in drone imagery using convolutional neural networks. *Remote Sensing*, 11(21), 2585. <https://doi.org/10.3390/rs11212585>
 - Furley, P. A. (2007). Tropical Forests of the Lowlands. In *The Physical Geography of South America*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780195313413.003.0017>
 - Galeano, A., Urrego, L. E., Sánchez, M., & Peñuela, M. C. (2015). Environmental drivers for regeneration of *Mauritia flexuosa* L.f. in Colombian Amazonian swamp forest. *Aquatic Botany*, 123, 47–53. <https://doi.org/10.1016/j.aquabot.2015.02.001>
 - Girshick, R. (2015). Fast R-CNN. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015 Inter*, 1440–1448. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.169>
 - Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2014). Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 580–587. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81>
 - Gitelson, A. A., Viña, A., Ciganda, V., Rundquist, D. C., & Arkebauer, T. J. (2005). Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophysical Research Letters*, 32(8), 1–4. <https://doi.org/10.1029/2005GL022688>
 - Gómez-Camperos, J., Jaramillo, H., & Guerrero-Gómez, G. (2022). Técnicas de procesamiento digital de imágenes para detección de plagas y enfermedades en cultivos: una revisión. In *Ingeniería Y Competitividad* (Issue 00).
 - He, K., Gkioxari, G., Dollar, P., & Girshick, R. (2017). Mask R-CNN. *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2980–2988. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.322>
 - Hernández, M.S., Castro, S.Y., Giraldo, B., & Barrera, J. (2018). *Seje, moriche, asaí: Palmas amazónicas con potencial* (Primera ed). Diana Patricia Mora Rodríguez. https://www.sinchi.org.co/files/publicaciones/publicaciones/pdf/MANUAL_FINAL_MAIL.pdf
 - Kahn, F. (1991). Palms as key swamp forest resources in Amazonia. *Forest Ecology and Management*, 38(3–4), 133–142. [https://doi.org/10.1016/0378-1127\(91\)90139-M](https://doi.org/10.1016/0378-1127(91)90139-M)
 - Liu, R., Shang, R., Liu, Y., & Lu, X. (2017). Global evaluation of gap-filling approaches for seasonal NDVI with considering vegetation growth trajectory, protection of key point, noise resistance and curve stability. *Remote Sensing of Environment*, 189, 164–179. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2016.11.023>
 - Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C. Y., & Berg, A. C. (2016). SSD: Single shot multibox detector. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 9905 LNCS, 21–37. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2
 - Ma, X., Feng, J., Guan, H., & Liu, G. (2018). Prediction of chlorophyll content in different light areas of apple tree canopies based on the color characteristics of 3d reconstruction. *Remote Sensing*, 10(3). <https://doi.org/10.3390/rs10030429>
 - Maciel, E. A., & Martins, F. R. (2021). Rarity patterns and the conservation status of tree species in South American savannas. *Flora: Morphology, Distribution, Functional Ecology of Plants*, 285, 151942. <https://doi.org/10.1016/j.flora.2021.151942>



