

INVENTARIO FORESTAL CON VISION ARTIFICIAL EMPLEANDO UN CARRO ROBOT GUIADO POR GPS

FOREST INVENTORY WITH ARTIFICIAL VISION USING A ROBOT CART GUIDED BY GPS

Ernesto Alonso Ocaña Valenzuela

Tecnológico Nacional de México / ITS de Comalcalco, México
ernesto.ocana@comalcalco.tecnm.mx

Raúl Alejandro Rodríguez Rodríguez

Tecnológico Nacional de México / IT de Tuxtla Gutiérrez, México
L19270576@tuxtla.tecnm.mx

Madain Pérez Patricio

Tecnológico Nacional de México / IT de Tuxtla Gutiérrez, México
madain.pp@tuxtla.tecnm.mx

Lorena Elizabeth Balandra Aguilar

Tecnológico Nacional de México / IT de Comitán, México
lorena.ba@comitan.tecnm.mx

Juan Belisario Ibarra de la Garza

Tecnológico Nacional de México / IT de Linares, México
jibarra@itlinares.edu.mx

Recepción: 12/noviembre/2024

Aceptación: 16/abril/2025

Resumen

El inventario forestal es una herramienta que provee de información periódica donde se muestra la estructura, condiciones y dinámica de los bosques del país.

En este trabajo se presenta un diseño utilizando un robot móvil autónomo que usa una tarjeta Raspberry Pi 4B como controlador y guiado por un módulo GPS controlado por un Arduino Uno conectado por comunicación serial a la tarjeta principal.

El robot tiene implementada una cámara, que realiza la captura de imágenes de los árboles que se están reconociendo, los cuales se dividen en 3: jobo (spondias mombin), aguacate (persea americana) y común, que fueron detectados gracias al entrenamiento de un modelo de aprendizaje que uso 87 imágenes. Se utiliza el modelo de visión artificial Yolov8s, obteniéndose una precisión de casi el 90%. Los

resultados muestran un reconocimiento efectivo, que puede mejorarse ampliando la base de datos de los árboles y una mayor cantidad de imágenes.

Palabras Clave: Inventario forestal, Robot autónomo móvil, Visión artificial, Yolov8.

Abstract

*The forest inventory is a tool that provides periodic information showing the structure, conditions and dynamics of the country's forests. This work presents a design using an autonomous mobile robot that uses a Raspberry Pi 4B board as a controller and guided by a GPS module controlled by an Arduino Uno connected by serial communication to the main board. The robot has a camera implemented, which captures images of the trees that are being recognized, which are divided into 3: jobo (*spondias mombin*), avocado (*Persea Americana*) and common, which were detected thanks to the training of a learning model that uses 87 images. The Yolov8s artificial vision model is used, obtaining an accuracy of almost 90%. The results show effective recognition, which can be improved by expanding the tree database and a greater number of images.*

Keywords: Artificial vision, Forest inventory, Mobile autonomous robot, Yolov8.

1. Introducción

El inventario forestal consiste en la recolección sistemática de datos sobre los recursos forestales de una zona determinada. Esta herramienta permite la evaluación del estado actual, además de sentar las bases del análisis y la planificación, que constituyen el punto de partida de una gestión forestal sostenible. Su importancia radica en que sólo es posible adoptar decisiones que se funden en información fiable y sólida, por lo que es necesario un proceso cíclico de recolección de datos, adopción de decisiones y evaluación de los resultados obtenidos [FAO, 2024]. Con los inventarios forestales se contempla el uso de grandes volúmenes de información, involucrando conocimientos de planeación, muestreo, geografía, botánica, toma de datos en campo, proceso de datos basados en estadística, así como la ubicación de áreas utilizando sistemas de información geográfica [de Dios, 2022].

