



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA CHAPINGO

POSGRADO EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL AGUA

**MONITOREO DEL NIVEL DE ENERGÍA DE UN ROBOT AGRÍCOLA
PARA RETORNO A UN CENTRO DE CARGA**

TESIS QUE COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE:

**DOCTOR EN INGENIERÍA AGRÍCOLA
Y USO INTEGRAL DEL AGUA**

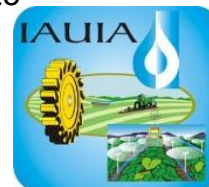
PRESENTA

GUILLERMO GARCÍA SÁNCHEZ

**BAJO LA SUPERVISION DE:
DR. NOÉ VELÁZQUEZ LÓPEZ**



Chapingo, Estado de México, noviembre del 2025



**MONITOREO DEL NIVEL DE ENERGÍA DE UN ROBOT AGRÍCOLA
PARA RETORNO A UN CENTRO DE CARGA**

Tesis realizada por **Guillermo García Sánchez** bajo la dirección del Comité Asesor indicado, aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

**DOCTOR EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO
INTEGRAL DEL AGUA**

DIRECTOR:


Dr. Noé Velázquez López

ASESOR:


Dr. Gilberto de Jesús López Canteñas

ASESOR:


Dra. Raquel Salazar Moreno

LECTOR EXTERNO:


Dra. Alma Velia Ayala Garay

CONTENIDO

ÍNDICE DE CUADROS	VI
ÍNDICE DE FIGURAS	VII
DEDICATORIAS	VIII
AGRADECIMIENTOS	IX
DATOS BIOGRÁFICOS	X
RESUMEN GENERAL	XI
GENERAL ABSTRACT	XII
1. Introducción general	13
1.1 Objetivos	16
1.2 Estructura de la tesis	16
1.3 Literatura citada	17
2 Revisión de literatura	20
2.1 Introducción	20
2.2 Robótica agrícola y UGV	22
2.3 Gestión energética en robots agrícolas	23
2.3.1 Tecnologías de almacenamiento de energía	24
2.3.2 Métodos de estimación de SoC	25
2.3.2.1 Métodos directos	25
2.3.2.2 Modelos eléctricos o de circuitos equivalentes	26
2.3.2.3 Filtros de Kalman y variantes	26
2.3.2.4 Enfoques de inteligencia artificial	27
2.3.2.5 Comparación crítica	27
2.3.3 Comunicación y monitoreo energético	29
2.4 Estrategias de recarga y autonomía	30
2.4.1 Recarga manual tradicional	30
2.4.2 Recarga autónoma mediante estaciones de acoplamiento	31
2.4.3 Recarga solar e híbrida	31

2.4.4 Recarga inalámbrica e inductiva	31
2.4.5 Estrategia seleccionada en esta tesis	32
2.5 Navegación autónoma en robots agrícolas	32
2.5.2 Sistemas de posicionamiento satelital.....	33
2.5.3 Controladores de navegación y planificación	34
2.5.4 Sensores complementarios para navegación.....	35
2.5.5 Métodos de navegación en UGV agrícolas	36
2.6 Integración de monitoreo energético y navegación autónoma	38
2.7 Literatura citada	39
3. Evaluación de la precisión de navegación autónoma de un robot agrícola de dirección deslizante instrumentado con Pixhawk y corrección RTK	45
3.1 Resumen	45
3.2 Introducción	47
3.3 Materiales y métodos.....	50
3.3.1 Descripción del vehículo robótico	51
3.3.2 Arquitectura de navegación satelital y control	53
3.3.3 Modelo cinemático del robot de dirección deslizante	55
3.3.4 Calibración del control PID del sistema de guiado	56
3.3.5 Pruebas experimentales de navegación.....	58
3.3.6 Medición y análisis del error lateral	59
3.4. Resultados.....	60
3.4.1 Calibración del control	60
3.4.2 Evaluación de recorridos	60
3.4.3 Distribución de errores laterales	62
3.5 Discusión	65
3.6 Conclusiones	66
3.7 Literatura citada	67

4. Estimación del estado de carga de un robot agrícola mediante conteo de coulomb y comunicación LoRa	71
4.1 Resumen	71
Abstract	72
4.2 Introducción	73
4.3 Materiales y métodos.....	75
4.3.1 Plataforma experimental.....	76
4.3.2 Caracterización exploratoria del consumo de corriente.....	76
4.3.3 Adquisición de señales y calibración de sensores	77
4.3.4 Sensor de corriente (ACS758LCB-100B).....	78
4.3.5 Sensor de corriente (FZ0430)	79
4.3.6 Estimación del estado de carga (SoC)	79
4.3.7 Estimación inicial basada en la curva OCV–SoC	80
4.3.8 Validación experimental	81
4.3.9 Interfaz de usuario.....	83
4.4 Resultados y discusión	83
4.4.1 Caracterización de picos de corriente	83
4.4.2 Validación del sensor de corriente.....	85
4.4.3 Validación del sensor de voltaje	87
4.4.4 Validación del algoritmo de conteo de Coulomb	89
4.4.5 Evaluación de algoritmo en robot	90
4.4.6 Interfaz de usuario.....	91
4.5 Conclusiones	92
4.6 Literatura citada	92
5. Conclusiones generales.....	96

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Comparación crítica de métodos de estimación del estado de carga (SoC) para UGV agrícolas	28
Cuadro 2. Comparación de métodos de navegación para UGV agrícolas: principios, precisión, ventajas, limitaciones y aplicaciones reportadas	37
Cuadro 3. Parámetros de configuración del sistema de navegación Pixhawk 2.4.8 (ArduRover v4.5.7).....	54
Cuadro 4. Indicadores por repetición del error lateral: error máximo, MAE, SD y RMSE (N = 50 por recorrido).	64
Cuadro 6. Voltaje en reposo (OCV) promedio para la batería LiFePO ₄	81
Cuadro 5. Caracterización del consumo de corriente del robot en distintas superficies.....	85
Cuadro 7. Indicadores estadísticos de validación del sensor ACS758LCB.	87
Cuadro 8. Indicadores estadísticos de validación del sensor FZ0430	89
Cuadro 9. Indicadores estadísticos del algoritmo de conteo de Coulomb.....	89
Cuadro 10. Variabilidad de la energía estimada por el sistema de monitoreo en pruebas dinámicas	90

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Robot agrícola experimental.	51
Figura 2. Diagrama de bloques del sistema de navegación autónoma implementado en el robot agrícola.....	52
Figura 3. Elementos del sistema de navegación GNSS con corrección diferencial.	53
Figura 4. Modelo cinemático del robot agrícola de dirección deslizante.	55
Figura 5. Representación geométrica del cálculo del error lateral (e). (a) Desfase hacia la izquierda. (b) Desfase hacia la derecha.	58
Figura 6. Definición geométrica del error lateral respecto a la trayectoria objetivo.	59
Figura 7. Trayectorias de las diez repeticiones comparadas con la trayectoria ideal.	61
Figura 8. Trayectorias individuales correspondientes a las diez repeticiones del ensayo de navegación autónoma.	62
Figura 9. CDF del error lateral absoluto $ e $; $P50 = 0.190$ m, $P90 = 0.235$ m, $P95 = 0.245$ m.	62
Figura 10. Diagramas de caja del e por repetición: mediana, IQR y atípicos (10 recorridos).....	63
Figura 11. Robot agrícola empleado en las pruebas: chasis de aluminio, dos motores DC y batería LiFePO_4 de 12 V–50 Ah.....	76
Figura 12. Diagrama eléctrico de componentes del sistema.....	77
Figura 13. Perfiles temporales de corriente del sistema de tracción del robot en piso firme y terreno agrícola.....	84
Figura 14. Validación del sensor de corriente a 5 A.....	85
Figura 15. Validación del sensor de corriente a 10 A.....	86
Figura 16. Validación del sensor de corriente a 15 A.....	86
Figura 17. Validación del sensor de voltaje a 6 V.	88
Figura 18. Validación del sensor de voltaje a 10 V.	88
Figura 19. interfaz de usuario para la visualización y registro del SoC, voltaje y corriente del robot agrícola.	91

DEDICATORIAS

A mi madre, Rafaela Sánchez Cuevas; a mi padre, Teofán García López; y a mi hermano, Cristian Yair García Sánchez, por ser mi apoyo y motivación.

A mis tíos: Fidel y Agustina por adoptarme como uno más de su familia durante esta etapa final de mis estudios.

AGRADECIMIENTOS

A la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI) por la beca económica, que permitió dedicarme de tiempo completo en realizar mis estudios de posgrado.

A la Universidad Autónoma Chapingo y al Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua (IAUIA), por darme la oportunidad de realizar mis estudios de posgrado y por brindarme todas las facilidades para el desarrollo de este proyecto de investigación.

A los miembros de mi comité asesor, con admiración, respeto: Dr. Noé Velázquez-López, Dr. Gilberto de Jesús López-Canteñs, Dra. Raquel Salazar-Moreno y Dra. Alma Velia Ayala-Garay, por su amistad, apoyo, orientación y compromiso en la realización de esta investigación.

A mis amigos y compañeros del equipo del robot agrícola: Alan Hernández-Mercado, Raúl Vidal García-Hernández, David Iván Sánchez-Chávez y Cástulo Sánchez-Hernández, por su valioso apoyo.

A los chicos de estancia y servicio social: Esmeralda, Aydin y Ángel, por su apoyo en las largas jornadas de pruebas en campo.

DATOS BIOGRÁFICOS

Datos personales

Nombre: Guillermo García Sánchez

Fecha de nacimiento: 25 de junio de 1995

Lugar de nacimiento: Santiago Yosondúa, Tlaxiaco,
Oaxaca

CURP: GASG950625HOCRNL08

Profesión: Ingeniero Mecánico Agrícola

Cedula profesional: 12411529



Desarrollo Académico

Maestría 2018-2020:

Maestría en ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua. Universidad Autónoma Chapingo, México

Licenciatura:

Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola. Universidad Autónoma Chapingo, México

Preparatoria:

Preparatoria Agrícola. Universidad Autónoma Chapingo, México

RESUMEN GENERAL

MONITOREO DEL NIVEL DE ENERGÍA DE UN ROBOT AGRÍCOLA PARA RETORNO A UN CENTRO DE CARGA

La autonomía efectiva de un robot agrícola terrestre depende de estimar con precisión su estado de carga y de navegar con alta exactitud; esta tesis diseña e integra un sistema SoC + LoRa + Pixhawk/RTK que habilita retornos automáticos confiables con desempeño centimétrico en campo. Se implementó un subsistema de monitoreo energético que mide voltaje y corriente, estima el estado de carga mediante conteo de Coulomb y transmite los datos por LoRa a una estación base para activar alertas y órdenes de retorno. El sensado y el algoritmo de estimación se calibraron y validaron frente a referencias externas, asegurando estabilidad y trazabilidad para la toma de decisiones. En navegación, el robot se instrumentó con la controladora de vuelo Pixhawk y un receptor GNSS Here3+ con corrección RTK; el desempeño se evaluó en un tramo recto de 25 m, registrando el error lateral cada 0.5 m durante 10 repeticiones con controladores PID sintonizados en campo. El seguimiento a lo largo de la ruta fue centimétrico ($MAE = 0.17$ m; $P50(|e|) = 0.190$ m; $P95(|e|) = 0.245$ m), con baja dispersión entre recorridos. La aproximación final al objetivo se identificó como la etapa limitante del sistema, asociada a la relación entre velocidad de llegada, radio de aceptación y densidad de puntos de ruta próximos al objetivo. Se proponen ajustes de desaceleración progresiva en los últimos metros, reducción de ganancias del controlador o conmutación a regulación de posición a baja velocidad, mayor densidad de puntos de ruta cerca del objetivo y ajuste del radio de aceptación al espacio de frenado. En conjunto, la arquitectura SoC + LoRa + Pixhawk/RTK demuestra viabilidad operativa para retorno autónomo y tareas con tolerancias centimétricas en campo.

Palabras clave: Robot agrícola, SoC, LoRa, GNSS-RTK, Navegación autónoma, Pixhawk.

Tesis de Doctorado en Ingeniería Agrícola y Uso integral del Agua.

Autor: García-Sánchez Guillermo.

Director de Tesis: Velázquez-López Noé.

GENERAL ABSTRACT

MONITORING THE ENERGY LEVEL OF AN AGRICULTURAL ROBOT FOR RETURN TO A CHARGING STATION

The effective autonomy of a ground agricultural robot depends on accurately estimating its state of charge and navigating with high precision; this thesis designs and integrates a SoC + LoRa + Pixhawk/RTK system that enables reliable automatic returns with decimeter-level performance in the field. An energy monitoring subsystem was implemented to measure voltage and current, estimate the state of charge through Coulomb counting, and transmit data via LoRa to a base station to activate alerts and return commands. The sensing and estimation algorithm were calibrated and validated against external references, ensuring stability and traceability for decision-making. In navigation, the robot was equipped with the Pixhawk flight controller and a GNSS Here3+ receiver with RTK correction; performance was evaluated on a straight 25-meter segment, recording lateral error every 0.5 meters over 10 repetitions with field-tuned PID controllers. The route following was decimeter-level (MAE = 0.17 m; $P50(|e|) = 0.190$ m; $P95(|e|) = 0.245$ m), with low dispersion between runs. The final approach to the target was identified as the system's limiting stage, associated with the relationship between arrival speed, acceptance radius, and the density of route points near the target. Adjustments such as progressive deceleration in the last meters, reducing controller gains or switching to low-speed position regulation, increasing route point density near the target, and adjusting the acceptance radius to the braking space are proposed. Overall, the SoC + LoRa + Pixhawk/RTK architecture demonstrates operational viability for autonomous return and tasks with decimeter-level tolerances in the field.

Keywords: Agricultural robot; SoC; LoRa; GNSS-RTK, Autonomous navigation, Pixhawk.

Thesis, Universidad Autónoma Chapingo

Author: García-Sánchez Guillermo.

Advisor: Velázquez-López Noé.

1. Introducción general

La agricultura es una actividad fundamental para el desarrollo humano, pues constituye la base de la producción de alimentos que sostiene a la población mundial. De acuerdo con la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO), hacia el año 2050 será necesario incrementar la producción agrícola global en más del 70 % para cubrir la demanda alimentaria (FAO, 2018; Alexandratos y Bruinsma, 2012). Este desafío se enfrenta a problemáticas como la escasez de mano de obra y el envejecimiento de los trabajadores rurales, lo que representa un reto significativo para la sostenibilidad del sector agrícola. En México, esta situación se ha agudizado por la migración de jóvenes hacia zonas urbanas y al extranjero, lo que ha dejado las actividades agrícolas en manos de personas adultas mayores y mujeres en comunidades rurales (Sandoval Genovez, 2022). Este fenómeno también se refleja en estudios regionales que advierten sobre el envejecimiento de los productores y el abandono gradual de las tierras agrícolas, especialmente en el sureste del país (Juárez-Jiménez et al., 2023). A ello se suma el manejo inadecuado de agroquímicos, que continúa generando riesgos tanto para la salud humana como para el medio ambiente (Valbuena et al., 2024; Hilber et al., 2024).

Entre los principales retos que enfrenta actualmente la agricultura se encuentran la disminución de la disponibilidad de mano de obra, el envejecimiento de los trabajadores rurales y las crecientes exigencias en materia de sostenibilidad, eficiencia en el uso de los recursos naturales y reducción de emisiones contaminantes (Christiaensen et al., 2021). En este contexto, la mecanización y la robótica agrícola emergen como herramientas clave para incrementar la productividad, reducir costos y contribuir a la sostenibilidad de los sistemas de producción (Agelli et al., 2024; Sara et al., 2024).

En este contexto, los vehículos terrestres no tripulados (UGV, por sus siglas en inglés) se han consolidado como plataformas tecnológicas prometedoras para tareas de monitoreo, aplicación de insumos, siembra y otras labores agrícolas, gracias a su capacidad para operar de manera autónoma y continua tanto en

entornos estructurados como en no estructurados (Agelli et al., 2024; Quaglia et al., 2020). Sin embargo, su implementación en campo enfrenta dos desafíos fundamentales: la gestión de la energía y la navegación autónoma, segura y confiable.

El primer desafío se relaciona con la autonomía de las baterías. Aunque las tecnologías actuales, como las de litio y sus variantes más seguras, como el fosfato de hierro y litio (LiFePO_4), ofrecen ventajas como la estabilidad y la durabilidad, su capacidad sigue siendo insuficiente para largas jornadas de trabajo agrícola (Di Nisio et al., 2023; Sara et al., 2024). Investigaciones recientes señalan que la gestión energética en UGV agrícolas debe contemplar estrategias de control integradas que incluyan la planificación de la misión, la optimización de la tracción y la estimación precisa del estado de carga (Wang et al., 2019; Kunatsa et al., 2024).

Los sistemas de navegación por satélite (GNSS, por sus siglas en inglés) con técnicas de cinemática en tiempo real (RTK, por sus siglas en inglés) permiten alcanzar precisiones centimétricas, un aspecto clave para la agricultura de precisión (Gao et al., 2018; Mwitta y Rains, 2024). Sin embargo, presentan limitaciones ante interferencias o pérdida de señal en entornos con obstáculos naturales, lo que exige complementarlos con sensores inerciales, visión artificial o tecnología LiDAR, además de controladores robustos, como Pixhawk, que integren múltiples fuentes de información (Starostin et al., 2023).

Diversos estudios muestran que la integración de soluciones energéticas con arquitecturas de navegación robustece la autonomía de los UGV. Quaglia et al. (2020) desarrollaron un prototipo alimentado por energía solar, demostrando que las energías renovables pueden prolongar la operación en campo. Por otro lado, Dong et al. (2024) propusieron un UGV de bajo costo para el control de malezas mediante visión artificial, mientras que Sara et al. (2024) evaluaron robots eléctricos autónomos en condiciones reales, lo que confirma su viabilidad en tareas agrícolas. Además, tecnologías emergentes como IoT y la comunicación LoRa han facilitado el monitoreo remoto y la integración de sistemas de gestión

energética (Ahmed et al., 2022; Di Nisio et al., 2023). Paralelamente, iniciativas de recarga autónoma mediante estaciones de acoplamiento validan la factibilidad de operaciones continuas en el sector (Harik et al., 2021; Jia et al., 2023).

Desde una perspectiva científica, la estimación del estado de carga (SoC, por sus siglas en inglés) de las baterías es un área de investigación activa. El método de conteo de Coulomb constituye la técnica más utilizada por su simplicidad, bajo costo e implementación directa en microcontroladores (Zou et al., 2015). No obstante, estudios recientes han explorado alternativas avanzadas, como el uso de filtros de Kalman adaptativos (Hou et al., 2022), técnicas híbridas que combinan modelos eléctricos y datos experimentales (Monsalve et al., 2023), o incluso enfoques basados en aprendizaje profundo y en machine learning (Mustaffa et al., 2023; Hu et al., 2025). Sin embargo, en entornos agrícolas con recursos computacionales limitados, el conteo de Coulomb sigue siendo una opción práctica y robusta (Wang et al., 2019; Kunatsa et al., 2024).

En la Universidad Autónoma Chapingo se ha consolidado una línea de investigación enfocada en el desarrollo de robots agrícolas autónomos, cuyos aportes han dado origen al prototipo denominado *Voltan*. Entre los antecedentes más relevantes destacan trabajos como el sistema de planeación de rutas y la recarga de insumos en robots colaborativos aplicados a cultivos en hilera (Calderón-Carrasco, 2021). De igual manera, se han realizado trabajos, como la caracterización eléctrica de dicho robot, y se ha planteado el diseño de un centro de carga fotovoltaica para optimizar su autonomía energética. Por otro lado, Vidal García-Hernández (2019) implementó un sistema de siembra automatizado adaptado a un vehículo agrícola autónomo. Estos trabajos constituyen la base tecnológica e institucional sobre la cual se ha continuado el desarrollo del *Voltan*, recientemente presentado en el *Field Robot Event 2023* como un sistema de navegación autónoma para cultivos de maíz (Sánchez-Chávez et al., 2024).

En este contexto, la presente tesis se centra en dos ejes fundamentales: la estimación del estado de carga de las baterías de robots agrícolas mediante el método de conteo de Coulomb y la navegación satelital autónoma basada en

Pixhawk y GNSS/RTK. Ambos aspectos se analizan a partir de una revisión de literatura actualizada, con el propósito de establecer los fundamentos científicos y técnicos para implementar y validar un sistema integrado de monitoreo energético y navegación autónoma en robots agrícolas una vez que el nivel de carga de la batería es bajo

1.1 Objetivos

General

Diseñar y validar un sistema integrado de monitoreo de energía y navegación autónoma para un robot agrícola de dirección deslizante, capaz de estimar el estado de carga de una batería LiFePO_4 y planear el retorno al centro de carga cuando el nivel de energía sea crítico.