- Mendes, F. N., de Melo Valente, R., Rêgo, M. M. C., & Esposito, M. C. (2017). The floral biology and reproductive system of *Mauritia flexuosa* (Arecaceae) in a restinga environment in northeastern Brazil. *Brittonia*, 69(1), 11–25. <https://doi.org/10.1007/s12228-016-9444-2>
- Morales, G., Kemper, G., Sevillano, G., Arteaga, D., Ortega, I., & Telles, J. (2018). Automatic segmentation of *Mauritia flexuosa* in unmanned aerial vehicle (UAV) imagery using deep learning. *Forests*, 9(12). <https://doi.org/10.3390/f9120736>
- Moreira, S. N., Eisenlohr, P. V., Pott, A., Pott, V. J., & Oliveira-Filho, A. T. (2014). Similar vegetation structure in protected and non-protected wetlands in Central Brazil: Conservation significance. *Environmental Conservation*, 42(4), 356–362. <https://doi.org/10.1017/S0376892915000107>
- Navarro-Cruz, A. R., Lazcano-Hernández, M., Vera-López, O., Kammar-García, A., Segura-Badilla, O., Aguilar-Alonso, P., & Pérez-Fernández, M. S. (2021). *Mauritia flexuosa* L. f. In *Fruits of the Brazilian Cerrado* (pp. 79–98). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-62949-6_5
- Orozco, Ó. A., & Llano Ramírez, G. (2016). Sistemas de Información enfocados en tecnologías de agricultura de precisión y aplicables a la caña de azúcar, una revisión. In *Revista Ingenierías Universidad de Medellín* (Vol. 15, Issue 28, pp. 103–124). <https://doi.org/10.22395/rium.v15n28a6>
- Páscoa, R. N. M. J., Lopo, M., Teixeira dos Santos, C. A., Graça, A. R., & Lopes, J. A. (2016). Exploratory study on vineyards soil mapping by visible/near-infrared spectroscopy of grapevine leaves. *Computers and Electronics in Agriculture*, 127, 15–25. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.05.014>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). YOLOv1. *Cvpr, 2016-Decem*, 779–788.
- Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2017). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(6), 1137–1149. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031>
- SINCHI. (2018). *Fichas Palmas amazónicas con potencial Seje, Moriche y Asaí*.
- Smith, A. M., Bourgeois, G., Teillet, P. M., Freemantle, J., & Nadeau, C. (2014). A comparison of NDVI and MTVI2 for estimating LAI using CHRIS imagery: a case study in wheat. <https://doi.org/10.5589/M08-071>, 34(6), 539–548. <https://doi.org/10.5589/M08-071>
- Tian, H., Wang, T., Liu, Y., Qiao, X., & Li, Y. (2020). Computer vision technology in agricultural automation —A review. *Information Processing in Agriculture*, 7(1), 1–19. <https://doi.org/10.1016/J.INPA.2019.09.006>
- Urbahs, A., & Jonaite, I. (2013). Features of the use of unmanned aerial vehicles for agriculture applications. *Aviation*, 17(4), 170–175. <https://doi.org/10.3846/16487788.2013.861224>
- Wan, L., Li, Y., Cen, H., Zhu, J., Yin, W., Wu, W., Zhu, H., Sun, D., Zhou, W., & He, Y. (2018). Combining UAV-based vegetation indices and image classification to estimate flower number in oil-seed rape. *Remote Sensing*, 10(9). <https://doi.org/10.3390/rs10091484>
- Zhang, X., Zhang, F., Qi, Y., Deng, L., Wang, X., & Yang, S. (2019). New research methods for vegetation information extraction based on visible light remote sensing images from an unmanned aerial vehicle (UAV). *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 78(December 2018), 215–226. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.01.001>

Sobre los autores

- **Willintong Marín:** Ingeniero Electrónico de la Universidad de Cundinamarca con maestría en Administración de Empresas, de la Universidad Externado de Colombia. Actualmente cursa el Doctorado en Ingeniería en la Pontificia Universidad Javeriana. Está interesado en el campo de la investigación orientada a la agricultura de precisión para explorar



alternativas de aprovechamiento sostenible en la Amazonía colombiana utilizando Vehículos Aéreos No Tripulados. willintong.marinr@javeriana.edu.co.

- **Iván Mondragón:** Estudió ingeniería eléctrica en la Universidad Nacional de Colombia, Ingresó al programa de maestría en la Universidad de los Andes (Colombia) obteniendo un M.Sc. en Ingeniería Electrónica y Computación. Posteriormente, se trasladó al Grupo de Visión por Computador en DISAM -ETSII- Universidad Politécnica de Madrid (España) obteniendo un doctorado en Automática y Robótica en noviembre de 2011. Desde 2013 es profesor de tiempo completo y director del Centro Tecnológico de Automatización Industrial (CTAI), Departamento de Ingeniería Industrial de la Pontificia Universidad Javeriana. imon-dragon@javeriana.edu.co.
- **Julián D. Colorado:** Profesor Asociado en el Departamento de Ingeniería Electrónica de la Pontificia Universidad Javeriana en Bogotá, Colombia. Completó su Ph.D y M.Sc. en Robótica en la Universidad Politécnica de Madrid en España, donde estudió el desarrollo de nuevos controladores de vuelo para una categoría diversa de vehículos aéreos no tripulados, incluidos quad-rotors y drones de alas cambiantes altamente articulados inspirados en la biomecánica de los murciélagos. Sus intereses de investigación incluyen la robótica de campo, la robótica aérea, la robótica bioinspirada y el control de navegación de guía (GNC). coloradoj@javeriana.edu.co.

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2022 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)