La superficie territorial de México abarca un área de 196.3 *millones de hectáreas*, de las cuales el 7.94% es de aprovechamiento forestal (15.6 *millones de hectáreas*) [INEGI, 2022]. El estado de Chiapas, de acuerdo con la misma investigación, cuenta con el 10.19% de este territorio (1.59 *millones de hectáreas*), de agostadero, pastos naturales, aprovechamiento forestal, enmontada, bosque o selva.

Entre las ventajas de que se sigan conservando en los territorios de México los sistemas forestales, es que con ellos se conserva el suelo y su fertilidad, regula el clima, conserva la biodiversidad y genera beneficios ambientales, como la captura de carbono que aporta a la mitigación del cambio climático [Reyes, 2022].

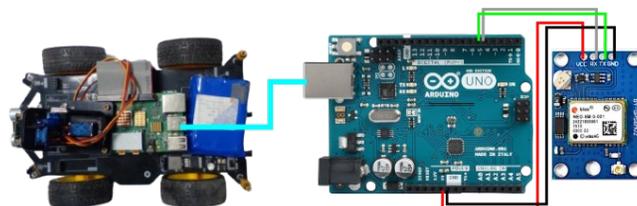
Debido a la gran importancia que posee la conservación de los bosques en el mundo, en los últimos años uno de los implementos que se ha integrado a este tema de investigación es la robótica. Diversos investigadores han hecho contribuciones acerca de esto, destacando el uso de vehículos aéreos no tripulados para la adquisición de datos y la intervención en el sector forestal [Wu, 2021], [Sun, 2023]; robots móviles que han servido para recopilar información de los bosques [Vandapel, 2006], [Chirici, 2023]. A la par de esto, la intervención de la inteligencia artificial, también se ha involucrado en el inventario y la planificación forestal, desarrollando proyectos con el mismo fin de ayudar en la gestión de los bosques con el uso del Deep Learning [Hamedianfar, 2022], o los modelos de visión artificial [da Silva, 2022]. Uno de los modelos más recientes que se están aplicando es el modelo Yolov8, el cual a través de distintas mejoras que se le pueden realizar permite una mejor detección en la detección de los datos requeridos [Wei, 2024]. Todos estos trabajos tienen un fin común, contribuir a acciones que beneficien a los sistemas forestales, realizando entre otras cosas el conteo de árboles, el control de enfermedades de los árboles, el manejo de incendios forestales o incluso aplicaciones pesadas con la ayuda de capacidades de carga útil y percepción. La tarea no es fácil debido a que por la diversidad de terrenos se tienen que buscar diferentes técnicas para el desplazamiento de los robots, cambios de temperatura y humedad, así como la falta de sistemas de comunicación como el GNSS y el internet, además de que algunas técnicas usadas aún están en desarrollo y se necesita en gran medida del razonamiento humano para mejores resultados.

2. Métodos

La realización del inventario forestal parte de la construcción y programación de un carro robot que se traslada a determinadas coordenadas guiándose por GPS dada su ubicación actual, al mismo tiempo que se capturan imágenes y almacenan. Finalmente, el banco de imágenes resultante es empleado para el entrenamiento de un modelo de inteligencia artificial para la clasificación de los árboles.

Construcción del carro robot

El prototipo está compuesto por un carro robot comercial modelo Raspbot de la empresa Yahboom, que incluye como controlador principal una tarjeta embebida Raspberry Pi 4 Model B. Este sistema embebido ha sido utilizado para diversos proyectos de monitoreo ambiental [Ferdoush, 2014], Deep Learning [James, 2022] y visión artificial [Xiao, 2024]. En dichos trabajos se concluyó que su rendimiento, aunque es un poco más lento comparado con otros dispositivos, es efectivo con la ventaja de ser un dispositivo de bajo costo. Cuenta, además, con una cámara Raspberry Pi Rev 1.3 de 5 Megapíxeles y una batería de litio de 12.6 V para su funcionamiento sin la necesidad de estar conectado a una fuente. Contiene un módulo GPS NEO-6M U-Blox, el cual está conectado a una placa de desarrollo Arduino UNO que transfiere las coordenadas geográficas al robot mediante una comunicación Serial, Figura 1.