Específicos

- ❖ Calibrar e integrar los sensores de corriente y voltaje en el robot agrícola para obtener mediciones confiables de la batería LiFePO_4 .
- ❖ Desarrollar e implementar un algoritmo de estimación del estado de carga (SoC) basado en conteo de Coulomb y curva OCV–SoC para el robot agrícola.
- ❖ Analizar el desempeño del algoritmo de estimación de SoC en pruebas de laboratorio y en el robot.
- ❖ Implementar un sistema de comunicación inalámbrica LoRa y una interfaz de usuario para visualizar en tiempo real voltaje, corriente y SoC, y generar alertas de bajo nivel de energía.
- ❖ Evaluar la precisión de la navegación autónoma con Pixhawk y GNSS-RTK en un tramo recto en campo, cuantificando el error lateral y la repetibilidad de la trayectoria.

1.2 Estructura de la tesis

La tesis se organiza en cuatro capítulos. El Capítulo 1 presenta la introducción general: contextualiza la robotización agrícola, define el problema, justifica su

relevancia y establece los objetivos y el alcance del trabajo. El Capítulo 2 desarrolla la revisión de literatura, reuniendo los fundamentos sobre la estimación del estado de carga de baterías, las bases de la navegación satelital con apoyo de controladores embarcados y las nociones de evaluación del desempeño empleadas en el estudio. El Capítulo 3 expone, de forma integrada, el diseño e instrumentación de la plataforma robótica, describiendo el esquema de medición y estimación del estado de carga (SoC) y la arquitectura de monitoreo y comunicación implementada en el robot. El Capítulo 4 presenta la evaluación en campo del sistema de navegación autónoma con Pixhawk y GNSS-RTK, organiza los resultados de seguimiento de trayectoria y llegada al objetivo y discute sus implicaciones operativas, proponiendo ajustes de configuración y control para fortalecer la aplicación práctica.

1.3 Literatura citada

- Agelli, M., Corona, N., Maggio, F., & Moi, P. V. (2024). Unmanned ground vehicles for continuous crop monitoring in agriculture: Assessing the readiness of current ICT technology. *Machines*, 12(11), 750. <https://doi.org/10.3390/machines12110750>
- Ahmed, M. A., Gallardo, A., & Goodwin, M. (2022). LoRa based IoT platform for remote monitoring of large-scale agriculture farms. *Sensors*, 22(8), 2824. <https://doi.org/10.3390/s22082824>
- Alexandratos, N., & Bruinsma, J. (2012). World agriculture towards 2030/2050: The 2012 revision. FAO. <http://www.fao.org/3/ap106e/ap106e.pdf>
- Berrocal Aguilar, M. E. (2023). Caracterización eléctrica de robot agrícola y propuesta de diseño del centro de carga fotovoltaica [Tesis de maestría, Universidad Autónoma Chapingo]. Repositorio Institucional UACH. <https://repositorio.chapingo.edu.mx/items/b24b0e82-7037-45b2-9025-35297e068dae>
- Calderón Carrasco, P. A. (2021). Sistema para planeación de rutas y recarga de insumos de robots colaborativos en cultivos en hilera [Tesis de doctorado, Universidad Autónoma Chapingo]. Repositorio Institucional UACH. https://repositorio.chapingo.edu.mx/bitstream/20.500.12098/1113/2/diaui_a_ccpa-21.pdf

- Christiaensen, L., Rutledge, Z., & Taylor, J. E. (2021). Viewpoint: The future of work in agri-food. *Food Policy*, 99, 101963. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2020.101963>
- Di Nisio, A., Di Noia, L. P., Spadavecchia, M., Adamo, F., & Caroppo, A. (2023). A low-cost IoT system for battery management in agricultural robots. *Computers and Electronics in Agriculture*, 206, 107662. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107662>
- Dong, H., Lu, Z., Wu, J., Xu, J., & Liu, Y. (2024). Low-cost plant-protection unmanned ground vehicle. *Sensors*, 24(2), 459. <https://doi.org/10.3390/s24020459>
- FAO. (2018). The future of food and agriculture – Alternative pathways to 2050. FAO. <http://www.fao.org/3/l8429EN/i8429en.pdf>
- Gao, J., He, D., He, Y., & Zhou, J. (2018). Application of RTK-GNSS in agricultural unmanned ground vehicles navigation. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 15(2), 1729881418763623. <https://doi.org/10.1177/1729881418763623>
- García-Hernández, R. V. (2019). Desarrollo de una sembradora para un vehículo autónomo agrícola [Tesis de licenciatura, Universidad Autónoma Chapingo]. ResearchGate. https://www.researchgate.net/publication/332739198_DESARROLLO_DE_UNA_SEMBRADORA_PARA_UN_VEHICULO_AUTONOMO
- Harik, E. H. C., et al. (2021). Design and implementation of an autonomous charging station for agricultural electrical vehicles. *Applied Sciences*, 11(13), 6168. <https://doi.org/10.3390/app11136168>
- Hilber, I., Castillo, A., Díaz, J., & Mora, M. (2024). Pesticides in soil, groundwater and food in Latin America as part of One Health. *Environmental Science and Pollution Research*, 31, 59318–59334. <https://doi.org/10.1007/s11356-024-32036-3>
- Hou, J., Han, W., Wei, Z., & Sun, C. (2022). A novel adaptive unscented Kalman filter for lithium-ion battery state of charge estimation in agricultural robots. *Journal of Energy Storage*, 55, 105584. <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.105584>
- Hu, P., Li, C. Y., & Lee, C. C. (2025). SOC estimation of lithium-ion batteries utilizing EIS with SHAP-ASO-LightGBM. *Batteries*, 11(7), 272. <https://doi.org/10.3390/batteries11070272>
- Jia, F., Afaq, S., & van Wyk, B. J. (2023). Vision- and LiDAR-based autonomous docking and recharging of a mobile robot. *Applied Sciences*, 13(19), 10675. <https://doi.org/10.3390/app131910675>

- Juárez-Jiménez, J. E., Pérez-López, J. A., & Córdova-Hernández, R. (2023). El envejecimiento rural y la transferencia de la tierra de los pequeños productores agrícolas de Teapa, Tabasco. 593 Digital Publisher CEIT, 8(5), 267–282. <https://doi.org/10.33386/593dp.2023.5.2027>
- Kunatsa, T., Myburgh, H. C., & de Freitas, A. (2024). A review on state-of-charge estimation methods, energy storage technologies and simulators. *World Electric Vehicle Journal*, 15(9), 381. <https://doi.org/10.3390/wevj15090381>
- Monsalve, G., Cardenas, A., Acevedo-Bueno, D., & Martinez, W. (2023). Assessing the limits of equivalent circuit models and Kalman filters for estimating the state of charge. *Energies*, 16(7), 3133. <https://doi.org/10.3390/en16073133>
- Mustaffa, N., Mohamed, A., & Rahim, N. (2023). Deep learning approaches for battery state of charge estimation: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 165, 112581. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112581>
- Quaglia, G., Visconte, C., Melchiorre, M., Cavallone, P., & Franco, W. (2020). Design of a UGV powered by solar energy for precision agriculture. *Robotics*, 9(1), 13. <https://doi.org/10.3390/robotics9010013>
- Reyes-Amador, A., & Velázquez-López, N. (2019). *Modelo industrial de carrocería para vehículo de cuatro ruedas* (Solicitud de modelo industrial No. MX/f/2018/003352). Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial (IMPI).
- Reyes-Amador, A., & Velázquez-López, N. (2020). *Sistema de suspensión para vehículos terrestres autónomos o no autónomos* (Patente No. MX 4369 B). Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial (IMPI).
- Sánchez-Chávez, D. I., Velázquez-López, N., García-Sánchez, G., Hernández-Mercado, A., Avendaño-López, O. A., & Berrocal-Aguilar, M. E. (2024). Robot for Navigation in Maize Crops for the Field Robot Event 2023. *Agricultura Scientia*, 21(1), 35–46. <https://doi.org/10.18690/agricsci.21.1.4>
- Sandoval Genovez, M. (2022). Rural youth: A perspective of agricultural labor from their social and occupational experiences. *Convergencia*, 29, e16508. <https://doi.org/10.29101/crcs.v29i0.16508>
- Sara, G., Todde, G., Pinna, D., & Caria, M. (2024). Evaluating an autonomous electric robot for real farming applications. *Smart Agricultural Technology*, 9, 100595. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100595>

- Starostin, A., Zuev, D., & Smirnov, A. (2023). Application of Pixhawk flight controllers in unmanned ground vehicles for agriculture. *IFAC-PapersOnLine*, 56(2), 118–123. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2023.03.018>
- Wang, Y., Tian, J., Niu, H., & Wang, P. (2019). Multi-resolution energy strategy for battery management system of unmanned ground vehicles in agriculture. *Energies*, 12(23), 4503. <https://doi.org/10.3390/en12234503>
- Mwitta, C., & Rains, G. C. (2024). The integration of GPS and visual navigation for autonomous navigation of an Ackerman steering mobile robot in cotton fields. *Frontiers in Robotics and AI*, 11, 1359887. <https://doi.org/10.3389/frobt.2024.1359887>
- Valbuena, G., Flores, L., & Rodríguez, C. (2024). Occupational exposure to pesticides and health in farmers. *Revista Biociencias*, 11(2), 1612–1622. <https://revistabiociencias.uan.edu.mx/index.php/BIOCIENCIAS/article/view/1612>
- Zou, C., Hu, X., Ma, H., & Li, S. (2015). Combined Coulomb counting and open-circuit voltage for state of charge estimation. *Journal of Power Sources*, 274, 791–803. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.10.065>

2 Revisión de literatura

2.1 Introducción

La robótica agrícola se ha consolidado en la última década como un eje fundamental de la agricultura de precisión, al permitir la automatización de actividades repetitivas, de alta demanda de mano de obra y críticas para la productividad. Entre estas tecnologías, los UGV destacan por su versatilidad para realizar labores de monitoreo, aplicación localizada de insumos, eliminación de malezas y transporte de materiales en campo (Yaghoubi et al., 2021; Dong et al., 2024). Estos sistemas han demostrado ser herramientas estratégicas para mejorar la sostenibilidad, reducir costos y aumentar la eficiencia operativa, en un contexto global en el que la disponibilidad de mano de obra agrícola continúa disminuyendo (Sara et al., 2024).

El desarrollo de UGV agrícolas enfrenta principalmente dos retos tecnológicos: la gestión energética y la navegación autónoma confiable. En relación con el

primero, las baterías de ion-litio y sus variantes como el fosfato de hierro-litio (LiFePO_4) ofrecen un desempeño adecuado, pero su autonomía sigue siendo limitada frente a las demandas de operación en campo abierto para actividades donde requiere un alto consumo energético. Por ello, la estimación del estado de carga (SoC, por sus siglas en inglés) se ha convertido en un área de investigación activa. Se han documentado enfoques que van desde el conteo de Coulomb, ampliamente utilizado por su simplicidad, hasta aproximaciones más avanzadas como los modelos de circuitos equivalentes, filtros de Kalman y técnicas de inteligencia artificial (Hou et al., 2022; Mustaffa et al., 2023; Kunatsa et al., 2024; Hu et al., 2025). Simultáneamente, se han desarrollado sistemas de comunicación que permiten monitorear en tiempo real el desempeño energético mediante plataformas IoT y LoRa, con aplicaciones directas en entornos agrícolas (Ahmed et al., 2022; Di Nisio et al., 2023).

El segundo reto se refiere a la navegación. Los sistemas de posicionamiento GNSS/RTK constituyen la base de la agricultura de precisión al ofrecer localización centimétrica, aunque su fiabilidad puede verse comprometida por interferencias o por pérdida de señal. Para superar estas limitaciones, los UGV modernos incorporan arquitecturas de control híbridas basadas en Pixhawk, combinadas con sensores inerciales, LiDAR y visión artificial, que permiten la fusión de datos y la navegación robusta en entornos no estructurados (Starostin et al., 2023; Mwitwa y Rains, 2024). La integración de estos subsistemas de percepción y de guiado constituye un área clave en la literatura actual para garantizar la plena autonomía de los robots agrícolas.

Actualmente, estudios recientes han explorado soluciones que integran simultáneamente la gestión energética y la navegación, como robots con recarga solar, sistemas de acoplamiento autónomo para la recarga y arquitecturas que combinan el monitoreo de energía con un guiado inteligente (Quaglia et al., 2020; Harik et al., 2021; Jia et al., 2023). Sin embargo, persisten vacíos en la precisión de la estimación del SoC en condiciones dinámicas y en la integración de

subsistemas de energía y navegación en plataformas de bajo costo, lo cual constituye el eje central de la presente investigación.

2.2 Robótica agrícola y UGV

La robótica agrícola ha avanzado junto con la agricultura de precisión, con el objetivo de automatizar procesos que habitualmente requieren mucho tiempo y esfuerzo humano. Dentro de este marco, los vehículos terrestres no tripulados (UGV) constituyen una de las plataformas más versátiles, al adaptarse a tareas de monitoreo, aplicación de insumos, control de malezas y transporte de materiales (Agelli et al., 2024). Estos sistemas combinan autonomía en la navegación con la capacidad de integrar sensores especializados que permiten recopilar información en tiempo real sobre el estado de los cultivos, el suelo y el ambiente (Sara et al., 2024).

El interés en los UGV agrícolas se ha incrementado debido a su potencial para operar en entornos no estructurados, una característica distintiva de la agricultura en campo abierto. A diferencia de los robots industriales, que operan en entornos controlados, los UGV deben adaptarse a condiciones cambiantes de topografía, clima y vegetación. Esto los convierte en plataformas clave de validación tecnológica para probar algoritmos de navegación, gestión energética y percepción autónoma (Dong et al., 2024). Asimismo, su diseño modular facilita la incorporación de sistemas de pulverización, cámaras multiespectrales o herramientas mecánicas, lo que amplía las aplicaciones en diferentes cultivos (Quaglia et al., 2020).

La brecha del conocimiento muestra que los UGV pueden clasificarse en dos grandes categorías: vehículos de propósito específico y plataformas multipropósito. Los primeros están diseñados para una tarea concreta, como el deshierbe autónomo o la pulverización localizada, lo que optimiza su desempeño, pero limita su flexibilidad (Dong et al., 2024). En cambio, las plataformas multipropósito integran sistemas intercambiables que permiten realizar diversas actividades agrícolas, aunque requieren arquitecturas de control más complejas y un consumo energético mayor (Sara et al., 2024). Esta dualidad ha llevado a

que la investigación se centre tanto en el perfeccionamiento de robots especializados como en la búsqueda de UGV adaptables a distintos escenarios productivos.

Por otro lado, los avances en inteligencia artificial (IA) y en aprendizaje automático han ampliado las capacidades de los UGV, permitiéndoles analizar datos en el campo y tomar decisiones autónomas sobre trayectorias o intervenciones específicas. La literatura reciente presenta aplicaciones exitosas de la visión artificial en la detección de malezas, el conteo de plantas y el diagnóstico de enfermedades, integradas en robots agrícolas de bajo costo (Mustaffa et al., 2023; Mwitwa et al., 2024). Estas innovaciones confirman que la robótica agrícola no solo busca reemplazar tareas humanas, sino también mejorar la precisión y la sostenibilidad de las operaciones agrícolas.

Los UGV son actualmente una de las tecnologías más prometedoras en la robótica agrícola, ya que combinan autonomía, adaptabilidad e integración sensorial. Su adopción como herramientas operativas en el campo dependerá del perfeccionamiento de dos aspectos clave: la gestión eficiente de la energía y la creación de sistemas de navegación sólidos, que se abordarán en las próximas secciones de esta revisión.

2.3 Gestión energética en robots agrícolas

La gestión de energía es un aspecto clave en el diseño de robots agrícolas, ya que afecta la autonomía, la eficiencia y la capacidad de operar durante largos periodos en condiciones variables en el campo. En concreto, los vehículos terrestres no tripulados (UGV) emplean principalmente baterías de ión-litio y sus variantes, como el fosfato de hierro-litio (LiFePO_4), por su mayor densidad energética, estabilidad térmica y mayor ciclo de vida en comparación con tecnologías tradicionales como las de plomo-ácido o níquel-cadmio (Di Nisio et al., 2023; Sara et al., 2024). Sin embargo, la autonomía que ofrecen estas baterías aún no es suficiente para realizar todas las tareas agrícolas extensivas, lo que ha impulsado investigaciones sobre métodos para estimar el estado de carga (SoC) y estrategias avanzadas de gestión energética.

2.3.1 Tecnologías de almacenamiento de energía

Las baterías son componentes clave en los robots agrícolas, ya que determinan su autonomía y su capacidad para realizar misiones largas sin fuentes de energía externas inmediatas. Aunque las baterías de plomo-ácido han sido comúnmente usadas en maquinaria agrícola debido a su bajo costo y disponibilidad, su peso elevado, baja densidad energética y vida útil limitada limitan su uso en robots más avanzados (Mikołajczyk et al., 2023).

La transición tecnológica ha beneficiado a las baterías de iones de litio (Li-ion), que tienen una mayor densidad energética, una mayor eficiencia en carga y descarga y una vida útil más larga en comparación con las de plomo-ácido. Para garantizar un uso seguro y extender su durabilidad, estas baterías necesitan un sistema de gestión (BMS) que supervise la temperatura y el voltaje, realice balanceo de celdas y permita estimar estados como el de carga SoC (por sus siglas en inglés) y el estado de salud SoH (por sus siglas en inglés); revisiones recientes resumen estas funciones y los algoritmos avanzados de BMS (Kurkin et al., 2025; Dini et al., 2024).

Dentro de esta familia, las baterías de fosfato de hierro-litio (LiFePO_4) han adquirido un papel central en la robótica agrícola, al ser más seguras, térmicamente estables y tolerantes a descargas profundas, además de ofrecer una mayor vida útil. Investigaciones recientes señalan que estas características las convierten en candidatas idóneas para robots de campo que enfrentan condiciones ambientales variables (Monsalve et al., 2023).

Mientras tanto, las investigaciones avanzan en nuevas tecnologías químicas para baterías, como el uso del grafeno, que ofrecen una mayor densidad energética y tiempos de carga más cortos. Aunque todavía en fase experimental, estas tecnologías apuntan a sistemas de almacenamiento más ligeros y eficientes (Starostin et al., 2023).

También se han investigado soluciones híbridas que combinan el almacenamiento electroquímico con energías renovables, como paneles solares

conectados a bancos de baterías. Esta integración ha demostrado ampliar la autonomía de los robots agrícolas y reducir la dependencia de estaciones de recarga tradicionales, lo que apoya la sostenibilidad del sistema (Marostica et al., 2014; Quaglia et al., 2020).

Los avances en el conocimiento indican que la evolución del almacenamiento de energía se dirige hacia tecnologías más seguras, duraderas y compatibles con la agricultura de precisión. En la actualidad, las baterías Li-ion, especialmente las LiFePO_4 , muestran un mayor potencial, mientras que las investigaciones sobre grafeno y sistemas híbridos se consideran futuras líneas de desarrollo.

2.3.2 Métodos de estimación de SoC

La estimación del SoC es un componente esencial en la gestión energética de los UGV, ya que determina la cantidad de energía disponible en la batería y, por ende, la capacidad del robot para completar las tareas agrícolas planificadas. En robótica agrícola, donde las operaciones pueden prolongarse durante varias horas y en entornos no estructurados, una estimación confiable del SoC resulta determinante para evitar fallos de misión, reducir riesgos de sobrecarga o sobredescarga y prolongar la vida útil de las baterías (Kunatsa et al., 2024). A lo largo de la literatura se han propuesto diversos enfoques para esta tarea, que se agrupan en métodos directos, modelos eléctricos, técnicas basadas en filtros y enfoques de inteligencia artificial (Oloyede et al., 2024).

2.3.2.1 Métodos directos

Uno de los métodos más sencillos es el conteo de Coulomb, que integra la corriente de carga y descarga en el tiempo para estimar la variación de la capacidad respecto de un estado inicial. Su principal ventaja es la implementación sencilla y el bajo costo computacional, lo que lo hace viable en plataformas con microcontroladores y recursos limitados. Sin embargo, al ser un estimador de lazo abierto, acumula error por desvíos del sensor de corriente y cambios de capacidad por temperatura y envejecimiento; por ello suele requerir recalibraciones periódicas. (Dini et al., 2024; Behnamgol et al., 2024).

El método de voltaje en circuito abierto (OCV) correlaciona el voltaje en reposo con el estado de carga y puede ser muy preciso en equilibrio. No obstante, para obtener mediciones confiables, se requieren periodos de reposo prolongados, lo que interrumpe operaciones continuas; además, su precisión disminuye bajo perfiles dinámicos y por la histéresis de OCV, especialmente marcada en ciertas químicas como LiFePO_4 , que debe considerarse para una estimación exacta de SoC (Pisani Orta et al., 2025; Jahn et al., 2024).

2.3.2.2 Modelos eléctricos o de circuitos equivalentes

Los modelos de circuitos equivalentes (ECM, por sus siglas en inglés) representan dinámicamente el comportamiento de la batería mediante combinaciones de resistencias, capacitancias y fuentes de voltaje controladas. Estos modelos, como el de Thevenin o el de doble RC, permiten captar fenómenos de polarización y variaciones de la resistencia interna, lo que incrementa la precisión en la estimación del SoC respecto a los métodos directos (Monsalve et al., 2023). En el ámbito de la movilidad eléctrica y la robótica, los ECM han demostrado ser una herramienta poderosa, aunque con ciertas limitaciones: requieren procesos de calibración complejos, una alta dependencia de parámetros específicos de la celda y una mayor demanda computacional. En aplicaciones agrícolas, estas limitaciones pueden ser críticas si se busca un sistema de bajo costo, en el que la sencillez y la robustez prevalecen sobre la precisión absoluta.