Fuente: elaboración propia

Figura 1 Diagrama de conexión del prototipo.

El motivo por el que se decidió realizar la comunicación con el módulo GPS así, es porque este elemento requiere más pines que los que la placa Raspberry Pi tiene disponibles, debido a que ya se encuentran ocupados para el control del robot. Fue implementada una carcasa de PLA, la cual sirve para colocar la placa Arduino UNO

junto con el módulo GPS que les sirve de protección, además de facilitar su ensamblaje al robot.

Comunicación y Control

Para el control del robot se decidió emplear una comunicación Bluetooth para no presentar limitaciones en áreas donde las conexiones de red son inaccesibles, además este tipo de conexión ofrece un rango de hasta 100 m usando la clase 1 de esta tecnología. Para conectarse con el prototipo se desarrolló en lenguaje de programación Python un pequeño programa que establece una comunicación Bluetooth con la placa Raspberry Pi. La Figura 2 muestra las opciones básicas del software, las cuales accionan el arranque e interrupción del proceso de movimiento y captura de imágenes, así como el direccionamiento de la cámara.

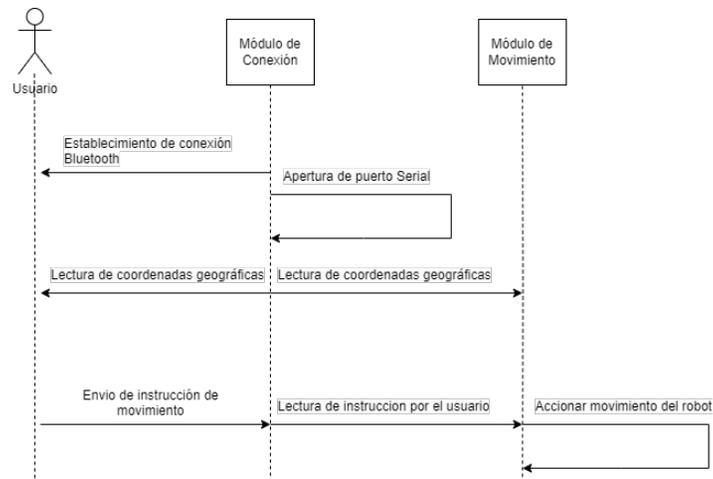


Fuente: elaboración propia

Figura 2 Programa para el control del prototipo.

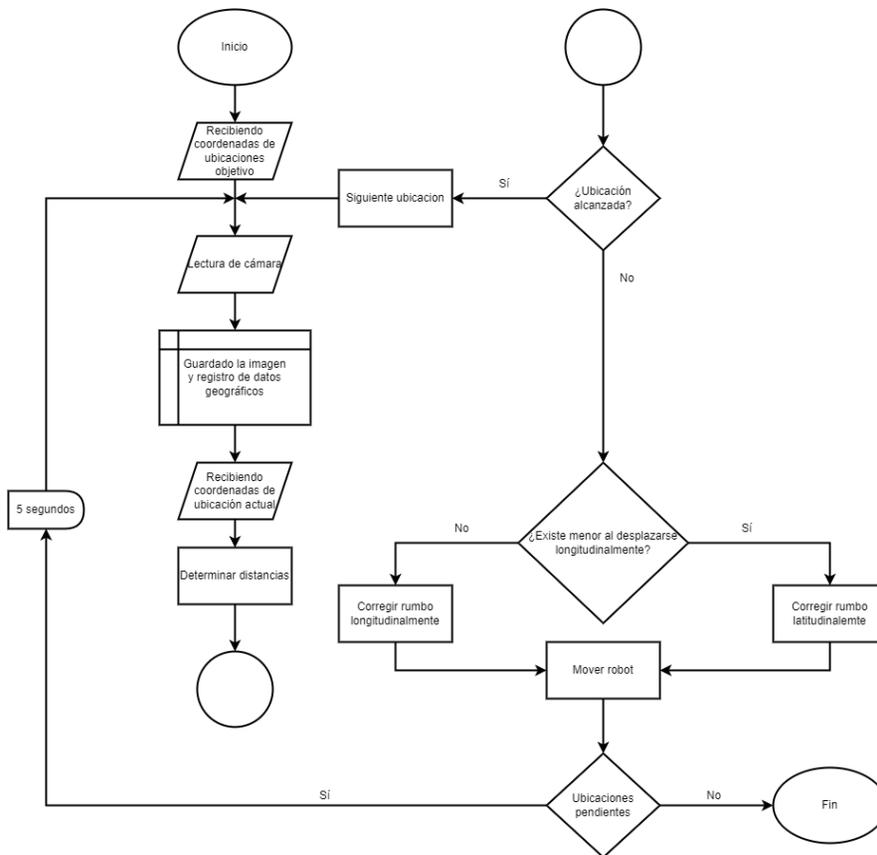
Programa de movimiento y recabado de imágenes

El programa desarrollado para la recopilación de imágenes se divide en dos módulos (Figura 3); uno encargado de la comunicación Bluetooth, la recepción de las coordenadas geográficas del GPS, y otro gestionando el movimiento del prototipo, acompañado de la estimación de proximidad a las ubicaciones objetivo. El diagrama de la Figura 4 presenta los procesos del programa, partiendo de la obtención de coordenadas geográficas al que el robot debe llegar. Seguido, se inicia el ciclo con la lectura de la cámara, almacenando la imagen junto con sus coordenadas.



Fuente: elaboración propia

Figura 3 Diagrama de secuencia del programa de movimiento y recabo de imágenes.



Fuente: elaboración propia

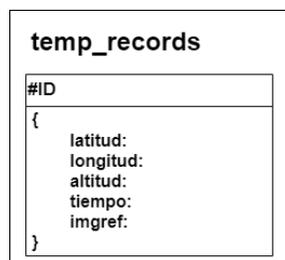
Figura 4 Diagrama de flujo del módulo de movimiento.

En relación con la ubicación actual del robot se realizan cálculos de distancia para determinar si es conveniente corregir el rumbo girando de este a oeste o de norte a

sur. Finalmente, el giro del robot se deduce comparando los valores de longitud o latitud, según sea el caso, con las coordenadas objetivos.

Almacenamiento de las imágenes

Las imágenes se guardan en un directorio específico y las coordenadas geográficas correspondientes son registradas en una base de datos no relacional de documentos que, como se plasma en la Figura 5, comprende latitud, longitud, altitud, tiempo y la ruta al directorio de la imagen.



Fuente: elaboración propia

Figura 5 Modelo de datos para el registro de imágenes.

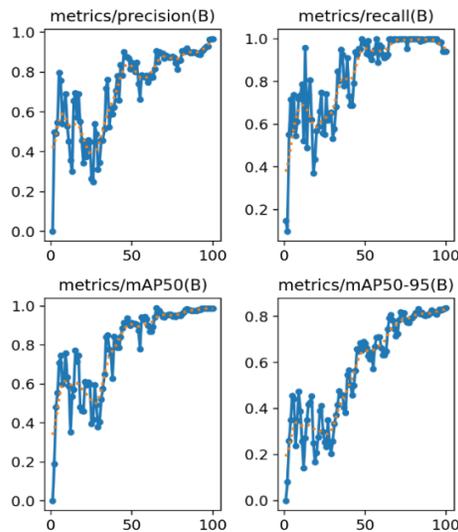
El formato de documentos es ideal debido al tipo de información a almacenar, no requiriendo la relación con otras entidades, además de una considerable tasa de escritura que se presentaría al realizar los recorridos en las áreas verdes. Para este tipo de enfoque, se utiliza TinyDB, que resulta ser una opción adecuada, siendo ligera y rápida, indicado para el almacenamiento de registros que no requieren de mucha complejidad.