2.3.2.3 Filtros de Kalman y variantes

Una de las líneas más consolidadas en la literatura corresponde al uso de filtros de Kalman (KF, por sus siglas en inglés) y sus variantes, como el filtro de Kalman extendido (EKF, por sus siglas en inglés) y el filtro de Kalman no lineal o unscented (UKF, por sus siglas en inglés). Estos algoritmos combinan modelos matemáticos de la batería con datos de mediciones en tiempo real, corrigiendo las estimaciones y reduciendo la incertidumbre asociada a ruido y errores de los sensores (Hou et al., 2022).

El EKF se ha empleado ampliamente para gestionar la naturaleza no lineal de las baterías de ión-litio, incorporando parámetros como la resistencia interna y la dinámica de polarización. Por otro lado, el UKF ha demostrado un mejor rendimiento en situaciones de alta variabilidad de carga, aunque requiere más recursos computacionales. En el ámbito de los robots agrícolas, se ha registrado que el uso de filtros de Kalman mejora la estabilidad de las estimaciones en condiciones de operación dinámicas, aunque ello requiere controladores más potentes o sistemas embebidos con mayores capacidades de memoria y procesamiento (Monsalve et al., 2023).

2.3.2.4 Enfoques de inteligencia artificial

Los métodos de inteligencia artificial (IA) han ganado un protagonismo creciente en los últimos años para la estimación del SoC, particularmente en aplicaciones que requieren alta precisión en condiciones no lineales. Se han utilizado enfoques basados en redes neuronales profundas, máquinas de soporte vectorial y modelos híbridos que combinan técnicas de machine learning con modelos electroquímicos (Mustaffa et al., 2023). Más recientemente, se han reportado esquemas que integran la espectroscopía de impedancia electroquímica (EIS) con algoritmos de aprendizaje automático, logrando estimaciones robustas incluso en condiciones dinámicas (Hu et al., 2025).

No obstante, estos métodos presentan limitaciones importantes para su adopción en robótica agrícola: requieren grandes volúmenes de datos de entrenamiento, infraestructura de cómputo avanzada y, en muchos casos, conexión a la nube. Estas condiciones contrastan con el entorno agrícola, donde la conectividad es limitada y se privilegia el uso de sistemas embebidos de bajo consumo.

2.3.2.5 Comparación crítica

De acuerdo con la literatura y la evidencia experimental, ningún método de estimación del SoC es universalmente superior: cada enfoque optimiza un conjunto distinto de compromisos entre precisión, costo computacional, necesidad de datos y robustez operativa. En el cuadro 1 sintetiza estas compensaciones y sirve como guía de selección por contexto.

Cuadro 1. Comparación crítica de métodos de estimación del estado de carga (SoC) para UGV agrícolas

Método	Principio de funcionamiento	Ventajas	Limitaciones	Aplicaciones reportadas
Conteo de Coulomb	Integración de la corriente de carga y descarga respecto a un valor inicial conocido.	Simplicidad; bajo costo; bajo consumo de recursos computacionales; fácil de implementar en microcontroladores y en LoRa.	Error acumulativo con el tiempo; requiere calibración periódica; sensible a ruido en sensores de corriente.	UGV agrícolas de bajo costo, BMS básicos en movilidad ligera (Zou et al., 2015; Wang et al., 2019).
OCV	Relación empírica entre el voltaje en reposo y el SoC.	Alta precisión en condiciones estables; útil como referencia para recalibrar Coulomb.	Requiere largos periodos de reposo; poco práctico en condiciones dinámicas de campo.	Validación de laboratorio; soporte en BMS de litio (Varandas et al., 2019).
ECM	Modelado eléctrico de la batería mediante resistencias, capacitancias y fuentes controladas.	Mayor precisión; capta fenómenos dinámicos (polarización, resistencia interna).	Compleja calibración; depende de parámetros de celda; mayor demanda de cómputo.	Movilidad eléctrica, prototipos de UGV agrícolas (Monsalve et al., 2023).
KF, EKF, UKF	Fusión de modelos matemáticos y datos experimentales para corregir estimaciones.	Estimaciones estables; buen desempeño en condiciones dinámicas; corrige ruido de sensores.	Requiere hardware más potente; mayor consumo de memoria y cálculo.	Robots agrícolas y vehículos eléctricos (Hou et al., 2022; Monsalve et al., 2023).
Inteligencia artificial	Redes neuronales, LightGBM, SVM, híbridos con espectroscopía de impedancia electroquímica.	Alta precisión; adaptable a condiciones no lineales; robustez frente a variabilidad.	Requiere grandes datasets de entrenamiento; alto costo computacional; poca aplicabilidad en UGV rurales.	Aplicaciones avanzadas de movilidad eléctrica y pilotos en robótica agrícola (Mustaffa et al., 2023; Hu et al., 2025).

En este contexto, para un UGV agrícola de bajo costo que debe operar en condiciones reales de campo, el conteo de Coulomb sigue siendo la técnica más

viable, siempre que se complemente con mecanismos de corrección, como OCV o resistencias internas, y con la transmisión de datos mediante tecnologías de bajo consumo como LoRa (Ahmed, Gallardo, & Goodwin, 2022).

2.3.3 Comunicación y monitoreo energético

La supervisión remota del rendimiento energético es clave para programar recargas, evitar fallos por descargas profundas y planificar el retorno autónomo del robot a su estación de carga. En la robótica agrícola, esta supervisión generalmente se realiza mediante arquitecturas IoT que detectan variables como tensión, corriente, temperatura y SoC desde el sistema de gestión de baterías, enviándolas a una estación base o a la nube para su visualización y toma de decisiones (Ahmed et al., 2022; Di Nisio et al., 2023). La ventaja principal de estas arquitecturas es que permiten telemetría en tiempo real con un bajo consumo energético en el nodo embarcado, lo cual resulta fundamental cuando el enlace depende de la misma batería de alimentación.

Para la transmisión inalámbrica en campo abierto, las redes de baja potencia y largo alcance (LPWAN, por sus siglas en inglés) se han posicionado como la alternativa más adecuada, debido a su gran cobertura y consumo reducido. Entre las opciones disponibles se encuentran Sigfox, NB-IoT y LTE-M; sin embargo, LoRa/LoRaWAN ha sido la más adoptada en aplicaciones agrícolas, gracias a su simplicidad de despliegue, robustez de la modulación y bajos costos de operación, al no depender de la infraestructura celular (Mekki et al., 2019; Raza et al., 2017).

En entornos rurales con limitaciones de conectividad, LoRaWAN constituye una solución eficiente para la transmisión de datos energéticos. Bajo este esquema, cada robot o sensor envía sus mediciones (voltaje, corriente, SoC) a través de un enlace LoRa hacia una puerta de enlace receptora, la cual consolida la información de múltiples dispositivos y la reenvía, mediante una conexión de mayor capacidad (red celular, Wi-Fi o Ethernet), hacia el servidor de aplicaciones encargado del almacenamiento y procesamiento (Mekki et al., 2019). Cuando se despliegan varios enlaces receptores en un área agrícola, cada robot se conecta

a la estación más cercana, mientras que todas las estaciones remiten la información a un servidor central (Raza et al., 2017). Este modelo permite cubrir superficies extensas manteniendo un bajo consumo energético en los equipos móviles, condición indispensable para la operación de vehículos agrícolas no tripulados (Ahmed et al., 2022; Di Nisio et al., 2023).

La literatura reciente muestra implementaciones de LoRa que transmiten parámetros eléctricos del robot y notifican eventos de umbral, integrándose con tableros web o aplicaciones móviles para alertar y ordenar el retorno al centro de recarga (Ahmed et al., 2022). Asimismo, se han reportado sistemas IoT de bajo costo que combinan sensores de corriente y voltaje con microcontroladores y puerta de enlace LoRa para la gestión de baterías en robots agrícolas, incorporando almacenamiento histórico y analítica básica para estimar tendencias de autonomía (Di Nisio et al., 2023). Estas soluciones confirman que la telemetría energética reduce la incertidumbre operativa y facilita la programación de misiones más largas con mayor seguridad.

2.4 Estrategias de recarga y autonomía

La autonomía energética es uno de los factores determinantes para la viabilidad de los UGV, pues condiciona la duración de las misiones y la continuidad de las labores en campo. A medida que estas plataformas se han expandido desde entornos experimentales hasta aplicaciones comerciales, la gestión de la recarga se ha convertido en un aspecto central del diseño. La literatura describe múltiples enfoques que van desde soluciones manuales de bajo costo hasta sistemas autónomos de acoplamiento y tecnologías emergentes como la recarga solar o inalámbrica. Estas alternativas presentan diferencias significativas en términos de costo, escalabilidad y robustez frente a las condiciones del campo agrícola (Fountas et al., 2020; Yaghoubi et al., 2021).

2.4.1 Recarga manual tradicional

La sustitución manual de baterías sigue siendo el método más extendido en prototipos y robots comerciales de primera generación por su simplicidad y porque no exige infraestructura adicional; además, es un enfoque habitual en

robótica móvil para prolongar la operación cuando la recarga sería demasiado lenta (Mikołajczyk et al., 2023; Olt et al., 2024). Cuando existe un banco de paquetes previamente cargados, el intercambio reduce el tiempo de inactividad a cuestión de minutos, lo que permite reanudar la misión casi de inmediato (Ahmad et al., 2020).

2.4.2 Recarga autónoma mediante estaciones de acoplamiento

Las estaciones de acoplamiento autónomas permiten que el robot regrese automáticamente a un punto fijo para conectarse a la red eléctrica y recargar sus baterías. Tang et al. (2022) describen una estación inteligente de recarga para vehículos agrícolas eléctricos que combina la alineación automática y el monitoreo remoto de parámetros de carga, reduciendo así la intervención humana. Además, estudios previos indican que este método mejora la operación continua, aunque también aumenta los costos iniciales de infraestructura y requiere una estructura resistente a polvo, humedad y vibraciones del entorno agrícola (Yaghoubi et al., 2021).

2.4.3 Recarga solar e híbrida

Otra estrategia analizada en la literatura consiste en integrar paneles solares fotovoltaicos en los UGV para prolongar su autonomía. Aunque la generación solar no reemplaza por completo la recarga tradicional, puede complementar el suministro de energía y reducir la frecuencia de retornos a la base. Fountas et al. (2020) resaltan que esta opción resulta especialmente útil en misiones de baja demanda energética, como el monitoreo de cultivos, y en áreas con radiación solar constante y alta. La principal limitación es la variabilidad del clima y el espacio limitado en el robot para instalar módulos solares sin afectar otras funciones, aunque esto reduce el impacto ambiental y las emisiones.

2.4.4 Recarga inalámbrica e inductiva

Las tecnologías de recarga inductiva se han investigado para eliminar la necesidad de conectores físicos y mejorar la durabilidad en condiciones adversas, como el polvo o la humedad. Zhang et al. (2020) indican que este método aumenta la fiabilidad de los sistemas de acoplamiento, aunque aún

presenta eficiencias inferiores a la conexión por cable y requiere una alineación precisa entre las bobinas transmisora y receptora. Aunque su uso en la agricultura todavía es limitado, las investigaciones sugieren que podría ser útil en robots pequeños o en entornos controlados, como invernaderos.

2.4.5 Estrategia seleccionada en esta tesis

Después de analizar varias opciones, en esta tesis se opta por el cambio manual de batería como método de recarga. Esta elección se basa en su sencillez, bajo costo y fiabilidad en áreas rurales, donde resulta más factible mantener un banco de baterías intercambiables que invertir en estaciones de acoplamiento o en energía solar. Además, esta estrategia reduce el tiempo de inactividad, ya que permite reemplazar rápidamente la batería descargada por una cargada, evitando largas esperas. La principal aportación de esta investigación no es el diseño de una estación de recarga automática, sino la integración del monitoreo energético con la navegación autónoma: el UGV regresa solo al centro de carga al detectar un nivel crítico de SoC, y allí el operador realiza el reemplazo manual. Así, se garantiza continuidad operativa con una solución sencilla y replicable en explotaciones agrícolas de bajo presupuesto (Bac et al., 2017; Yaghoubi et al., 2021).

2.5 Navegación autónoma en robots agrícolas

La navegación autónoma es fundamental en el diseño de robots agrícolas, ya que determina su capacidad para realizar misiones largas con precisión y seguridad. A diferencia de los robots en entornos urbanos o industriales, donde las rutas están marcadas por infraestructura como calles, paredes o pasillos, el entorno agrícola es más heterogéneo, cambiante y no estructurado. Estos robots deben moverse en terrenos irregulares, seguir líneas de cultivo que no siempre son rectas y adaptarse a obstáculos naturales como árboles, surcos, piedras o vegetación densa (Yaghoubi et al., 2021).

La agricultura de precisión ha aumentado la necesidad de trayectorias con precisión centimétrica, especialmente en tareas como la siembra, la pulverización localizada y el deshierbe mecánico. En estas actividades, pequeñas desviaciones

del surco pueden provocar pérdidas de rendimiento, daños en los cultivos o un uso ineficiente de insumos agrícolas (Mwitta et al., 2024). Por eso, la navegación no es solo un aspecto técnico, sino también un factor con implicaciones económicas y ambientales para la productividad agrícola.

Los avances recientes en GNSS/RTK, sensores inerciales, visión artificial y LiDAR han permitido desarrollar sistemas capaces de alcanzar altos niveles de autonomía en campo abierto. Sin embargo, su adopción sigue condicionada por factores como el costo, la robustez en ambientes cambiantes y la necesidad de soluciones de bajo presupuesto para explotaciones agrícolas pequeñas y medianas (Fountas et al., 2020).

2.5.2 Sistemas de posicionamiento satelital

El GNSS constituye la base de la mayoría de los sistemas de guiado para robots agrícolas. Entre las constelaciones más utilizadas destacan el GPS (Estados Unidos), GLONASS (Rusia), Galileo (Unión Europea) y BeiDou (China), cuya interoperabilidad mejora la disponibilidad y la precisión en campo abierto (Mwitta et al., 2024).

No obstante, la precisión estándar del GNSS, que va de 2 a 5 metros, resulta insuficiente para las exigencias de la agricultura de precisión, donde operaciones como la siembra en línea o la pulverización localizada requieren márgenes de error inferiores a 5 cm. Para solventar esta limitación, se aplican métodos de corrección diferencial, entre los que destacan el DGPS y el RTK.

El GPS diferencial (DGPS) utiliza estaciones base estáticas que envían correcciones a los receptores en movimiento, reduciendo los errores ocasionados por la atmósfera y por los relojes satelitales. Este método permite alcanzar precisiones inferiores a un metro, adecuadas para actividades de mecanización básicas, aunque no alcanzan la precisión centimétrica necesaria para tareas de alta exactitud (Gao et al., 2018).

El RTK es la tecnología más avanzada en este campo, ya que emplea mediciones de fase portadora en tiempo real y transmite correcciones desde una estación

base o red de referencia. Esto permite alcanzar precisiones centimétricas en entornos abiertos y actualmente constituye el estándar para aplicaciones de agricultura de precisión y de navegación de UGV agrícolas (Starostin et al., 2023). Su principal limitación es la necesidad de una señal estable y de receptores especializados, lo cual, históricamente, ha encarecido su implementación.

En los últimos años, han aparecido receptores RTK económicos como los módulos u-blox ZED-F9P, que pueden lograr precisiones de unos centímetros en condiciones favorables. Estas opciones han reducido en gran medida la barrera de entrada, permitiendo que proyectos de investigación y prototipos agrícolas con presupuestos limitados utilicen navegación de alta precisión sin recurrir a equipos geodésicos costosos. Esto ha abierto nuevas oportunidades para desarrollar robots agrícolas accesibles y ha impulsado la adopción de la agricultura de precisión (Khan et al., 2021; Mwitta et al., 2024).

2.5.3 Controladores de navegación y planificación

Los controladores de navegación son el núcleo que convierte la información de posicionamiento y de percepción en acciones de guiado del robot agrícola. Integran diversas fuentes sensoriales y emplean algoritmos de control para seguir trayectorias planificadas con precisión y seguridad en entornos no estructurados (Yaghoubi et al., 2021; Fountas et al., 2020; Mwitta et al., 2024). En este campo, plataformas abiertas como Pixhawk, con firmwares como ArduRover o PX4, se han consolidado debido a su bajo costo, flexibilidad y comunidad activa, lo que favorece su adopción en investigación y en prototipos precomerciales (Jia et al., 2023; Fountas et al., 2020).

El firmware de ArduRover permite configurar diferentes modelos cinemáticos, como robots diferenciales, Ackermann y skid-steer. Facilita la modificación de parámetros como velocidades, aceleraciones y límites de giro, además de permitir la planificación de rutas mediante waypoints con herramientas como Mission Planner, lo que simplifica las misiones autónomas en campo. Por otro lado, PX4 cuenta con una arquitectura modular y es compatible con ROS2, lo que favorece el desarrollo de algoritmos avanzados y su integración con sistemas de

percepción y fusión sensorial en tiempo real (Fountas et al., 2020; Mwitta et al., 2024).

Aunque el PID sigue siendo la opción principal por su sencillez y fiabilidad, se observa una tendencia hacia estrategias híbridas: planificación global con GNSS/RTK y ajustes locales mediante percepción (visión/LiDAR) y fusión inercial para compensar deslizamientos y pérdidas temporales de señal. En pruebas de acoplamiento y retorno autónomo, las combinaciones GNSS/RTK + Pixhawk han demostrado un guiado estable y consistente, incluso en terrenos blandos, cuando se utilizan estrategias de control adaptativo y filtros de fusión (Jia et al., 2023; Mwitta et al., 2024).

2.5.4 Sensores complementarios para navegación

Aunque los sistemas GNSS/RTK son fundamentales para la navegación automática en la agricultura, depender solo de ellos presenta limitaciones en condiciones reales de campo. Elementos como árboles, invernaderos, pendientes o interferencias electromagnéticas pueden causar pérdidas temporales de señal, lo que afecta la precisión del guiado (Yaghoubi et al., 2021; Starostin et al., 2023). Por ello, los robots agrícolas suelen incorporar sensores adicionales que garantizan mayor robustez y continuidad en la navegación.

Las unidades de medida inercial (IMU), que integran acelerómetros, giróscopos y en algunos casos magnetómetros, permiten estimar la orientación y la aceleración del vehículo. Aunque su rendimiento se ve afectado por la deriva acumulativa, son fundamentales para mantener trayectorias estables durante breves cortes en la señal GNSS (Yaghoubi et al., 2021). Además, se incluyen los encoders y odómetros, que registran la rotación de las ruedas para calcular la velocidad y la distancia recorrida. Aunque su precisión puede disminuir en suelos blandos o ante derrapes, constituyen una herramienta económica y útil para complementar el posicionamiento (Fountas et al., 2020).

La percepción del entorno cada vez depende más de tecnologías como LiDAR y visión artificial. El LiDAR, que emite pulsos láser, crea modelos 3D del entorno

para detectar obstáculos y facilitar algoritmos de localización y mapeo simultáneo (SLAM). Su uso en agricultura ha aumentado, especialmente en robots para invernaderos y navegación entre hileras, aunque los costos elevados de sensores de alta resolución aún limitan su adopción generalizada (Starostin et al., 2023). Por otro lado, la visión artificial, usando cámaras RGB o multiespectrales, permite reconocer surcos, cultivos y malezas. Esta tecnología se emplea en guiar por hileras y en aplicaciones localizadas de insumos, aunque todavía es vulnerable a condiciones externas como cambios en la iluminación, polvo o lluvia (Bac et al., 2017).

Dado que cada sensor tiene sus propias ventajas y limitaciones, la tendencia actual se dirige hacia la fusión sensorial. Utilizando algoritmos como el filtro de Kalman extendido o enfoques de aprendizaje automático, se pueden combinar datos de GNSS, IMU, encoders, LiDAR y cámaras para reducir la incertidumbre y mejorar la precisión general de la navegación. Así, los UGV agrícolas mantienen trayectorias confiables incluso en condiciones de campo variables y heterogéneas (Mwitta et al., 2024).

2.5.5 Métodos de navegación en UGV agrícolas

Los sistemas de navegación en robots agrícolas han pasado de depender de un solo sensor a utilizar arquitecturas híbridas que combinan varias tecnologías. El GNSS/RTK es la opción más común, proporcionando precisión en centímetros en espacios abiertos y siendo fundamental en la agricultura de precisión. Sin embargo, su dependencia de una señal constante puede ser problemático en áreas con árboles o estructuras, donde la señal puede perderse (Gao et al., 2018).

Para superar estas limitaciones, se emplea la combinación GNSS+INS, donde las IMU compensan interrupciones temporales en la señal y mantienen trayectorias continuas mediante fusión sensorial (Starostin et al., 2023). Otra alternativa es la visión artificial, que identifica surcos y cultivos usando cámaras; este método ha sido esencial en robots cosechadores (Bac et al., 2017) y, más

recientemente, en prototipos económicos para el control de malezas (Dong et al., 2024).

El uso de LiDAR y técnicas de SLAM ha incrementado, proporcionando mapas en 3D y detección efectiva de obstáculos, aunque enfrenta desafíos por su alto costo y requerimientos computacionales (Yaghoubi et al., 2021). Actualmente, la tendencia se dirige hacia métodos híbridos que combinan GNSS, INS, visión y LiDAR, con el fin de lograr mayor precisión y resiliencia ante condiciones variables en el campo (Mwitta et al., 2024).

Considerando las alternativas descritas (GNSS/RTK, GNSS+INS, visión artificial, LiDAR/SLAM y enfoques híbridos), en el Cuadro 2 se resume una comparación estructurada de sus principios, niveles de precisión reportados, ventajas, limitaciones y casos de uso típicos en UGV agrícolas. La elección del método depende de los requisitos de precisión, el tipo de cultivo y los recursos disponibles, con una clara transición hacia arquitecturas multisensoriales que equilibran costo, robustez y autonomía operativa.

Cuadro 2. Comparación de métodos de navegación para UGV agrícolas: principios, precisión, ventajas, limitaciones y aplicaciones reportadas

Método	Principio de funcionamiento	Precisión	Ventajas	Limitaciones	Aplicaciones reportadas
GNSS/RTK puro	Correcciones en tiempo real de la fase portadora GNSS.	Centimétrico en campo abierto.	Alta precisión; base de la agricultura de precisión.	Dependencia de señal satelital estable; vulnerable en huertos e invernaderos.	Guiado de tractores autónomos, siembra y pulverización (Gao et al., 2018).
GNSS + INS	Fusión de datos GNSS con IMU mediante filtros (EKF).	Centimétrica con continuidad en cortes cortos.	Mantiene trayectoria en ausencia temporal de GNSS; mayor robustez.	Deriva acumulada si la señal GNSS se pierde por mucho tiempo.	Navegación en suelos blandos y terrenos irregulares (Starostin et al., 2023).
Visión artificial	Reconocimiento de surcos, cultivos y obstáculos con cámaras RGB/multiespectrales.	Decimétrica a centimétrica, dependiendo de algoritmos.	Bajo costo; permite tareas selectivas (detección de malezas y frutos).	Sensible a iluminación, polvo y clima; requiere procesamiento intensivo.	Robots cosechadores (Bac et al., 2017); control de malezas (Dong et al., 2024).

LiDAR SLAM	/	Generación de mapas 2D/3D y localización simultánea.	Centimétrica en entorno estructurado	Detección robusta de obstáculos; navegación en ambientes complejos.	Alto costo de sensores; demanda computacional elevada.	Robots de invernadero y mapeo de cultivos (Yaghoubi et al., 2021).
Métodos híbridos		Integración de GNSS, INS, LiDAR y visión artificial.	Centimétrica con alta resiliencia.	Mayor confiabilidad y precisión global.	Complejidad y costo de implementación.	UGV de bajo costo combinados con visión + GNSS (Dong et al., 2024); revisiones recientes (Mwitta et al., 2024).

2.6 Integración de monitoreo energético y navegación autónoma

La autonomía de los robots agrícolas no solo requiere un sistema de guiado preciso, sino también una fuente de energía suficiente para realizar las tareas y regresar de forma segura al centro de carga. La literatura muestra que estos aspectos navegación y gestión energética generalmente se tratan por separado, lo que restringe el despliegue de sistemas realmente autónomos en entornos de campo (Mwitta et al., 2024).

Diversos autores han destacado que la estimación del estado de carga (SoC) debe estar estrechamente relacionada con la planificación de la misión. Por ejemplo, Wang et al. (2019) proponen arquitecturas de control donde el SoC informan al planificador de trayectorias, ajustando la duración y complejidad de las operaciones según la energía disponible. De manera similar, Quaglia et al. (2020) demostraron que el uso de fuentes energéticas renovables en UGV agrícolas puede complementarse con sistemas de navegación autónoma para ampliar la cobertura operativa, aunque la estrategia de retorno continúa dependiendo de la integración del monitoreo energético con el guiado satelital.

En cuanto a la telemetría, Ahmed et al. (2022) y Di Nisio et al. (2023) describen sistemas IoT que envían datos de voltaje, corriente y Estado de Carga (SoC) a estaciones base, facilitando la supervisión en tiempo real. Estos métodos permiten alertas y programar recargas, aunque la literatura presenta pocos ejemplos donde estos datos actúen como disparadores directos para ordenar que

el robot regrese automáticamente al centro de carga. En la mayoría de los casos, el monitoreo energético se limita a funciones de diagnóstico o almacenamiento de datos.

Las limitaciones identificadas comprenden, en primer lugar, la escasa integración práctica entre el SoC y los algoritmos de navegación autónoma. La mayoría de las investigaciones se enfocan en mejorar la precisión del guiado (Gao et al., 2018; Starostin et al., 2023) o en perfeccionar las técnicas de estimación de baterías (Hou et al., 2022), pero no en vincular ambas áreas. En segundo lugar, sigue vigente la barrera de costo, ya que muchos sistemas basados en GNSS/RTK y sensores de alta gama son poco accesibles para explotaciones agrícolas pequeñas.

En este contexto, la presente tesis busca contribuir a cerrar dicho vacío mediante la implementación de un sistema integrado que combina la estimación del SoC por el método de conteo de Coulomb, la transmisión inalámbrica de datos por LoRa y la navegación autónoma con Pixhawk y GNSS/RTK. La propuesta se distingue por su bajo costo, viabilidad en entornos rurales y validación en condiciones de campo, lo que la convierte en una aportación significativa para el desarrollo de robots agrícolas autónomos orientados a la sostenibilidad y eficiencia operativa.

2.7 Literatura citada

- Agelli, M., Corona, N., Maggio, F. & Moi, P. V. (2024). Unmanned Ground Vehicles for Continuous Crop Monitoring in Agriculture: Assessing the Readiness of Current ICT Technology. *Machines*, 12(11), 750.
- Ahmad, F., Alam, M. S., Alsaidan, I. S., & Shariff, S. M. (2020). Battery swapping station for electric vehicles: Opportunities and challenges. *IET Smart Grid*, 3(3), 280–286. <https://doi.org/10.1049/iet-stg.2019.0059>
- Ahmed, M. A., Gallardo, J. L., Zúñiga, M. D., Pedraza, M. A., Carvajal, G., Jara, N., & Carvajal, R. (2022). LoRa-based IoT platform for remote monitoring of large-scale agriculture farms in Chile. *Sensors*, 22(8),

2824. <https://doi.org/10.3390/s22082824>

- Bac, C. W., van Henten, E. J., Hemming, J., & Edan, Y. (2017). Harvesting robots for high-value crops: State-of-the-art review and challenges ahead. *Journal of Field Robotics*, 34(6), 1199–1235. <https://doi.org/10.1002/rob.21736>
- Behnamgol, V., Asadi, M., Mohamed, M. A. A., Aphale, S. S., & Faraji Niri, M. (2024). *Comprehensive review of lithium-ion battery state of charge estimation by sliding mode observers*. *Energies*, 17(22), 5754. <https://doi.org/10.3390/en17225754>
- Dini, P., Colicelli, A., & Saponara, S. (2024). Review on modeling and SOC/SOH estimation of batteries for automotive applications. *Batteries*, 10(1), 34. <https://doi.org/10.3390/batteries10010034>
- Di Nisio, A., Di Noia, L. P., Spadavecchia, M., Adamo, F., & Caroppo, A. (2023). IoT-based battery management system for agricultural mobile robots. *Computers and Electronics in Agriculture*, 207, 107705. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107705>
- Dong, H., Lu, Y., Wu, J., Xu, Y., & Liu, X. (2024). A low-cost autonomous weeding robot using visual navigation and LiDAR perception. *Biosystems Engineering*, 236, 114–129. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2024.04.006>
- Fountas, S., Gemtos, T., Cavalaris, C., & Tagarakis, A. (2020). *Smart agricultural machinery and precision farming*. Academic Press.
- Gao, J., Zhang, S., & Wang, L. (2018). Differential and RTK GPS-based navigation for agricultural vehicles: A review. *Precision Agriculture*, 19(6), 1173–1192. <https://doi.org/10.1007/s11119-018-9574-5>
- Harik, E. H. C., Abou-Khalil, P., & Bazzi, A. M. (2021). Power management of mobile robots with solar charging stations for agricultural applications. *IEEE Access*, 9, 49503–49517. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3068476>
- Hou, Y., Han, Y., Wei, X., & Sun, C. (2022). State-of-charge estimation of

- lithium-ion batteries based on adaptive extended Kalman filter. *Energy Reports*, 8, 3214–3226. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.02.196>
- Hu, Y., Li, Y., & Lee, J. (2025). Hybrid machine learning approach for battery state-of-charge estimation using impedance spectroscopy. *Energies*, 18(2), 455. <https://doi.org/10.3390/en18020455>
- Jahn, L., Mößle, P., Röder, F., & Danzer, M. A. (2024). *A physically motivated voltage hysteresis model for lithium-ion batteries using a probability distributed equivalent circuit*. *Communications Engineering*, 3, 74. <https://doi.org/10.1038/s44172-024-00221-4>
- Jia, F., Afaq, M., Ripka, B., Huda, Q., & Ahmad, R. (2023). Vision- and LiDAR-based autonomous docking and recharging of a mobile robot for machine tending in autonomous manufacturing environments. *Applied Sciences*, 13(19), 10675. <https://doi.org/10.3390/app131910675>
- Khan, M. J., Dastjerdi, A. A., & Dooly, G. (2021). Evaluation of low-cost RTK-GNSS receivers for precision agriculture. *Sensors*, 21(22), 7546. <https://doi.org/10.3390/s21227546>
- Kunatsa, T., Myburgh, H. C., & de Freitas, A. (2024). Review of state-of-charge estimation methods and energy storage technologies for electric vehicles. *Energies*, 17(5), 1234. <https://doi.org/10.3390/en17051234>
- Kurkin, A., Chivenkov, A., Aleshin, D., Trofimov, I., Shalukho, A., & Vilkov, D. (2025). Battery management system for electric vehicles: Comprehensive review of circuitry configuration and algorithms. *World Electric Vehicle Journal*, 16(8), 451. <https://doi.org/10.3390/wevj16080451>
- Marostica, M., Visconti, P., & Quaglia, G. (2014). Solar-powered unmanned ground vehicle for agricultural applications. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 11(3), 54. <https://doi.org/10.5772/58431>
- Mekki, K., Bajic, E., Chaxel, F., & Meyer, F. (2019). A comparative study of LPWAN technologies for large-scale IoT deployment. *ICT Express*, 5(1), 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.icte.2017.12.005>

- Mikołajczyk, T., Mikołajewski, D., Kłodowski, A., Łukaszewicz, A., Mikołajewska, E., Paczkowski, T., Macko, M., & Skornia, M. (2023). *Energy sources of mobile robot power systems: A systematic review and comparison of efficiency*. Applied Sciences, 13(13), 7547. <https://doi.org/10.3390/app13137547>
- Monsalve, G., Cardenas, A., Acevedo-Bueno, D., & Martínez, W. (2023). Assessing the limits of equivalent circuit models and Kalman filters for estimating the state of charge: Case of agricultural robots. Energies, 16(7), 3133. <https://doi.org/10.3390/en16073133>
- Mwitta, C., Rains, G. C., & Prostko, E. P. (2024). Autonomous diode laser weeding mobile robot in cotton field using deep learning, visual servoing and finite state machine. Frontiers in Agronomy, 6, 1388452. <https://doi.org/10.3389/fagro.2024.1388452>
- Mustaffa, M. S., Mohamed, M. A., & Rahim, N. A. (2023). Deep learning models for battery state-of-charge estimation: A comprehensive review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 180, 113243. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113243>
- Oloyede, M. O., Akpokwu, G. A., Myburgh, H. C., De Freitas, A., & Kunatsa, T. (2024). A review on state-of-charge estimation methods, energy storage technologies and state-of-the-art simulators: Recent developments and challenges. World Electric Vehicle Journal, 15(9), 381. <https://doi.org/10.3390/wevj15090381>
- Olt, J., Ihnatiev, Y., Lillerand, T., & Virro, I. (2024). Development of a Battery Swapping and Charging Unit in Servicing Station for Farming Robot: A Review. In Farm Machinery and Processes Management in Sustainable Agriculture (pp. 333–345). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-70955-5_37
- Pedersen, S. M., Fountas, S., Have, H., & Blackmore, S. (2006). Agricultural robots—System analysis and economic feasibility. Precision Agriculture, 7(4), 295–308. <https://doi.org/10.1007/s11119-006-9006-9>

- Pisani Orta, M. A., García Elvira, D., & Valderrama Blaví, H. (2025). *Review of state-of-charge estimation methods for electric vehicle applications*. *World Electric Vehicle Journal*, 16(2), 87. <https://doi.org/10.3390/wevj16020087>
- Quaglia, G., Visconte, C., Melchiorre, M., Cavallone, P., & Franco, S. (2020). Design of a UGV powered by solar energy for precision agriculture. *Robotics*, 9(1), 13. <https://doi.org/10.3390/robotics9010013>
- Rao, B. V., & Shivakumar, S. (2018). Comparative study of battery technologies for autonomous robots. *Journal of Energy Storage*, 20, 123–133. <https://doi.org/10.1016/j.est.2018.09.011>
- Raza, U., Kulkarni, P., & Sooriyabandara, M. (2017). Low power wide area networks: An overview. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 19(2), 855–873. <https://doi.org/10.1109/COMST.2017.2652320>
- Sara, A., Todde, G., Pinna, I., & Caria, M. (2024). Evaluating an autonomous electric mobile robot for field work. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4653690>
- Starostin, D., Zuev, A., & Smirnov, V. (2023). Sensor fusion for navigation of unmanned ground vehicles in agricultural environments. *Agriculture*, 13(4), 712. <https://doi.org/10.3390/agriculture13040712>
- Tang, Y., Li, W., Zhao, C., & Chen, X. (2022). Intelligent docking and charging system for electric agricultural machinery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 200, 107185. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107185>
- Varandas, L., Gaspar, P. D., & Aguiar, M. L. (2019). Standalone docking station with combined charging methods for agricultural mobile robots. *International Journal of Mechanical & Mechatronics Engineering*, 13(1), 38–42.
- Wang, X., Tian, Y., Niu, Y., & Wang, X. (2019). State-of-charge estimation of lithium-ion batteries using improved Coulomb counting and Kalman filter. *Journal of Power Sources*, 436, 226815.

<https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2019.226815>

Yaghoubi, S., Doustmohammadi, A., & Mahdavinejad, M. (2021). Review of autonomous agricultural robots for field operations. *Biosystems Engineering*, 204, 89–107.

<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2021.02.003>

Zhang, H., Wu, Y., & Li, J. (2020). Inductive wireless charging systems for mobile robots: A review. *Energies*, 13(23), 6220.

<https://doi.org/10.3390/en13236220>

Zou, C., Hu, X., Ma, H., & Li, S. E. (2015). Combined estimation of state of charge and state of health for lithium-ion batteries using a dual extended Kalman filter. *Journal of Power Sources*, 273, 793–803.

<https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.09.146>

3. Evaluación de la precisión de navegación autónoma de un robot agrícola de dirección deslizante instrumentado con Pixhawk y corrección RTK

Guillermo García-Sánchez¹, Noé Velázquez-López^{*3}; Gilberto de Jesús López-Canteñs², Raquel Salazar-Moreno²

¹Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo. Universidad Autónoma Chapingo.

²Universidad Autónoma Chapingo, Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola, Carretera México - Texcoco, Km 38.5. Chapingo, Estado de México. C.P. 56230.

³Universidad Autónoma Chapingo, Departamento de Irrigación, Carretera México - Texcoco, Km 38.5. Chapingo, Estado de México. C.P. 56230.

Autor de correspondencia: nvelazquez@taurus.chapingo.mx

3.1 Resumen

La precisión de la navegación autónoma en robots agrícolas de bajo costo sigue limitando tareas que exigen alta exactitud. Este estudio evalúa el guiado lateral de un UGV de dirección deslizante con Pixhawk 2.4.8 y GNSS Here3+ con correcciones RTK en ArduRover. La sintonía del controlador se realizó en campo para suprimir oscilaciones y estabilizar el guiado. El desempeño se analizó en diez repeticiones de un tramo recto de 25 m, registrando la desviación lateral cada 0.5 m frente a la trayectoria ideal. Se calcularon MAE, RMSE, desviación estándar y percentiles del $|e|$, además del error circular probable (CEP) en el punto de llegada. Los resultados indican seguimiento centimétrico estable a lo largo de la ruta, con MAE promedio de 0.17 m y P95 del $|e|$ de 0.245 m, mientras que la aproximación terminal concentra mayor dispersión. Ello revela un cuello de botella dinámico-geométrico gobernado por el perfil de desaceleración, el radio de aceptación y la densidad de waypoints. Se proponen ajustes de bajo costo: rampa de velocidad en los últimos metros; reducción selectiva de look-ahead y ganancias en la zona final o conmutación a regulación de posición a baja velocidad; mayor densidad de waypoints cerca del objetivo y alineación del radio de aceptación con la distancia de frenado. En conjunto, una arquitectura basada en Pixhawk + RTK ofrece guiado centimétrico para monitoreo en campo y, con mejoras finales, puede acercarse a la exactitud requerida por operaciones de tolerancia estricta, como acoplamiento para recambio de baterías, reconocimiento de parcelas y recorridos repetibles. Las pruebas se realizaron en campo abierto sin dosel ni obstrucciones.

Palabras clave: navegación autónoma, Pixhawk, GNSS-RTK, robot agrícola, precisión lateral.

Assessment of the autonomous navigation accuracy of a slip steering agricultural robot equipped with Pixhawk and RTK correction

Guillermo García-Sánchez¹, Noé Velázquez-López^{*3}; Gilberto de Jesús López-Canteñs², Raquel Salazar-Moreno²

¹Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo. Universidad Autónoma Chapingo.

²Universidad Autónoma Chapingo, Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola, Carretera México - Texcoco, Km 38.5. Chapingo, Estado de México. C.P. 56230.

³Universidad Autónoma Chapingo, Departamento de Irrigación, Carretera México - Texcoco, Km 38.5. Chapingo, Estado de México. C.P. 56230.

Autor de correspondencia: nvelazquez@taurus.chapingo.mx

Abstract

The accuracy of autonomous navigation in low-cost agricultural robots continues to limit tasks that require high precision. This study evaluates the lateral guidance of a skid-steering UGV equipped with Pixhawk 2.4.8 and GNSS Here3+ with RTK corrections in ArduRover. The controller tuning was performed in the field to suppress oscillations and stabilize the guidance. Performance was analyzed over ten repetitions of a 25-meter straight segment, recording lateral deviation every 0.5 meters relative to the ideal trajectory. MAE, RMSE, standard deviation, and percentiles of $|e|$ were calculated, along with the circular error probable (CEP) at the arrival point. The results indicate stable decimeter-level tracking along the route, with an average MAE of 0.17 meters and a P95 of $|e|$ of 0.245 meters, while the terminal approach shows greater dispersion. This reveals a dynamic-geometric bottleneck governed by the deceleration profile, acceptance radius, and waypoint density. Low-cost adjustments are proposed: speed ramp in the last meters; selective reduction of look-ahead and gains in the final zone or switching to low-speed position regulation; increased waypoint density near the target; and aligning the acceptance radius with the braking distance. Overall, a Pixhawk + RTK-based architecture offers decimeter guidance for field monitoring and, with final improvements, can approach the accuracy required for operations with strict tolerances, such as coupling for battery replacement, parcel recognition, and repeatable routes. The tests were conducted in open field without canopy or obstructions.

Keywords: autonomous navigation, Pixhawk, GNSS-RTK, agricultural robot, lateral accuracy.

3.2 Introducción

La producción agrícola mundial enfrenta uno de los mayores desafíos de las últimas décadas, que es alimentar a una población que podría superar los 9.7 mil millones de personas hacia 2050, en un contexto de creciente degradación ambiental y escasez de mano de obra rural (Çakmakçı, 2024). Este panorama ha impulsado la búsqueda de alternativas tecnológicas que garanticen la sostenibilidad productiva, energética y social de los sistemas agrícolas. En particular, la mecanización avanzada y la automatización inteligente se han consolidado como herramientas estratégicas para incrementar la eficiencia, reducir los costos operativos y optimizar el uso de insumos, al tiempo que permiten mantener o incluso mejorar la calidad de las labores agrícolas (Subeesh & Mehta, 2021; Longo et al., 2023).