Entrenamiento de red neuronal

La creación de un modelo de aprendizaje tiene como objetivo agilizar la detección exacta de los árboles presentes en grandes volúmenes de imágenes provenientes de áreas forestales. El conjunto de datos contempló un total de 87 imágenes con dimensiones de 320 x 240 *pixeles* a los que se les aplicó un aumento de tamaño de 640 x 640.

En la Figura 6 se presenta la interfaz de la plataforma RoboFlow dónde se realizó el proceso de etiquetado de las imágenes. Esta aplicación provee de herramientas

El conjunto de datos fue dividido en 70% entrenamiento, 20% validación y 10% prueba, aplicando un total 100 epochs para el proceso. Las métricas finales presentadas en la Figura 9 indican que el modelo contempla un *mAP* del 85.7%, una precisión del 89.4% y recall del 98.1% al utilizar la colección de validación.



Fuente: elaboración propia

Figura 9 Métricas de validación del modelo de red neuronal.

3. Resultados

Las pruebas se realizaron dentro del Tecnológico Nacional de México Campus Tuxtla Gutiérrez en los que se hallan arboles de aguacate, jobo y de sombra.

Durante el desarrollo de las pruebas, el algoritmo se reajustó para considerar cuatro decimales de las coordenadas recibidas, dado que los siguientes variaban en gran medida, resultandos imprecisos y dificultando que el robot hallase el trayecto adecuado. Las primeras pruebas contemplaron recorridos que en relación con las arbitrarias coordenadas iniciales del robot no presentaban mucha lejanía, estando entre 9 y 13 m de punto a punto (Figura 10). El algoritmo empleado definía trayectos con desvíos considerables a una trazada óptima, sin embargo, si alcanzaban las ubicaciones objetivo. Caso contrario que se apreció en el espacio señalado de la Figura 11 donde las pruebas implicaban una distancia superior. En esta situación el robot no lograba ubicar una trazada que le permitiese alcanzar la ubicación dada, limitándose a realizar giros en el área.



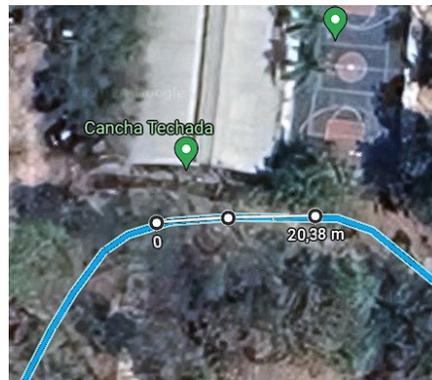
a) Camino recorrido.



b) Prototipo.

Fuente: elaboración propia

Figura 10 Área y tipo de recorridos del prototipo.



Fuente: elaboración propia

Figura 11 Área utilizada para pruebas finales.

Con las imágenes recopiladas de los experimentos se aplicó la detección de árboles con el modelo de Deep Learning, obteniendo resultados con identificaciones aceptables, Figura 12. Es posible que un entrenamiento con un conjunto de datos más grande e incluyendo más variedad de árboles garantice una mayor exactitud.



Fuente: elaboración propia

Figura 12 Resultados del modelo de IA para inventario forestal.

4. Discusión

La propuesta que aquí se presenta da una idea clara que con un presupuesto corto se puede implementar tecnología de última generación que está al alcance de los investigadores. Aunque en el mercado hoy en día existen mejores productos para hacer estas tareas, la dificultad de obtener presupuesto en las escuelas en México proyecta que los investigadores tendrán que hacer uso de software libre y de placas electrónicas, así como sensores comerciales para llevar a cabo proyectos en beneficio de los sistemas forestales. Pero a pesar de esas restricciones, se lograron resultados similares a aquellos obtenidos con equipos de mayor precisión. En la literatura consultada se observan algunos trabajos de inventarios forestales, donde se puede comprobar que el uso de las redes neuronales para predecir atributos forestales, presentaron mejores rendimientos y menores errores en las predicciones comparados con los métodos tradicionales [Ayrey, 2018].