En México, los retos globales de la agricultura se agravan por la migración rural, que reduce la disponibilidad de mano de obra y precariza muchas unidades de pequeña escala (Rojas-Rangel, 2017). Al mismo tiempo, persiste un rezago en la adopción de tecnologías digitales y de agricultura de precisión entre pequeños y medianos productores, debido a limitaciones económicas y de capacidades técnicas (Casanova-Pérez, 2025). En este contexto, el desarrollo de soluciones de automatización accesibles, como robots agrícolas modulares y sistemas de guiado de bajo costo, se plantea como una estrategia para enfrentar simultáneamente la escasez de mano de obra y el atraso tecnológico en la agricultura mexicana.

Ante este panorama, la robótica agrícola ha emergido como una de las líneas de investigación más prometedoras para enfrentar los retos del sector. Los vehículos autónomos terrestres (UGV, por sus siglas en inglés) constituyen una de las aplicaciones más desarrolladas, al permitir la ejecución automatizada de tareas como la siembra, el deshierbe, la aspersión, la cosecha o el monitoreo del crecimiento vegetal (Bechar & Vigneault, 2016; Mao et al., 2020). Sin embargo, el desempeño de estos robots depende directamente de la precisión de su sistema de guiado. En entornos agrícolas abiertos, la navegación enfrenta

limitaciones derivadas de la irregularidad del terreno, las variaciones de iluminación, la interferencia electromagnética y el ruido inherente a los sensores (Aghi et al., 2020; Ding et al., 2022; Pérez-Ruiz et al., 2023), lo que dificulta mantener trayectorias lineales, especialmente cuando se utilizan receptores GNSS convencionales, cuyo error posicional puede superar el metro de desviación lateral (Cheng et al., 2022; Wang et al., 2024).

El uso de sistemas GNSS con corrección diferencial (RTK-GNSS) ha permitido alcanzar precisiones centimétricas mediante la transmisión en tiempo real de correcciones desde una estación base hacia el receptor móvil (Rovira-Más et al., 2015; Valente et al., 2020). No obstante, los receptores RTK comerciales de grado geodésico suelen presentar costos elevados en algunos casos superiores a los 3000 USD por unidad, lo cual restringe su adopción en plataformas de investigación o en sistemas agrícolas experimentales de bajo presupuesto (Tayebi et al., 2021; Silva et al., 2023). Por esta razón, se ha impulsado el desarrollo de alternativas más asequibles, basadas en receptores modulares de doble frecuencia como u-blox ZED-F9P o Here3+ además de controladoras abiertas como Pixhawk, que permiten implementar sistemas de navegación con buena precisión con una fracción del costo (Brazeal et al., 2021; Hu et al., 2022).

La precisión de navegación constituye, por tanto, un factor determinante en la confiabilidad y eficiencia de los robots agrícolas. En entornos estructurados, como invernaderos o túneles de cultivo, es posible aplicar estrategias basadas en visión artificial o balizas ópticas. Sin embargo, en espacios agrícolas a cielo abierto, la orientación y posicionamiento suelen depender de sistemas globales de navegación por satélite (GNSS, por sus siglas en inglés), cuya exactitud se ve afectada por errores ionosféricos, troposféricos o de multitrayectoria (Zhang et al., 2021; Wang et al., 2024). Para mitigar estos efectos, la integración de técnicas de corrección diferencial en tiempo real (RTK, por sus siglas en inglés) se ha consolidado como una estrategia eficaz para incrementar la precisión posicional de los robots agrícolas de campo (Rovira-Más et al., 2015; Valente et al., 2020). El sistema RTK-GNSS permite alcanzar precisiones centimétricas mediante la

transmisión de correcciones diferenciales desde una estación base hacia un receptor móvil, corrigiendo en tiempo real los errores derivados de la propagación de las señales satelitales y garantizando un posicionamiento estable incluso durante trayectorias de larga distancia.

No obstante, los receptores RTK comerciales de grado geodésico suelen presentar costos elevados —en algunos casos superiores a los 3000 USD por unidad—, lo cual restringe su adopción en plataformas de investigación o en sistemas agrícolas experimentales de bajo presupuesto (Tayebi et al., 2021; Silva et al., 2023). En respuesta, se ha impulsado el desarrollo de alternativas más asequibles, basadas en receptores modulares de doble frecuencia, como u-blox ZED-F9P o Here3+, y en controladoras abiertas como Pixhawk, que permiten implementar sistemas de navegación con buena precisión con una fracción del costo (Brazeal et al., 2021; Hu et al., 2022). Los sistemas de navegación para robots agrícolas combinan estos receptores GNSS con unidades inerciales, controladores embebidos y algoritmos de seguimiento de trayectoria, de manera que puedan mantener precisión posicional aun en presencia de vibraciones, irregularidades del terreno o interferencias electromagnéticas (Aghi et al., 2020; Ding et al., 2022; Pérez-Ruiz et al., 2023).

Asimismo, el ecosistema ArduPilot–Mission Planner, ampliamente compatible con Pixhawk, ha demostrado ser una herramienta eficaz para la planificación, calibración y análisis de misiones autónomas en vehículos terrestres y aéreos. Este entorno de código abierto permite ajustar parámetros PID, definir trayectorias GPS y registrar variables críticas como velocidad, rumbo, aceleración y consumo energético, lo que lo convierte en un recurso accesible para la investigación aplicada en automatización agrícola (ArduPilot, 2024). Gracias a estas características, la comunidad científica ha desarrollado sistemas experimentales capaces de competir en precisión con plataformas comerciales de alto costo, especialmente al integrarse con sensores inerciales (IMU) y receptores RTK de doble frecuencia.

En México, donde la estructura productiva agrícola se conforma principalmente por pequeñas y medianas unidades de producción, la automatización enfrenta el reto adicional de ser económicamente accesible y técnicamente viable para estos productores (INEGI, 2023). Los sistemas comerciales de guiado y robotización ofrecen un alto desempeño, pero su costo de adquisición y la necesidad de servicios técnicos especializados se han identificado como barreras centrales para la adopción de tecnologías de agricultura de precisión en explotaciones de pequeña escala (Mizik, 2023; Munz & Schüle, 2022). En este contexto, el desarrollo de robots agrícolas modulares que combinan componentes comerciales de bajo costo —como el autopiloto de hardware abierto Pixhawk— con estructuras mecánicas y adaptación electrónica desarrolladas localmente se perfila como una alternativa para acercar la tecnología de precisión al ámbito productivo real (Cruz et al., 2023). La implementación de sistemas de navegación basados en Pixhawk con corrección GNSS-RTK busca no solo mejorar el desempeño técnico de los vehículos autónomos, sino también fortalecer las capacidades locales de diseño e innovación en ingeniería agrícola.

El presente trabajo tiene como objetivo evaluar, en condiciones reales de campo, la precisión de navegación autónoma de un robot agrícola de dirección deslizante instrumentado con Pixhawk y un sistema GNSS-RTK de bajo costo, analizando la estabilidad de la trayectoria, la desviación lateral y la repetibilidad del recorrido, a fin de determinar si la precisión alcanzada es suficiente para habilitar el acercamiento y retorno autónomo al centro de recarga.

3.3 Materiales y métodos

El estudio se llevó a cabo en las instalaciones del Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua (IAUIA) de la Universidad Autónoma Chapingo, ubicada en Chapingo, Estado de México (19.4729° N, 99.2059° O; altitud de 2,142 metros sobre el nivel del mar). Las pruebas de campo se realizaron entre agosto y septiembre de 2025 en un terreno agrícola con pendiente inferior al 2 %, libre de obstáculos y con cielo despejado, a fin de asegurar una recepción satelital estable y condiciones uniformes de desplazamiento.

3.3.1 Descripción del vehículo robótico

El prototipo empleado es un robot agrícola de dirección deslizante (skid-steer) diseñado y desarrollado en el Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua de la Universidad Autónoma Chapingo. Está construido sobre un chasis metálico reforzado y una carrocería cuyo diseño se encuentra registrado como modelo industrial (Reyes-Amador & Velázquez-López, 2019), que en conjunto soportan dos pares de ruedas motrices accionadas de manera diferencial por motores eléctricos de corriente continua de 250 W, alimentados por una batería LiFePO_4 de 12 V y 50 Ah. Además, cuenta con un sistema de suspensión protegido mediante patente (Reyes-Amador & Velázquez-López, 2020), lo que le permite una mejor tracción en los suelos agrícolas, como se muestra en la Figura 1.



Figura 1. Robot agrícola experimental.

El movimiento y la dirección se controlan mediante el principio de diferencial de velocidad: el avance recto se logra con velocidades iguales en ambos motores, mientras que los giros se generan al variar la velocidad de cada motor o al invertir el sentido de rotación de uno respecto al otro. El sistema de potencia está gestionado por un controlador Sabertooth 2×60, capaz de suministrar hasta 60 A continuos y 120 A pico por canal, lo que garantiza un torque suficiente para el desplazamiento en campo.

El sistema de navegación se instrumentó con una controladora de vuelo Pixhawk 2.4.8, que integra sensores inerciales (acelerómetros, giroscopios y magnetómetros) y actúa como unidad central para la adquisición, el procesamiento y el envío de datos. La navegación se basó en un receptor GNSS

Here3+ con corrección diferencial RTK, configurado en modo cinemático en tiempo real mediante un enlace con una estación base local. Este sistema está diseñado para proporcionar precisiones del orden de centímetros en condiciones abiertas, lo que lo hace adecuado para la evaluación del guiado autónomo del robot.

El conjunto se complementó con un módulo de telemetría de 915 MHz y 100 mW, un módulo de poder PM02 para el monitoreo energético, y un indicador acústico de estado, empleados para la supervisión y validación del sistema durante las pruebas de campo.

La planificación y el monitoreo de las misiones autónomas se realizaron desde una estación de control terrestre, equipada con el software Mission Planner v1.3.73, asociado al firmware ArduRover del entorno ArduPilot. Este programa permitió configurar los parámetros de navegación, definir los puntos de paso y registrar variables como la posición, la velocidad, el rumbo y el consumo energético. Las comunicaciones entre el robot y la estación base se establecieron mediante el protocolo MAVLink, que transmite datos bidireccionales en tiempo real (Figura 2 y 3).

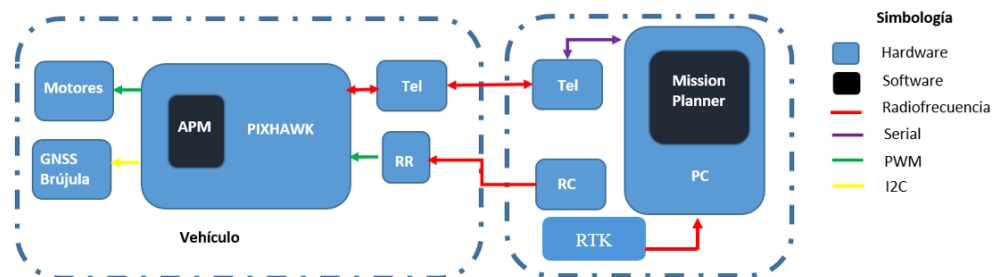


Figura 2. Diagrama de bloques del sistema de navegación autónoma implementado en el robot agrícola

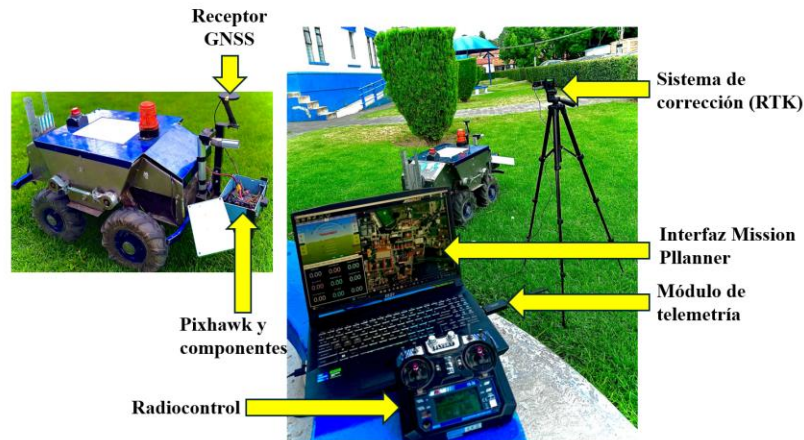


Figura 3. Elementos del sistema de navegación GNSS con corrección diferencial.

3.3.2 Arquitectura de navegación satelital y control

El sistema de navegación del robot se configuró en Mission Planner sobre el firmware ArduRover, ejecutado en la controladora Pixhawk 2.4.8. Internamente, el autopiloto organiza la navegación en tres niveles: estimación del estado, guiado y seguimiento mediante lazos de control.

En la capa de estimación, Pixhawk ejecuta un filtro de Kalman extendido (EKF) que fusiona las mediciones del receptor GNSS–RTK Here3+ y de la IMU (aceleraciones y velocidades angulares), obteniendo en tiempo real la posición (x,y) , el rumbo θ y la velocidad lineal v del robot. Estas variables de estado alimentan el módulo de guiado y los controladores internos.

Sobre esta base opera el guiado L1, que convierte la misión definida por waypoints en referencias continuas de trayectoria. A partir de la posición y el rumbo estimados, L1 calcula un punto adelantado sobre el tramo entre waypoints, evalúa el error lateral respecto a la ruta y genera en cada instante una velocidad deseada v_{ref} y un rumbo/tasa de giro deseados $\theta_{\text{ref}}/\omega_{\text{ref}}$. Estas referencias se envían a dos lazos en cascada:

(i) el lazo de velocidad, que compara v con v_{ref} y ajusta el “throttle” medio mediante un regulador PID, y

(ii) el lazo de dirección, que compara θ con θ_{ref} y genera un comando diferencial entre lados para producir la velocidad angular necesaria y corregir el guiado lateral. En este trabajo, el lazo de dirección se utilizó en la práctica como control PI, fijando el término derivativo en cero debido a que amplificaba el ruido del rumbo GNSS–IMU sin mejorar la precisión de seguimiento.

En la implementación práctica no se introdujo ningún modelo geométrico explícito del vehículo (ano, distancia entre ejes, radio de llanta, etc.); se utilizó la configuración estándar de ArduRover para plataformas skid–steer y se procedió a ajustar experimentalmente los parámetros de navegación en campo. Se asumió que la geometría y la mecánica reales del robot quedaban reflejadas en la respuesta observada, de modo que su efecto se compensó mediante la sintonía iterativa de dichos parámetros. Los valores finalmente adoptados para las pruebas de seguimiento de trayectoria se resumen en el Cuadro 3.

Cuadro 3. Parámetros de configuración del sistema de navegación Pixhawk 2.4.8 (ArduRover v4.5.7).

Parámetro ArduRover	Valor	Descripción breve
CRUISE_SPEED	1.0	Velocidad de crucero por defecto del rover ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$).
CRUISE_THROTTLE	100	<i>Throttle</i> asociado a la velocidad de crucero (%).
WP_SPEED	1.0	Velocidad objetivo en modo AUTO al seguir los <i>waypoints</i> ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$).
TURN_RADIUS	0.7	Radio de giro objetivo en maniobras de navegación (m).
ATC_TURN_MAX_G	0.6	Límite de aceleración lateral normalizada permitida en los giros.
ATC_STR_RAT_MAX	185	Tasa de giro máxima permitida por el controlador de dirección ($^{\circ}\cdot\text{s}^{-1}$).
ACRO_TURN_RATE	185	Tasa de giro máxima objetivo en modo ACRO ($^{\circ}\cdot\text{s}^{-1}$).

Parámetro ArduRover	Valor	Descripción breve
WP_PIVOT_ANGLE	60	Error de rumbo mínimo para activar giros <i>pivot</i> ($^{\circ}$).
WP_PIVOT_RATE	60	Tasa de giro objetivo durante los giros <i>pivot</i> ($^{\circ}\cdot s^{-1}$).
WP_RADIUS	0.25	Radio de aceptación de los <i>waypoints</i> (m).
NAVL1_PERIOD	14	Período del controlador de guiado L1 (s); define la distancia de “mirada hacia delante”.
NAVL1_DAMPING	0.75	Factor de amortiguamiento del controlador L1; suaviza la respuesta del guiado.

3.3.3 Modelo cinemático del robot de dirección deslizante

Para describir el movimiento del robot y analizar el efecto de los comandos generados por Pixhawk, en esta tesis se adopta el modelo cinemático clásico de un vehículo diferencial (skid-steer). Se asume que la plataforma se desplaza sobre un plano horizontal y que el estado del robot se representa por la posición (x, y) y el rumbo ψ en un sistema de coordenadas global X - Y , definidos en el centro geométrico de la plataforma (Figura 4).

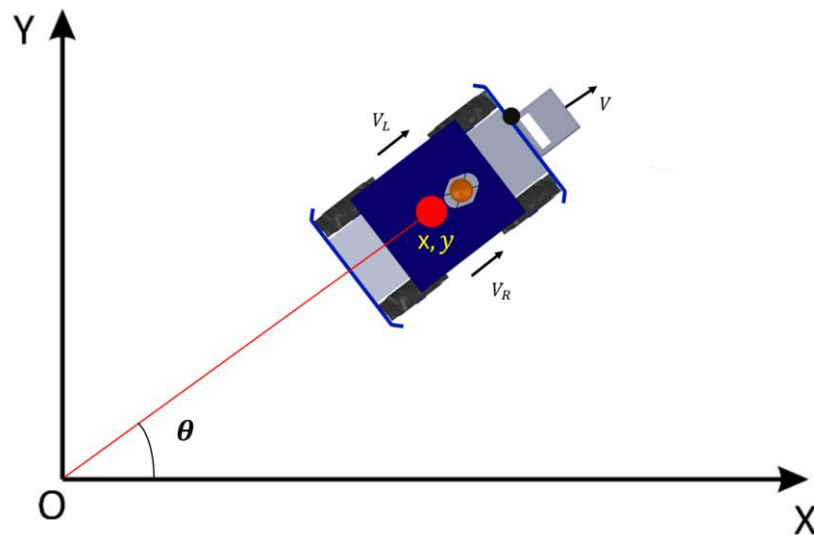


Figura 4. Modelo cinemático del robot agrícola de dirección deslizante.

Con este planteamiento, el movimiento del robot se aproxima mediante el siguiente sistema de ecuaciones cinemáticas:

$$\dot{x} = v \cos \theta, \quad \dot{y} = v \sin \theta, \quad \dot{\theta} = \omega$$

donde v es la velocidad lineal y ω la velocidad angular del robot. Para un vehículo con tracción diferencial, estas magnitudes se relacionan con las velocidades de los lados izquierdo (v_L) y derecho (v_R) y con la separación entre ruedas b mediante:

$$v = \frac{v_R + v_L}{2}, \quad \omega = \frac{v_R - v_L}{b}$$

Este modelo no forma parte explícita del firmware de ArduRover ni se programa en Pixhawk; se utiliza únicamente como marco teórico para representar el movimiento del robot y para interpretar, de manera formal, las acciones de control descritas en la sección anterior. En términos de este modelo, los comandos de velocidad lineal y de tasa de giro generados por el autopiloto pueden verse como referencias sobre v y ω , que luego se traducen en velocidades efectivas en cada lado del vehículo, condicionadas por la geometría y la mecánica reales de la plataforma.

3.3.4 Calibración del control PID del sistema de guiado

En campo, la sintonía se concentró en el lazo de dirección, encargado de corregir el rumbo del robot. Los parámetros del controlador PID de velocidad longitudinal se mantuvieron en una configuración conservadora, cercana a los valores recomendados por el firmware, ya que el objetivo principal de este trabajo fue asegurar un guiado lateral estable. La calibración del lazo de dirección se realizó manualmente en la interfaz de Mission Planner, modificando los coeficientes proporcional e integral hasta obtener una respuesta satisfactoria. Para documentar este proceso se consideraron dos configuraciones previas a la evaluación final: (T1) $P = 0.2, I = 0.2, D = 0$; y (T2) $P = 0.6, I = 0.4, D = 0$. Estas combinaciones permitieron analizar cómo diferentes sensibilidades del control de giro afectan la estabilidad de la trayectoria y la capacidad del robot para mantener

el rumbo deseado. Dado que el error lateral está fuertemente ligado al control de rumbo, se priorizó la sintonía del lazo de dirección; una vez asegurado un guiado angular estable, la calibración fina del lazo de velocidad puede abordarse con mayor claridad, al reducirse las oscilaciones y desvíos en la trayectoria.

Cada ensayo consistió en la ejecución de una trayectoria recta de 25 m, programada en Mission Planner, con una velocidad de avance constante de 1 m s⁻¹. El recorrido se repitió tres veces por tratamiento. Las coordenadas inicial y final de la ruta se obtuvieron mediante una estación total Sokkia iM-55, lo que permitió establecer con precisión la línea de referencia.

Una vez completado el desplazamiento, se midió el desfase lateral (x) entre la trayectoria programada y la marca de la rueda izquierda del robot sobre el terreno. Dado que la antena GPS fue la referencia durante la navegación, el error transversal (e) se determinó mediante una relación geométrica considerando la distancia entre la antena GPS y la rueda izquierda (d).

El cálculo se realizó conforme a la siguiente expresión:

$$e = x \pm d$$

Donde el signo positivo se aplicó cuando la marca del neumático quedó a la derecha de la trayectoria objetivo, y el signo negativo cuando quedó a la izquierda, tal como se muestra en la Figura 5.

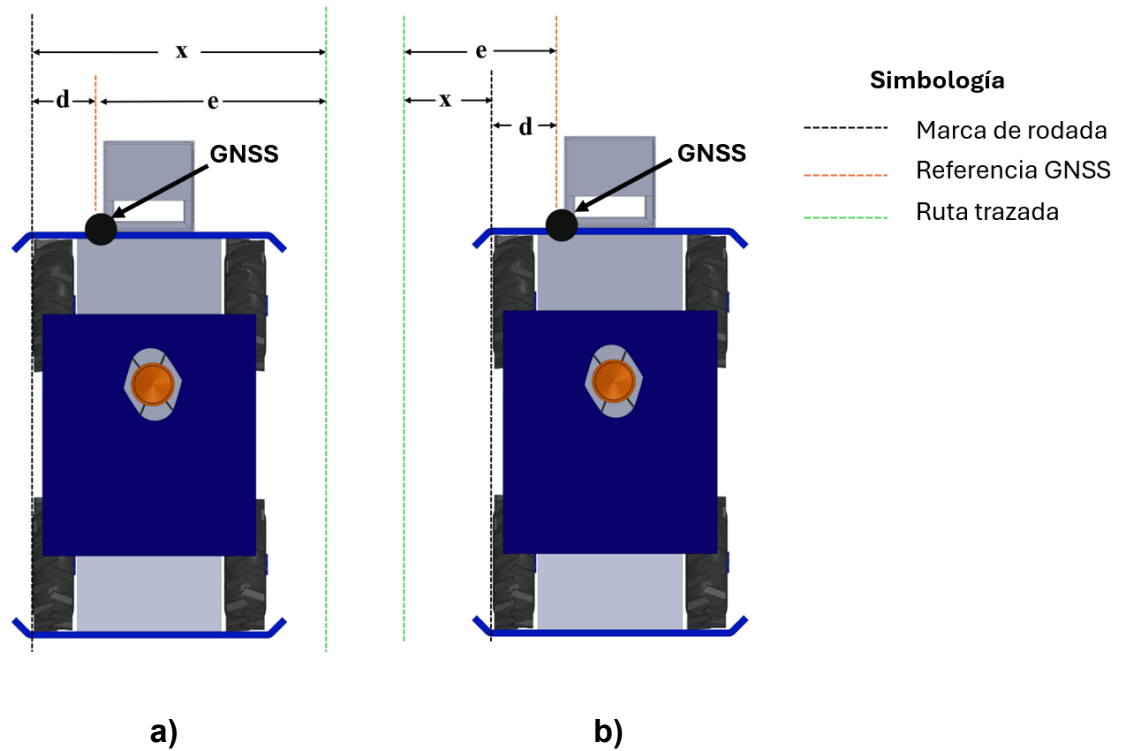


Figura 5. Representación geométrica del cálculo del error lateral (e). (a) Desfase hacia la izquierda. (b) Desfase hacia la derecha.

3.3.5 Pruebas experimentales de navegación

Con los parámetros establecidos, se realizaron pruebas experimentales de navegación autónoma del robot agrícola, instrumentado con Pixhawk 2.4.8 y el receptor Here3+ en modo RTK. Durante esta etapa, los valores de control y de navegación se mantuvieron constantes en todas las repeticiones para asegurar la comparabilidad de los resultados. La corrección diferencial RTK se recibió de una estación base local mediante el protocolo NTRIP RTCM 3.1, con el fin de mantener una precisión centimétrica estable durante toda la evaluación.

3.3.6 Medición y análisis del error lateral

Durante cada recorrido, el error lateral e_i se definió como la distancia perpendicular desde la posición del robot al eje de la trayectoria objetivo en el punto i . Operacionalmente, se trazó la recta de referencia a partir de los puntos de inicio y fin del tramo y, para cada posición muestreada del robot, se midió e_i con cinta métrica y escuadra, garantizando la perpendicularidad (Figura 6). Por convención de signo, $e_i > 0$ cuando el robot quedó a la izquierda del eje de avance y $e_i < 0$ a la derecha; para los indicadores de desempeño se empleó $|e_i|$.

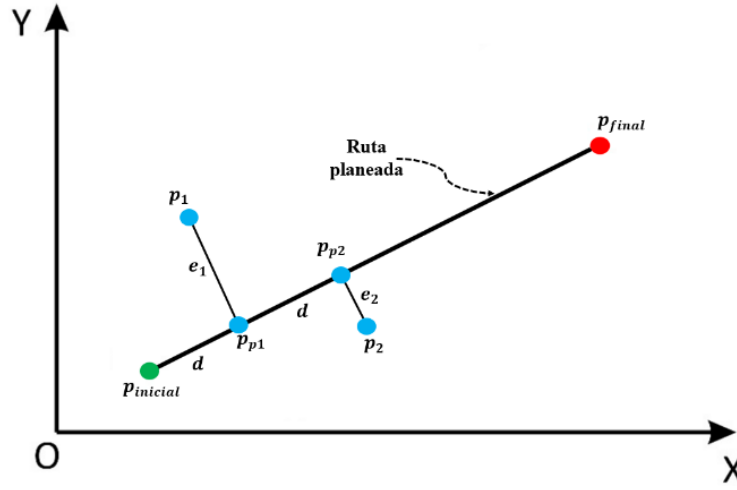


Figura 6. Definición geométrica del error lateral respecto a la trayectoria objetivo.

Las mediciones se realizaron cada 0.5 m a lo largo de 25 m ($N = 50$ puntos por recorrido) y se repitieron 10 veces bajo condiciones de cielo abierto. Cada repetición generó la serie $\{e_i\}_{i=1}^N$. Para caracterizar el desempeño se calcularon:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i|, RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2}, Sesgo = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i$$

Donde n es el número total de mediciones por recorrido.

Además, se reportaron percentiles del error absoluto $|e|$ (P50, P90 y P95) y la función de distribución acumulada (CDF) de $|e|$ para describir la dispersión sin

asumir normalidad. La “desviación final” d_f se definió como la distancia 2D entre el punto objetivo de llegada y la posición alcanzada por el robot al finalizar el tramo.

Las trayectorias ideal y real se reconstruyeron digitalmente para visualizar la dispersión y obtener las coordenadas, que posteriormente se analizaron en MATLAB (R2023b). Este procedimiento permite cuantificar la precisión de guiado y la repetitividad del sistema bajo corrección diferencial RTK.

3.4. Resultados

3.4.1 Calibración del control

Como resultado de la calibración del sistema de guiado, se evaluaron dos configuraciones del controlador PID lateral, denominadas T1 y T2. La configuración T2 permitió reducir el error medio absoluto de 46.1 cm (obtenido con T1) a 26.2 cm, lo que representa una mejora aproximada del 43 % en la precisión lateral del guiado.

En la configuración T1 se observaron correcciones bruscas y oscilaciones en torno a la trayectoria ideal, mientras que en T2 se observó un desplazamiento más uniforme y estable, con menor desviación acumulada. A partir de estos resultados, se realizaron ajustes finos en los parámetros de control, adoptando finalmente los valores $P = 0.6$, $I = 0.4$ y $D = 0.0$, con los cuales se llevaron a cabo las pruebas finales de navegación.

3.4.2 Evaluación de recorridos

La Figura 7 muestra la superposición de diez trayectorias sobre la ruta objetivo en el tramo recto de 25 m. Se observa una proximidad sostenida a la referencia, sin desplazamientos sistemáticos ni oscilaciones persistentes, lo que indica la estabilidad del controlador bajo corrección RTK.

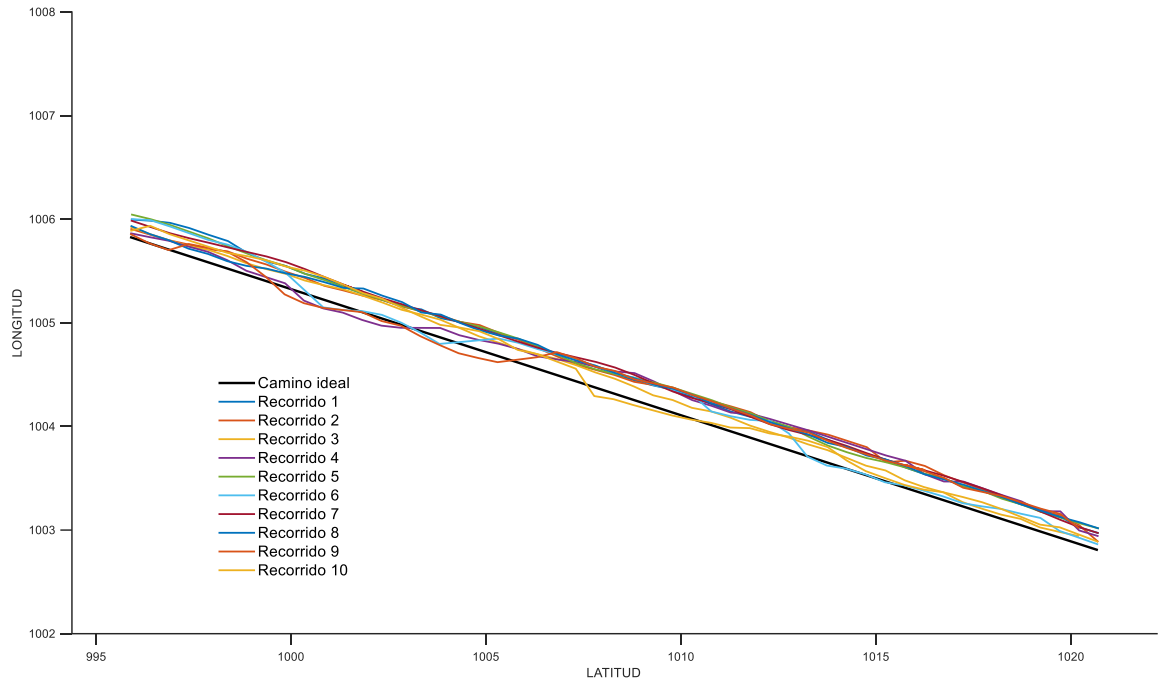


Figura 7. Trayectorias de las diez repeticiones comparadas con la trayectoria ideal.

Para examinar la variabilidad entre repeticiones, la Figura 8 muestra cada recorrido de forma individual. El comportamiento es uniforme a lo largo del tramo, con desviaciones puntuales que no alteran la tendencia general.

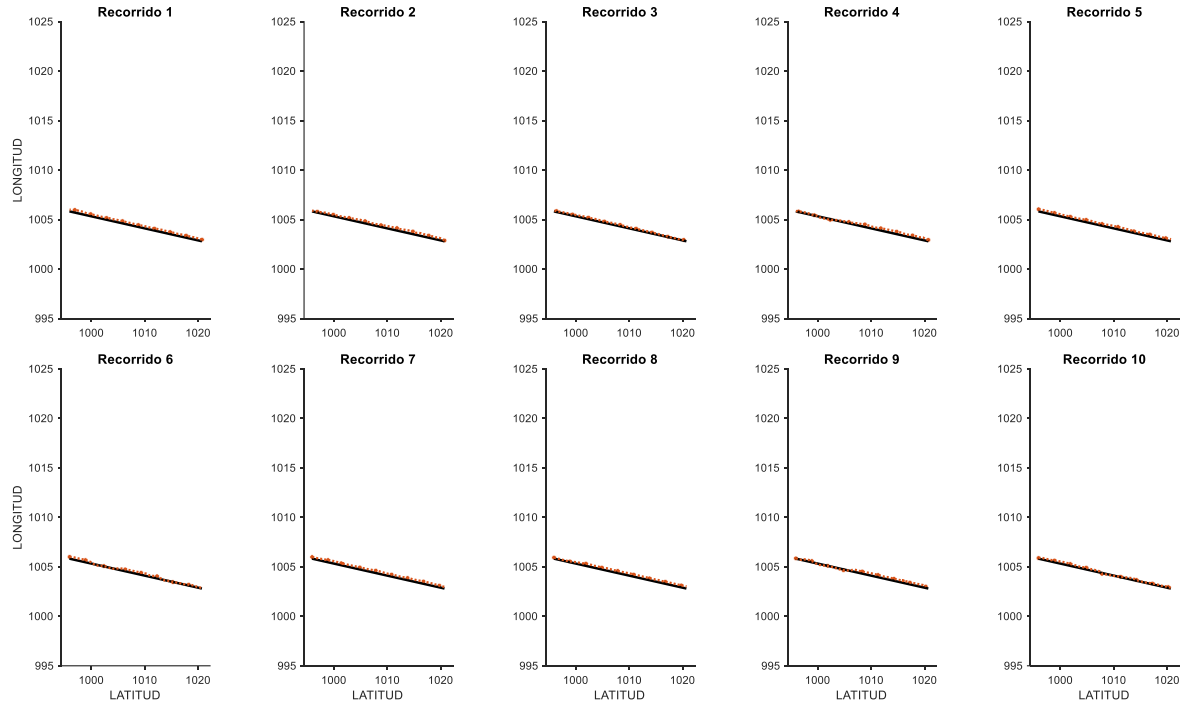


Figura 8. Trayectorias individuales correspondientes a las diez repeticiones del ensayo de navegación autónoma.

3.4.3 Distribución de errores laterales

La Figura 9 presenta la CDF del error absoluto $|e|$, a partir de la cual se obtienen los percentiles P50, P90 y P95 que sintetizan el desempeño global.

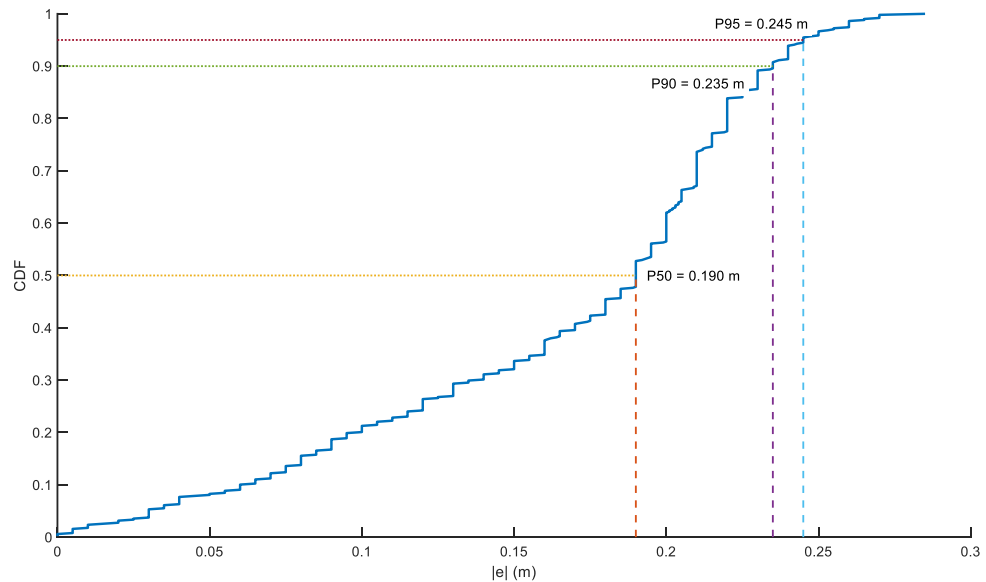


Figura 9. CDF del error lateral absoluto $|e|$; P50 = 0.190 m, P90 = 0.235 m, P95 = 0.245 m.

La distribución acumulada de $|e|$ se concentra por debajo de 0.25 m, con $P50 = 0.19$ m, $P90 = 0.235$ m y $P95 = 0.245$ m, lo que indica que los eventos de mayor error son poco frecuentes y de magnitud contenida. La pendiente suave hasta de 0.2 m seguida de un incremento rápido sugiere colas moderadas y ausencia de atípicos dominantes a escala global. Estos percentiles constituyen umbrales operativos: con una tolerancia de 0.25 m, al menos el 95 % de los puntos cumple la especificación sin asumir normalidad.

Tras los percentiles globales de la CDF, la Figura 10 desagrega el error lateral absoluto $|e|$ por repetición mediante diagramas de caja, para comparar mediana, IQR (rango intercuartílico) y atípicos, sin asumir normalidad.

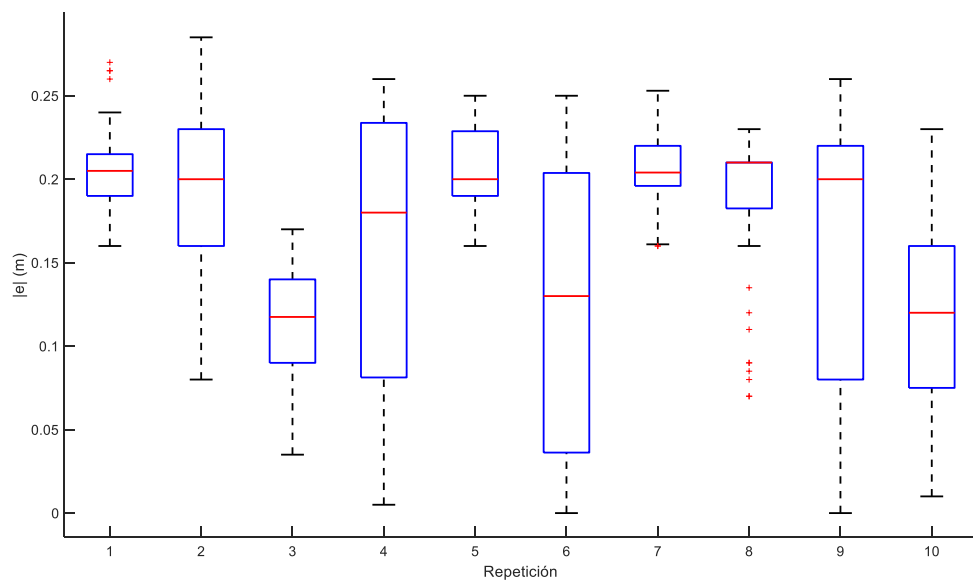


Figura 10. Diagramas de caja del $|e|$ por repetición: mediana, IQR y atípicos (10 recorridos).

En los diagramas de caja se observan medianas agrupadas en el intervalo de 0.18–0.20 m y dispersión acotada en la mayoría de las repeticiones; uno o dos recorridos muestran IQR más amplio y atípicos aislados, sin patrón sistemático. En conjunto, la variabilidad entre repeticiones es moderada y coherente con un desempeño centimétrico. Los valores exactos (MAE, RMSE y SD por repetición) se presentan en la Cuadro 4.

Cuadro 4. Indicadores por repetición del error lateral: error máximo, MAE, SD y RMSE (N = 50 por recorrido).

Repetición	Error máximo (m)	MAE (m)	SD (m)	RMSE (m)
1	0.240	0.204	0.018	0.204
2	0.245	0.188	0.046	0.194
3	0.170	0.112	0.035	0.118
4	0.240	0.204	0.018	0.204
5	0.250	0.206	0.024	0.207
6	0.250	0.124	0.082	0.148
7	0.253	0.207	0.023	0.208
8	0.230	0.187	0.046	0.192
9	0.260	0.153	0.081	0.173
10	0.230	0.115	0.059	0.129
Promedio	0.237	0.170	0.040	0.190

El Cuadro 4 confirma la consistencia entre repeticiones: el MAE se ubica entre 0.112 y 0.207 m (promedio 0.170 m) y el RMSE entre 0.118 y 0.208 m (promedio 0.190 m). La SD permanece baja en la mayoría de los recorridos (≤ 0.046 m), con mayor dispersión en las repeticiones 6 y 9 (0.082 m y 0.081 m). Estos resultados son coherentes con los percentiles globales (P50 = 0.190 m; P95 = 0.245 m) y respaldan un desempeño centimétrico de 0.25 m.

La distancia final al objetivo presentó CEP50 = 0.53 m y CEP95 = 1.22 m (media 0.646 ± 0.394 m; máx. 1.31 m). En total, 5 de 10 llegadas quedaron ≤ 0.50 m y 2 de 10 ≤ 0.25 m. Estos valores muestran que, aunque el seguimiento en ruta fue centimétrico, el cierre en el punto se sitúa en el rango de 0.5–1.2 m.

3.5 Discusión

En tramo recto, el sistema alcanzó un guiado autónomo con desempeño decimétrico estable: la CDF del $|e|$ mostró $P50 = 0.190$ m y $P95 = 0.245$ m; por repetición, el MAE fue 0.170 m y el RMSE 0.190 m, con baja dispersión entre recorridos. Este rango es típico de UGV equipados con GNSS-RTK y control lateral bien sintonizado, como se ha documentado para operaciones en campo. En escenarios más controlados, configuraciones asistidas por visión reportan errores decimétricos bajos e incluso centimétricos (Cui et al., 2024), por lo que los valores obtenidos en este estudio se ubican en el intervalo que cabría esperar en un entorno agrícola real.