Otro trabajo utiliza un vehículo aéreo no tripulado, así como el uso de un sensor Lidar con una red neuronal de aprendizaje profundo, en el trabajo se menciona que se tuvieron algunas dificultades, como problemas con el reconocimiento de los elementos [Eroshenkova, 2020].

Los resultados de este trabajo muestran algunas similitudes en cuanto a que se logran los reconocimientos de especies nativas de la región. Tomando en cuenta que se usó una versión actual del modelo de visión artificial Yolo, se obtuvieron resultados satisfactorios con mejoras en el reconocimiento y no fueron necesarios probar otros modelos. Además, el uso del robot móvil y del GPS permitió el desplazamiento a través de la zona de análisis, mejorando la adquisición de información comparado con un vehículo aéreo. De igual manera, el proyecto tiene posibles mejoras, como el uso de otras tecnologías de comunicación, sensores de mapeo más precisos o que sean fabricados acordes a las necesidades del proyecto. Aunque la implementación se dio en un ambiente controlado, se lograron resultados aceptables en cuanto a lo que se quería presentar, dando la oportunidad de seguir desarrollando proyectos de este tipo que puedan ser vistos por organizaciones que deseen invertir en el cuidado forestal o incluso en proyectos agrícolas que puedan ayudar a la producción de alimento.

5. Conclusiones

El trabajo desarrollado muestra las múltiples ventajas que se pueden obtener a partir del uso de la inteligencia artificial por medio de la visión artificial y los entrenamientos de los modelos de las redes neuronales, así como la utilización de un robot móvil para el desarrollo de proyectos de ingeniería. El enfoque se le dio al trabajo con respecto a la realización de un inventario forestal es una clara muestra de que se puede hacer trabajo en beneficio de la naturaleza con el uso de la tecnología. Aunque el proyecto utiliza dispositivos de bajo costo muestra un gran potencial de seguir explorando el tema, ya que con un mayor presupuesto se pueden hacer implementaciones mejoradas que apoyen a la conservación de los bosques o la gestión de los mismos. En relación con los resultados obtenidos y el beneficio que puede traer en consecuencia este proyecto, se puede decir que se cumplió con el propósito de desarrollarlo, ya que se logró realizar el reconocimiento planteado al inicio. Es recomendable solamente ampliar las bases de datos de entrenamiento con más imágenes si se desean mejores resultados.

El proyecto tiene futuro, ya que hay propuestas de llevar a cabo otras investigaciones relativas al tema, algunas ideas consisten en realizar la clasificación de tipos de plantas, como por ejemplo en haciendas cacaoteras, así como el reconocimiento de plantas que tengan plagas, lo que haría posible que los productores agrícolas tengan un mejor control de sus plantaciones.

6. Bibliografía y Referencias

- [1] Ayrey, E., & Hayes, D. J., (2018). The Use of Three-Dimensional Convolutional Neural Networks to Interpret LiDAR for Forest Inventory. *Remote Sensing*, 10(4), 649.
- [2] Chirici, G., Giannetti, F., D'Amico, G., Vangi, E., Francini, S., Borghi, C., Corona, P., & Travaglini, D., (2023). Robotics in Forest Inventories: SPOT's First Steps. *Forests*, 14(11), 2170. <https://doi.org/10.3390/f14112170>.
- [3] Da Silva, D. Q., dos Santos, F. N., Filipe, V., Sousa, A. J., & Oliveira, P. M., (2022). Edge AI-Based Tree Trunk Detection for Forestry Monitoring Robotics. *Robotics*, 11(6), 136. <https://doi.org/10.3390/robotics11060136>.