El contraste aparece en la llegada al objetivo: $CEP50 = 0.53$ m y $CEP95 = 1.22$ m con velocidad de $1.00 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ y radio de aceptación de 0.25 m. Los resultados indican que la explicación principal es de tipo dinámico: la distancia de frenado, del orden de 0.50–1.00 m, supera el radio de captura y favorece sobrepasos y correcciones tardías. Además, el espaciamiento de waypoints y el horizonte de mirada del seguidor influyen en los picos de error durante el cierre; densificar puntos y endurecer la tolerancia suele reducir MAE/RMSE y mejorar el asentamiento final (Baltazar et al., 2024). Cuando el RTK sufre degradaciones breves, la literatura sugiere que la fusión con restricciones, por ejemplo, doble antena combinada con un filtro de Kalman estabiliza el estado y contiene la cola de la distribución, lo que tiende a reflejarse en mejores percentiles altos como P95 (Hu et al., 2024; también Cui et al., 2024).

En síntesis, los datos muestran que el cuello de botella se localiza en la fase terminal y no en el seguimiento en ruta. A partir de los resultados obtenidos en este trabajo se proponen acciones puntuales y de bajo costo: (i) variar y perfilar la velocidad en los últimos metros para alinear la distancia de frenado con el radio de aceptación; (ii) evaluar sistemáticamente distintos radios de aceptación hasta encontrar el umbral que minimice sobrepasos y correcciones; y (iii) densificar los waypoints cerca del objetivo. De manera complementaria, la literatura reciente

sugiere que la fusión con restricciones puede robustecer los percentiles altos del error, en particular P95 (Cui et al., 2024; Hu et al., 2024).

3.6 Conclusiones

El presente trabajo evaluó, en condiciones reales de campo, la precisión de navegación autónoma de un robot agrícola de dirección deslizante instrumentado con Pixhawk y un sistema GNSS-RTK de bajo costo. Los resultados mostraron trayectorias estables, con errores laterales del orden de los decímetros (P50 $\approx$ 0.20 m y P95 por debajo de 0.30 m) y buena repetibilidad entre recorridos, lo que confirma que la arquitectura de guiado implementada es robusta para tramos rectos y capaz de mantener el rumbo previsto bajo las condiciones de operación ensayadas.

En relación con el objetivo planteado, la magnitud de la desviación lateral y la consistencia entre repeticiones indican que la precisión alcanzada es suficiente para habilitar el acercamiento y retorno autónomo del robot hacia una zona definida como centro de recarga, siempre que sus dimensiones sean compatibles con el error observado. De este modo, el sistema de navegación evaluado se perfila como una alternativa de bajo costo viable para apoyar estrategias de gestión de energía basadas en el retorno automático.

No obstante, la fase de aproximación final al punto objetivo se identificó como el componente más crítico del sistema, lo que limita su aplicación en tareas que requieren alineación de alta precisión, como la siembra o la aspersión localizada. En consecuencia, la solución desarrollada puede considerarse adecuada para aplicaciones autónomas de exigencia moderada como el retorno a una zona de recarga o recorridos de monitoreo, pero aún no satisface los requisitos de exactitud espacial de labores agrícolas de alta precisión. Como líneas de trabajo futuro se plantea ajustar el perfil de velocidad en la llegada, reconfigurar las ganancias de control en la fase final, densificar los *waypoints* en la ruta del objetivo y explorar esquemas de fusión sensorial que permitan robustecer la llegada al centro de recarga y avanzar hacia aplicaciones que demanden alta precisión.

3.7 Literatura citada

- Aghi, D., Mazzia, V., & Chiaberge, M. (2020). Local motion planner for autonomous navigation in vineyards with a RGB-D camera-based algorithm and deep learning synergy. *Machines*, 8(2), 27. <https://doi.org/10.3390/machines8020027>
- Ardupilot (2024). Tuning Turn Rate — Rover documentation. <https://ardupilot.org/rover/docs/rover-tuning-steering-rate.html>
- Bakker, T., Van Asselt, K., Bontsema, J., Müller, J., & van Straten, G. (2010). A path following algorithm for mobile robots. *Autonomous Robots*, 29(1), 85-97. <https://doi.org/10.1007/s10514-010-9182-3>
- Baltazar, J. D. A., Coelho, A. L. D. F., Valente, D. S. M., Queiroz, D. M. D., & Villar, F. M. D. M. (2024). Development of a Robotic Platform with Autonomous Navigation System for Agriculture. *AgriEngineering*, 6(3). <https://doi.org/10.3390/agriengineering6030192>
- Bechar, A., & Vigneault, C. (2016). Agricultural robots for field operations: Concepts and components. *Biosystems Engineering*, 149, 94-111. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.06.014>
- Brazeal, R. G., Wilkinson, B. E., & Benjamin, A. R. (2021). Investigating practical impacts of using single-antenna and dual-antenna GNSS/INS sensors in UAS-Lidar applications. *Sensors*, 21(16), 5382. <https://doi.org/10.3390/s21165382>
- Çakmakçı, S., Polatoğlu, B., & Çakmakçı, R. (2024). Foods of the Future: Challenges, Opportunities, Trends, and Expectations. *Foods*, 13(17), 2663. <https://doi.org/10.3390/foods13172663>
- Cruz, A. F., Vázquez, R., Herrera, J., Hernández, M., & Herrera, S. (2023, 1 de julio). Un sistema de navegación de bajo costo para vehículos no tripulados: el autopiloto Pixhawk. *Boletín UPIITA*, 18(97).
- Cui, B., Zhang, J., Wei, X., Cui, X., Sun, Z., Zhao, Y., & Liu, Y. (2024, April). Improved information fusion for agricultural machinery navigation based on context-constrained Kalman filter and dual-antenna RTK.

- In Actuators (Vol. 13, No. 5, p. 160). MDPI.
<https://doi.org/10.3390/act13050160>
- Ding, H., Zhang, B., Zhou, J., Yan, Y., Tian, G., & Gu, B. (2022). Recent developments and applications of simultaneous localization and mapping in agriculture. *Journal of field robotics*, 39(6), 956-983.
<https://doi.org/10.1002/rob.22077>
- dos Santos, A. F., da Silva, R. P., Zerbato, C., de Menezes, P. C., Kazama, E. H., Paixão, C. S. S., & Voltarelli, M. A. (2019). Use of real-time extend GNSS for planting and inverting peanuts. *Precision Agriculture*, 20, 840-856. <https://doi.org/10.1007/s11119-018-9616-z>
- Gao, X., Li, J., Fan, L., Zhou, Q., Yin, K., Wang, J., ... & Wang, Z. (2018). Review of wheeled mobile robots' navigation problems and application prospects in agriculture. *IEEE access*, 6, 49248-49268.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2868848>
- Hu, Y., Xu, L., Yan, X., Chang, N., Wan, Q., & Wu, Y. (2024). Research on the Algorithm of Tractor GNSS/INS Integrated Navigation System Assisted by CNN-BiLSTM.
- INEGI. (2023). *Censo Agropecuario 2022. Resultados definitivos*. Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
<https://www.inegi.org.mx/programas/ca/2022/>
- Khadatkar, A., Mathur, S. M., Dubey, K., & BhusanaBabu, V. (2021). Development of embedded automatic transplanting system in seedling transplanters for precision agriculture. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 5, 175-184. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2021.08.001>
- Lowenberg-DeBoer, J., Huang, I. Y., Grigoriadis, V., & Blackmore, S. (2020). Economics of robots and automation in field crop production. *Precision Agriculture*, 21(2), 278-299. <https://doi.org/10.1007/s11119-019-09667-5>
- Malavazi, F. B., Guyonneau, R., Fasquel, J. B., Lagrange, S., & Mercier, F. (2018). LiDAR-only based navigation algorithm for an autonomous

- agricultural robot. *Computers and electronics in agriculture*, 154, 71-79.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.08.034>
- Mao, S., Li, Y., Ma, Y., Zhang, B., Zhou, J. y Wang, K. (2020). Algoritmo de reconocimiento automático de pepinos para robots cosechadores en el entorno natural mediante aprendizaje profundo y fusión de múltiples funciones. *Computadoras y Electrónica en la Agricultura*, 170, 105254. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105254>
- Mizik, T. (2023). How can precision farming work on a small scale? A systematic literature review. *Precision Agriculture*, 24(1), 384–406.
<https://doi.org/10.1007/s11119-022-09934-y>
- Munz, J., & Schüle, H. (2022). Influencing the success of precision farming technology adoption—A model-based investigation of economic success factors in small-scale agriculture. *Agriculture*, 12(11), 1773.
<https://doi.org/10.3390/agriculture12111773>
- Mwitta, C., & Rains, G. C. (2024). The integration of GPS and visual navigation for autonomous navigation of an Ackerman steering mobile robot in cotton fields. *Frontiers in Robotics and AI*, 11, 1359887.
- ONU (2021). La población mundial sigue en aumento, aunque sea cada vez más vieja.. Noticias ONU.
<https://news.un.org/es/story/2019/06/1457891>
- Reyes-Amador, A., & Velázquez-López, N. (2019). *Modelo industrial de carrocería para vehículo de cuatro ruedas* (Solicitud de modelo industrial No. MX/f/2018/003352). Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial (IMPI).
- Reyes-Amador, A., & Velázquez-López, N. (2020). *Sistema de suspensión para vehículos terrestres autónomos o no autónomos* (Patente No. MX 4369 B). Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial (IMPI).
- Rovira-Más, F., Chatterjee, I., & Sáiz-Rubio, V. (2015). The role of GNSS in the navigation strategies of cost-effective agricultural robots. *Computers and electronics in Agriculture*, 112, 172-183.

<https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.12.017>

- Subeesh, A., & Mehta, C. R. (2021). Automation and digitization of agriculture using artificial intelligence and internet of things. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 5, 278-291.
- Talaviya, T., Shah, D., Patel, N., Yagnik, H., & Shah, M. (2020). Implementation of artificial intelligence in agriculture for optimisation of irrigation and application of pesticides and herbicides. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 4, 58-73. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2020.04.002>
- Valente, D. S. M., Momin, A., Grift, T., & Hansen, A. (2020). Accuracy and precision evaluation of two low-cost RTK global navigation satellite systems. *Computers and electronics in agriculture*, 168, 105142. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105142>
- Wardoyo, A. S., Sary, I. P., & Maulana, I. T. (2022). An analysis of the performance of autonomous navigation on an ardupilot-controlled rover. *Ultima Computing: Jurnal Sistem Komputer*, 14(2), 82-87. <https://doi.org/10.31937/sk.v14i2.2844>
- Xu, H., Li, S., Ji, Y., Cao, R., & Zhang, M. (2021). Dynamic obstacle detection based on panoramic vision in the moving state of agricultural machineries. *Computers and Electronics in Agriculture*, 184, 106104. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2022.01.001>
- Zabala, M., López, F., & Ortega, Á. (2017). Análisis e implementación de diferencial GPS en configuración simple y doble. *Maskay*, 7(1), 41-48.
- Zhang, Q., Chen, Q., Xu, Z., Zhang, T., & Niu, X. (2021). Evaluating the navigation performance of multi-information integration based on low-end inertial sensors for precision agriculture. *Precision Agriculture*, 22(3), 627-646. <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09747-x>

4. Estimación del estado de carga de un robot agrícola mediante conteo de coulomb y comunicación LoRa

State of Charge Estimation in an Autonomous Agricultural Robot Using Coulomb Counting and LoRa Communication

Guillermo García-Sánchez¹, Noé Velázquez-López^{*3}; Gilberto de Jesús López-Canteñs², Raquel Salazar-Moreno²

¹Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo. Universidad Autónoma Chapingo.

²Universidad Autónoma Chapingo, Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola, Carretera México - Texcoco, Km 38.5. Chapingo, Estado de México. C.P. 56230.

³Universidad Autónoma Chapingo, Departamento de Irrigación, Carretera México - Texcoco, Km 38.5. Chapingo, Estado de México. C.P. 56230.

Autor de correspondencia: nvelazquez@taurus.chapingo.mx

4.1 Resumen

Este trabajo presenta el desarrollo y validación de un sistema de estimación del estado de carga (SoC) para un robot agrícola autónomo, basado en el método de conteo de Coulomb y comunicación inalámbrica LoRa. El sistema integra sensores de corriente (ACS758LCB-100B) y voltaje (FZ0430) conectados a un microcontrolador ESP32 TTGO LoRa32, encargado de la adquisición de datos, la estimación del SoC en tiempo real y la transmisión remota hacia una estación base. La calibración experimental de los sensores se realizó mediante descargas controladas con un cargador programable BD380, aplicando corrientes de referencia de 5, 10 y 15 A, respectivamente y tensiones entre 4 y 12 V, con tres repeticiones por nivel. Los resultados mostraron una respuesta lineal y estable, con errores inferiores al 6 % en corriente y 1 % en voltaje. El algoritmo de conteo de Coulomb alcanzó una correspondencia superior al 96 % respecto con las mediciones de referencia, confirmando su precisión en condiciones controladas. Las pruebas dinámicas sobre el robot evidenciaron la estabilidad del sistema ante variaciones rápidas de descarga, con una variabilidad entre ensayos menor al 4 %. Los resultados confirman la fiabilidad, repetitividad y bajo costo del sistema propuesto, destacando su potencial para el monitoreo energético en robots agrícolas autónomos. Este enfoque contribuye al desarrollo de plataformas modulares y accesibles para la automatización agrícola sostenible, especialmente en entornos rurales con conectividad limitada, donde la gestión energética es crítica para la operación autónoma.

Palabras clave: estado de carga, conteo de Coulomb, LoRa, ESP32, robot agrícola, monitoreo energético.

State of Charge Estimation in an Autonomous Agricultural Robot Using Coulomb Counting and LoRa Communication

Guillermo García-Sánchez¹, Noé Velázquez-López^{*3}; Gilberto de Jesús López-Canteñs², Raquel Salazar-Moreno²

¹Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo. Universidad Autónoma Chapingo.

²Universidad Autónoma Chapingo, Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola, Carretera México - Texcoco, Km 38.5. Chapingo, Estado de México. C.P. 56230.

³Universidad Autónoma Chapingo, Departamento de Irrigación, Carretera México - Texcoco, Km 38.5. Chapingo, Estado de México. C.P. 56230.

Autor de correspondencia: nvelazquez@taurus.chapingo.mx

Abstract

This study presents the development and validation of a state-of-charge (SoC) estimation system for an autonomous agricultural robot, based on the Coulomb counting method and LoRa wireless communication. The system integrates current (ACS758LCB-100B) and voltage (FZ0430) sensors connected to an ESP32 TTGO LoRa32 microcontroller, which performs data acquisition, real-time SoC estimation, and remote transmission to a base station. Sensor calibration was carried out through controlled discharges using a BD380 programmable discharger, applying reference currents of 5, 10, and 15 A, and voltages from 4 to 12 V, with three repetitions per level. The results showed linear and stable responses, with errors below 6 % for current and 1 % for voltage. The Coulomb counting algorithm achieved over 96 % agreement with reference measurements, confirming its accuracy under controlled conditions. Dynamic tests performed on the robot validated the system's stability against rapid load variations, with inter-trial variability below 4 %. Overall, the results confirm the reliability, repeatability, and low cost of the proposed system, demonstrating its potential for energy monitoring in autonomous agricultural robots. This approach supports the development of modular and accessible platforms for sustainable agricultural mechanization, particularly in rural areas with limited connectivity where energy availability is critical.

Keywords: state of charge, Coulomb counting, LoRa, ESP32, agricultural robot, energy monitoring.

4.2 Introducción

En los últimos años, la mecanización agrícola ha transitado hacia una etapa caracterizada por la integración de tecnologías emergentes, sensores inteligentes y plataformas autónomas. Esta transición, conocida como agricultura inteligente, busca optimizar el uso de insumos, reducir la huella ambiental y compensar la escasez de mano de obra especializada en el sector (Barbosa-Júnior et al., 2024; Ren et al., 2024). Los robots agrícolas terrestres representan uno de los avances más prometedores dentro de este marco, al permitir la ejecución de tareas repetitivas y de alta precisión como la siembra, el deshierbe, la aplicación localizada de agroquímicos y el monitoreo de cultivos con mínima intervención humana (Botta et al., 2022).

Sin embargo, la adopción efectiva de estos sistemas depende de su autonomía energética y de la capacidad para gestionar de forma inteligente el suministro eléctrico en condiciones de campo. A diferencia de los robots industriales o de interior, los robots agrícolas operan en entornos con topografía irregular, resistencia al rodamiento cambiante y cargas dinámicas asociadas al terreno y las maniobras (Bras et al., 2024; Eiffert et al., 2020). Estas condiciones provocan fluctuaciones de corriente que afectan la duración operativa y pueden ocasionar apagados inesperados de los robots, si no se dispone de una estimación confiable del estado de carga (SoC) de la batería. Por lo tanto, un sistema de monitoreo energético preciso y en tiempo real resulta esencial para garantizar la continuidad de las misiones y la seguridad de la plataforma (Nazaralizadeh et al., 2024; Marques et al., 2023).

La estimación del SoC ha sido ampliamente estudiada en el contexto de vehículos eléctricos y sistemas estacionarios de almacenamiento. Entre los métodos más comunes se encuentran el conteo de Coulomb, los modelos de circuito equivalente (ECM), los observadores basados en filtros de Kalman y los enfoques de aprendizaje automático (Cheng et al., 2022; Chen et al., 2023; Xie et al., 2023). El método de conteo de Coulomb, al integrar la corriente que entra o sale del acumulador, es el más utilizado en sistemas embebidos de bajo

consumo por su simplicidad y bajo costo computacional. No obstante, su precisión depende de la correcta calibración de los sensores, la estabilidad del punto cero y la capacidad nominal real del acumulador, condiciones que pueden variar con la temperatura y el envejecimiento de las celdas (Movassagh et al., 2021).

Por otro lado, los modelos basados en filtros de Kalman extendidos (EKF) o aprendizaje profundo ofrecen mayor robustez y capacidad de corrección frente al ruido de los sensores, pero requieren poder de cómputo considerable, memoria y consumo energético adicional, lo que limita su implementación en plataformas agrícolas compactas o de bajo presupuesto (Chin et al., 2018; Zhang et al., 2022). En este sentido, el conteo de Coulomb sigue siendo una opción viable para aplicaciones móviles donde la eficiencia energética y la simplicidad del hardware son prioritarias, siempre que se complementen con procedimientos adecuados de calibración y compensación de deriva.

Actualmente, la mayoría de los sistemas comerciales de gestión de baterías (BMS) se desarrollan para entornos industriales o automotrices, con costos y complejidades poco compatibles con robots agrícolas experimentales o de pequeña escala. En los últimos años, se ha identificado una tendencia hacia soluciones embebidas modulares que combinan microcontroladores de propósito general con sensores analógicos de corriente y voltaje, lo que permite obtener resultados de precisión aceptable a costos significativamente menores (Burgio et al., 2023; Wang et al., 2022).

En paralelo, las tecnologías de comunicación de baja potencia y largo alcance (LPWAN), particularmente LoRa y LoRaWAN, han demostrado ser herramientas eficaces para la transmisión de datos en entornos rurales. Estas permiten establecer redes inalámbricas robustas y de bajo consumo, capaces de operar sin infraestructura de internet, lo que las hace idóneas para la telemetría en agricultura de precisión (Cappelli et al., 2023; Islam et al., 2023; Prasad et al., 2021). La combinación de estas tecnologías con sistemas embebidos de

monitoreo energético ofrece una oportunidad estratégica para desarrollar plataformas autónomas y sostenibles.

En este sentido en México, sus capacidades tecnológicas en el sector agroalimentario presentan desigualdades regionales, con un predominio de sistemas de bajo costo y escasa digitalización entre los pequeños productores (Vargas-Canales, 2023). Este panorama refuerza la necesidad de soluciones replicables, abiertas y económicamente accesibles que integren sensores comerciales y hardware de código abierto sin comprometer la precisión ni la confiabilidad del monitoreo energético.

Asimismo, el tipo de batería influye significativamente en la estrategia de estimación del SoC. Las baterías de fosfato de hierro y litio (LiFePO_4) se han popularizado por su estabilidad térmica, larga vida útil y seguridad química, pero su curva de descarga casi plana dificulta estimar el SoC a partir del voltaje instantáneo, especialmente en intervalos intermedios de descarga. Este comportamiento demanda la aplicación de métodos híbridos o rutinas de recalibración basadas en tensión en reposo (OCV) para mantener la precisión a lo largo del ciclo operativo (Zhang et al., 2023).

Bajo este marco, el presente trabajo tiene como objetivo desarrollar y validar un sistema embebido para estimar el SoC de una batería LiFePO_4 de un robot agrícola autónomo mediante conteo de Coulomb y comunicación inalámbrica LoRa, a fin de monitorear en tiempo real el nivel de energía disponible y apoyar decisiones de operación, en particular el retorno al centro de recarga.

4.3 Materiales y métodos

El estudio se llevó durante el mes de junio-julio en las instalaciones del Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua (IAUIA) de la Universidad Autónoma Chapingo, ubicada en Chapingo, Estado de México (19.4729° N, 99.2059° O; altitud de 2,142 metros sobre el nivel del mar).