- [4] De Dios, J., (2022). Inventario nacional forestal y de suelos, estrategia de campo y análisis de datos. <https://www.gob.mx/inifap/articulos/inventario-nacional-forestal-y-de-suelos-estrategia-de-campo-y-analisis-de-datos>.
- [5] Eroshenkova, D. A., Terekhov, V. I., Khusnetdinov, D. R., & Chumachenko, S. I., (2020). Automated Determination of Forest-Vegetation Characteristics with the Use of a Neural Network of Deep Learning, pp. 295–302. https://doi.org/10.1007/978-3-030-30425-6_34.
- [6] FAO. Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura, (2024). Inventario Forestal. <https://www.fao.org/sustainable-forest-management/toolbox/modules/forest-inventory/basic-knowledge/es/>.
- [7] Ferdoush, S., & Li, X., (2014). Wireless Sensor Network System Design Using Raspberry Pi and Arduino for Environmental Monitoring Applications. *Procedia Computer Science*, 34, 103–110. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.07.059>.
- [8] Hamedianfar, A., Mohamedou, C., Kangas, A., & Vauhkonen, J., (2022). Deep learning for forest inventory and planning: a critical review on the remote sensing approaches so far and prospects for further applications. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 95(4), 451–465. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpac002>.
- [9] INEGI, (2022). Censo Agropecuario. <https://www.inegi.org.mx/programas/ca/2022>.
- [10] James, N., Ong, L. Y., & Leow, M. C., (2022). Exploring Distributed Deep Learning Inference Using Raspberry Pi Spark Cluster. *Future Internet*, 14(8), 220. <https://doi.org/10.3390/fi14080220>.
- [11] Reyes, J., Rodríguez, J., Pimienta, D., Fuentes, M., Marroquín, P., Merino, A., Aguirre, J., (2022). Diversidad y estructura de los árboles de sombra asociados a *Coffea arabica* L. en el Soconusco, Chiapas. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 13(71). <https://doi.org/10.29298/rmcf.v13i71.1191>.
- [12] Sun, H., Yan, H., Hassanalian, M., Zhang, J., & Abdelkefi, A., (2023). UAV Platforms for Data Acquisition and Intervention Practices in Forestry: Towards More Intelligent Applications. *Aerospace*, 10(3), 317. <https://doi.org/10.3390/aerospace10030317>.

- [13] Vandapel, N., Donamukkala, R. R., & Hebert, M., (2006). Unmanned Ground Vehicle Navigation Using Aerial Ladar Data. *The International Journal of Robotics Research*, 25(1), 31–51. <https://doi.org/10.1177/0278364906061161>.
- [14] Wei, J., Gong, H., Li, S., You, M., Zhu, H., Ni, L., Luo, L., Chen, M., Chao, H., Hu, J., Zhu, C., Wang, H., Liu, J., Nian, J., Fan, W., Mu, Y., & Sun, Y., (2024). Improving the Accuracy of Agricultural Pest Identification: Application of AEC-YOLOv8n to Large-Scale Pest Datasets. *Agronomy*, 14(8), 1640. <https://doi.org/10.3390/agronomy14081640>.
- [15] Wu, B., Liang, A., Zhang, H., Zhu, T., Zou, Z., Yang, D., Tang, W., Li, J., & Su, J., (2021). Application of conventional UAV-based high-throughput object detection to the early diagnosis of pine wilt disease by deep learning. *Forest Ecology and Management*, 486, 118986. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.118986>.
- [16] Xiao, X., Chen, C., Skitmore, M., Li, H., & Deng, Y., (2024). Exploring Edge Computing for Sustainable CV-Based Worker Detection in Construction Site Monitoring: Performance and Feasibility Analysis. *Buildings*, 14(8), 2299. <https://doi.org/10.3390/buildings14082299>.