4.3.1 Plataforma experimental

El sistema de monitoreo energético fue instalado en robot agrícola de dirección deslizante (skid-steer) diseñado y desarrollado en el Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua de la Universidad Autónoma Chapingo. Está construido sobre un chasis metálico reforzado y una carrocería cuyo diseño se encuentra registrado como modelo industrial (Reyes-Amador & Velázquez-López, 2019); en conjunto soportan dos pares de ruedas motrices accionadas de manera diferencial por motores eléctricos de corriente continua de 250 W, alimentados por una batería principal de fosfato de hierro y litio (LiFePO_4) de 12 V y 50 Ah., que es el enfoque principal para determinar su estado de carga.

El diseño del prototipo representa las condiciones reales de funcionamiento de robots agrícolas de bajo costo utilizando componentes modulares y accesibles, en el cual se analizó el consumo de energía y validación de un sistema de estimación del SoC mediante sensores y comunicaciones inalámbricas.



Figura 11. Robot agrícola empleado en las pruebas: chasis de aluminio, dos motores DC y batería LiFePO_4 de 12 V–50 Ah.

4.3.2 Caracterización exploratoria del consumo de corriente

Para la toma de datos se empleó una pinza amperimétrica digital MUL-115 (precisión $\pm 2.5\%$) para medir la corriente total suministrada al sistema de tracción. Las mediciones se realizaron a una frecuencia de 1 Hz durante trayectorias de aproximadamente 8 minutos en dos tipos de superficie (piso firme y terreno agrícola), en el mes de mayo, en los campos experimentales del

4.3.3 Adquisición de señales y calibración de sensores

The diagram illustrates a motor speed control system. It features two DC motors, M1 and M2, connected to a power supply. A BT1 Battery is connected to the system. The ACS758xCB-100U-PFF current sensor is used to monitor the current flowing through the motors. The sensor's output (VOUT) is connected to the LORA-32 microcontroller. The LORA-32 is configured with various pins connected to the sensor and the power supply. The LORA-32 pinout is as follows:

Pin	Function
1	GND
2	GND
3	EN
4	SENSOR_VP
5	SENSOR_VN
6	
7	
8	
9	
10	SCS/CMD
11	IO25
12	IO26
13	IO27
14	IO32
15	IO33
16	IO34
17	SDO/SD0
18	SDI/SD1
19	SHD/SD2
20	SWP/SD3
21	SCK/CLK
22	IO23
23	IO24
24	IO25
25	IO26
26	IO27
27	IO28
28	IO29
29	IO30
30	IO31
31	IO32
32	IO33
33	IO34
34	IO35
35	IO36
36	IO37
37	IO38
38	IO39
39	IO40
40	IO41
41	IO42
42	IO43
43	IO44
44	IO45
45	IO46
46	IO47
47	IO48
48	IO49
49	IO50
50	IO51
51	IO52
52	IO53
53	IO54
54	IO55
55	IO56
56	IO57
57	IO58
58	IO59
59	IO60
60	IO61
61	IO62
62	IO63
63	IO64
64	IO65
65	IO66
66	IO67
67	IO68
68	IO69
69	IO70
70	IO71
71	IO72
72	IO73
73	IO74
74	IO75
75	IO76
76	IO77
77	IO78
78	IO79
79	IO80
80	IO81
81	IO82
82	IO83
83	IO84
84	IO85
85	IO86
86	IO87
87	IO88
88	IO89
89	IO90
90	IO91
91	IO92
92	IO93
93	IO94
94	IO95
95	IO96
96	IO97
97	IO98
98	IO99
99	IO100
100	IO101
101	IO102
102	IO103
103	IO104
104	IO105
105	IO106
106	IO107
107	IO108
108	IO109
109	IO110
110	IO111
111	IO112
112	IO113
113	IO114
114	IO115
115	IO116
116	IO117
117	IO118
118	IO119
119	IO120
120	IO121
121	IO122
122	IO123
123	IO124
124	IO125
125	IO126
126	IO127
127	IO128
128	IO129
129	IO130
130	IO131
131	IO132
132	IO133
133	IO134
134	IO135
135	IO136
136	IO137
137	IO138
138	IO139
139	IO140
140	IO141
141	IO142
142	IO143
143	IO144
144	IO145
145	IO146
146	IO147
147	IO148
148	IO149
149	IO150
150	IO151
151	IO152
152	IO153
153	IO154
154	IO155
155	IO156
156	IO157
157	IO158
158	IO159
159	IO160
160	IO161
161	IO162
162	IO163
163	IO164
164	IO165
165	IO166
166	IO167
167	IO168
168	IO169
169	IO170
170	IO171
171	IO172
172	IO173
173	IO174
174	IO175
175	IO176
176	IO177
177	IO178
178	IO179
179	IO180
180	IO181
181	IO182
182	IO183
183	IO184
184	IO185
185	IO186
186	IO187
187	IO188
188	

Figura 12. Diagrama eléctrico de componentes del sistema.

77

4.3.4 Sensor de corriente (ACS758LCB-100B)

El sensor de corriente ACS758LCB-100B está basado en el principio del efecto Hall lineal y permite medir corrientes continuas de hasta ± 100 A mediante una salida analógica proporcional al flujo de corriente que atraviesa su barra conductora. Este dispositivo presenta alta linealidad, aislamiento galvánico y bajo desfase térmico, fue el adecuado para aplicaciones de monitoreo energético en sistemas embebidos. La respuesta ideal del sensor se describe mediante la siguiente expresión teórica:

$$I = \frac{V_{out} - V_{ref}}{S}$$

Donde I es la corriente instantánea (A), V_{out} el voltaje de salida del sensor (V), V_{ref} el voltaje a corriente nula, y S la sensibilidad (V/A).

Para compensar las variaciones térmicas y de *offset* se implementó un algoritmo de autoajuste adaptativo, activado cuando $|I| < 0.1$ A, con una constante de actualización $\alpha = 0.02$.

Los parámetros reales de V_{ref} y S , se obtuvieron mediante calibración experimental con un descargador programable BD380 para corrientes de 8, 12 y 20 A, se realizaron tres repeticiones de 600 muestras tomadas al azar. Los valores de salida V_{out} fueron adquiridos por el ADC del microcontrolador ESP32 con una resolución de 12 bits, con referencia de 5 V y ajustados a un modelo lineal de la forma:

$$V_{out} = a - bI$$

En continuidad se obtuvieron los coeficientes $a = 1.934$ V y $b = 0.01497$ V/A, con un coeficiente de determinación $R^2 = 0.98$. Este resultado indica una alta correspondencia lineal y mínima dispersión entre las lecturas experimentales y el modelo teórico.

4.3.5 Sensor de corriente (FZ0430)

La medición del voltaje de la batería se realizó mediante un sensor divisor resistivo FZ0430, alimentado a 5 V y diseñado para reducir tensiones de hasta 25 V a niveles compatibles con el ADC del microcontrolador. El módulo está conformado por un par de resistencias de precisión en configuración serie, con una relación nominal de 1:5, que permite medir voltajes de baterías LiFePO_4 de 12 V dentro de su rango de 10 V a 14.6 V, sin superar el límite de 3.3 V en la entrada analógica del microcontrolador. El principio de funcionamiento se expresa mediante la siguiente relación:

$$V_{real} = AV_{medido} + B$$

donde V_{real} es el voltaje real de la batería, V_{medido} el voltaje leído por el ADC del ESP32, A la ganancia del sistema y B el término de compensación del *offset*.

Los coeficientes de calibración se obtuvieron con tres niveles de tensión de referencia, 4, 8 y 12 V, y tres repeticiones de 600 muestras cada una. Las mediciones se registraron a 500 Hz y se promediaron en intervalos de 100 ms. El modelo lineal ajustado nos proporcionó los parámetros $A = 1.149$ y $B = -0.440V$, con un coeficiente de determinación $R^2 = 0.98$.

4.3.6 Estimación del estado de carga (SoC)

La estimación del SoC se efectuó mediante el método de conteo de Coulomb, el cual consiste en integrar la corriente suministrada o consumida por el sistema en función del tiempo (Dini et al., 2024). Este método fue seleccionado por su bajo costo computacional y su facilidad de implementación en sistemas embebidos, siendo ampliamente empleado en baterías de litio en aplicaciones de movilidad eléctrica y robótica agrícola. El principio del método se basó en la siguiente expresión:

$$SoC(t) = SoC_{t_0} - \frac{1}{C_{nom}} \int_{t_0}^t I(T) dT$$

Donde: $SoC(t)$ es el estado de carga en el instante t , $SoC(t_0)$ el estado de carga inicial (%), $I(T)$ la corriente instantánea (A) y C_{nom} la capacidad nominal de la batería (Ah).

Esta metodología, se retomó de la literatura (Zine et al., 2022; Movassagh et al., 2021), constituye la base del método de conteo de Coulomb, utilizado en la mayoría de los sistemas embebidos para la estimación del SoC debido a su bajo costo computacional y facilidad de implementación.

Para el caso discreto implementado en el microcontrolador, la ecuación se expresó como:

$$SoC_k = SoC_{k-1} - \frac{I_k \Delta t}{C_{nom}}$$

donde $\Delta t = 1$ s y representa el intervalo de muestreo.

Durante el proceso, se estableció un umbral de corriente de $\pm 0,1$ A para evitar la integración de ruido durante los periodos de reposo.

4.3.7 Estimación inicial basada en la curva OCV–SoC

El valor inicial SoC_0 se determinó a partir del voltaje en reposo de la batería (OCV), utilizando la relación empírica OCV–SoC específica de la química LiFePO₄. Esta curva se obtuvo experimentalmente a partir de descargas controladas, considerando el rango operativo de 20 % a 100 % de carga, ya que por debajo de 20 % la tensión presenta una caída más brusca y dispersa, lo que reduce la confiabilidad de la relación OCV–SoC, y además se evita operar en descargas profundas que aceleran la degradación de la batería; por ello, en la operación del robot se adoptó 20 % de SoC como umbral mínimo de seguridad (Voicila et al., 2025).

Los valores promedio de voltaje en reposo y sus desviaciones estándar obtenidos en las cinco repeticiones experimentales se presentan en el Cuadro 6, la cual evidencia la estabilidad del voltaje en reposo característico de esta tecnología. Debido a la pendiente reducida entre 40 % y 80 % de SoC, la curva se empleó

únicamente para establecer el valor inicial SoC_0 , mientras que la actualización dinámica se realizó mediante el método de conteo de Coulomb.

El número de cinco repeticiones se eligió porque cada ciclo de carga–descarga es largo y acelera el envejecimiento de la batería. A partir de la tercera repetición, los valores de voltaje en reposo mostraron muy baja variabilidad, de modo que cinco repeticiones proporcionaron un promedio representativo para establecer el valor inicial de SoC_0 sin incrementar de forma innecesaria el tiempo de prueba ni el desgaste de la batería.

Cuadro 5. Voltaje en reposo (OCV) promedio para la batería $LiFePO_4$.

Voltaje (V)	12.37	12.62	12.94	13.02	13.09	13.18	13.24	13.27	13.46	13.68
SoC (%)	20	30	40	50	60	70	80	85	90	100

Durante las pruebas experimentales, el sistema actualizó el valor del SoC cada segundo y transmitió los resultados mediante el módulo **LoRa SX1278** (433 MHz) al receptor remoto. Los datos se almacenaron en formatos CSV y KV (Key–Value), incluyendo las variables: corriente, voltaje, capacidad integrada (mAh) y SoC (%).

4.3.8 Validación experimental

La validación del sistema se realizó en tres etapas complementarias, con el propósito de comprobar la precisión de los sensores, la exactitud del algoritmo de conteo de Coulomb y el desempeño del sistema en condiciones dinámicas de operación.

En la primera fase se verificó la respuesta de los sensores de corriente y voltaje. El sensor ACS758LCB-100B se evaluó mediante tres repeticiones de descarga a 5, 10 y 15 A, con una duración de 5 minutos por nivel, utilizando el descargador programable BD380 como referencia. Los datos obtenidos se emplearon para determinar la linealidad, la estabilidad temporal y la repetitividad del sensor frente a las mediciones de referencia.

De forma paralela, el sensor de voltaje FZ0430 se validó aplicando niveles de 6 V y 10 V mediante una fuente regulada de precisión, con tres réplicas

independientes por nivel. Los resultados permitieron confirmar la exactitud del modelo de calibración propuesto y la consistencia del divisor resistivo en el rango de operación de la batería.

En la segunda etapa, se evaluó la precisión del algoritmo de conteo de Coulomb al estimar la energía extraída. Se realizaron 10 repeticiones de descarga controlada a 10 A durante 30 min, equivalentes al 10 % de la capacidad nominal (50 Ah). El valor medido por el descargador BD380 (Q_{ref}) se comparó con la carga integrada por el sistema (Q_{est}), calculando el error relativo (%) mediante la siguiente expresión:

$$Error(\%) = \frac{|Q_{est} - Q_{ref}|}{Q_{ref}} \times 100$$

Este procedimiento permitió cuantificar la fidelidad del método de conteo de Coulomb respecto de la referencia, determinando la exactitud y el sesgo sistemático del cálculo de la carga acumulada.

En la tercera etapa, el sistema se instaló en el robot agrícola de dirección deslizante para validar su desempeño en condiciones dinámicas. Con las llantas en vacío, se ejecutó un guion automatizado de 20 min, compuesto por cuatro tramos de 5 min cada uno (avance, retroceso, giro izquierdo y giro derecho).

El ciclo se repitió 10 veces, registrando en tiempo real la corriente, el voltaje, la capacidad acumulada (mAh) y el estado de carga. Este número de repeticiones se seleccionó para contar con una muestra suficientemente amplia que permitiera caracterizar la repetitividad de la caída de SoC y del consumo de corriente, sin incrementar de forma innecesaria el tiempo total de prueba ni el número de ciclos de descarga aplicados a la batería.

El análisis se centró en la repetitividad de la caída del SoC por ciclo y en la consistencia del consumo de corriente entre repeticiones, verificando la estabilidad del algoritmo ante variaciones de la demanda energética y maniobras de movimiento.

Los indicadores de desempeño considerados fueron el sesgo, el error absoluto medio (MAE), la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y el error relativo porcentual, calculados según las ecuaciones descritas en cada etapa.

4.3.9 Interfaz de usuario

Se desarrolló una interfaz de usuario basada en entorno web (Web Serial Dashboard) para la visualización y registro de los parámetros eléctricos del robot agrícola. La aplicación permite establecer la conexión serial con el microcontrolador, recalibrar los sensores de corriente y voltaje, así como almacenar los datos de voltaje, corriente, capacidad consumida y estado de carga (SoC) en archivos .xlsx. Esta herramienta facilitó el monitoreo en tiempo real durante las pruebas de descarga y validación energética.

4.4 Resultados y discusión

4.4.1 Caracterización de picos de corriente

Los perfiles de corriente medidos en la caracterización exploratoria del consumo eléctrico descrita en la sección de metodología. La curva azul representa la corriente individual en terreno agrícola, la verde la corriente total en terreno agrícola, la roja la corriente individual en piso firme y la morada la corriente total en piso firme (Figura 13). El mayor pico instantáneo se observa en la corriente total sobre terreno agrícola, con un valor cercano a 77 A; este comportamiento se tomó como referencia para la selección del sensor de corriente ACS758LCB-100B (± 100 A) y para definir los rangos de corriente empleados en los ensayos de calibración y validación.

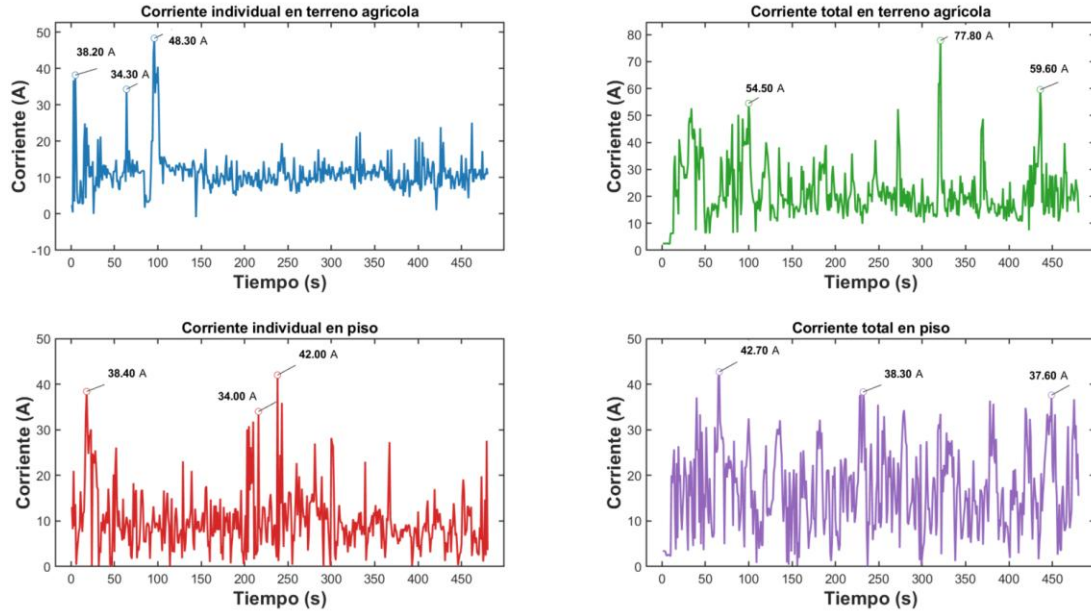


Figura 13. Perfiles temporales de corriente del sistema de tracción del robot en piso firme y terreno agrícola.

Tal como se muestra en el Cuadro 5, los resultados indicaron una corriente media de 11.3 A en piso firme, con valores menores a 19.8 A el 95 % del tiempo (P95) y picos estadísticos de 37.1 A (P99). En suelo agrícola, la corriente media aumentó a 21.7 A, con P95 = 42.7 A y P99 = 53.1 A, evidenciando el incremento del esfuerzo de tracción. Estos niveles característicos de operación (corriente media, percentiles P95–P99 y el pico máximo observado de 77 A en terreno agrícola) son coherentes con la elección del sensor ACS758LCB-100B (± 100 A), cuyo rango cubre tanto la operación típica como los picos registrados, y se emplearon para definir los rangos de corriente considerados en la calibración y validación experimental.

Cuadro 6. Caracterización del consumo de corriente del robot en distintas superficies.

Superficie	Corriente media (A)	P95(A)	P99(A)	Tiempo> P95(s)
Piso firme	11.3	19.8	37.1	23
Suelo agrícola	21.7	42.7	53.1	23

Nota: P95 y P99 representan los valores por debajo del 95 % y el 99 % de las mediciones, respectivamente.

4.4.2 Validación del sensor de corriente

Las Figuras 14, 15 y 16 muestran los resultados de validación del sensor de corriente para los niveles de 5 A, 10 A y 15 A. En cada caso se incluyen dos gráficos: (i) la variación temporal de la señal de corriente medida por el sensor y (ii) el histograma del error respecto al valor de referencia.

En todos los casos se observó una distribución compacta y simétrica, lo que evidenció una buena repetitividad de las mediciones.

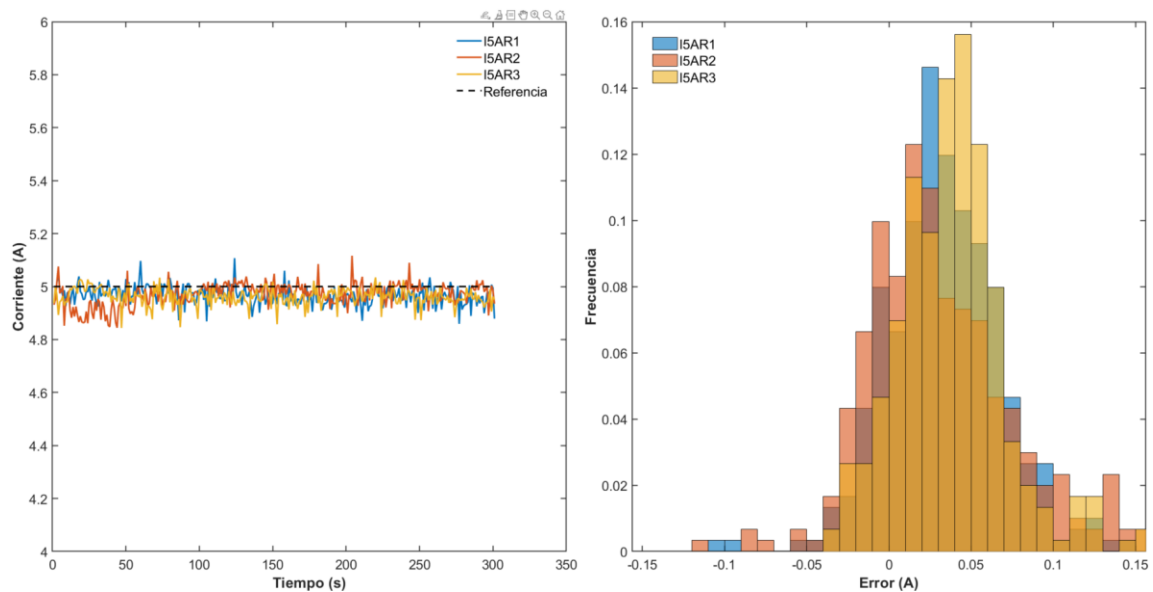


Figura 14. Validación del sensor de corriente a 5 A.

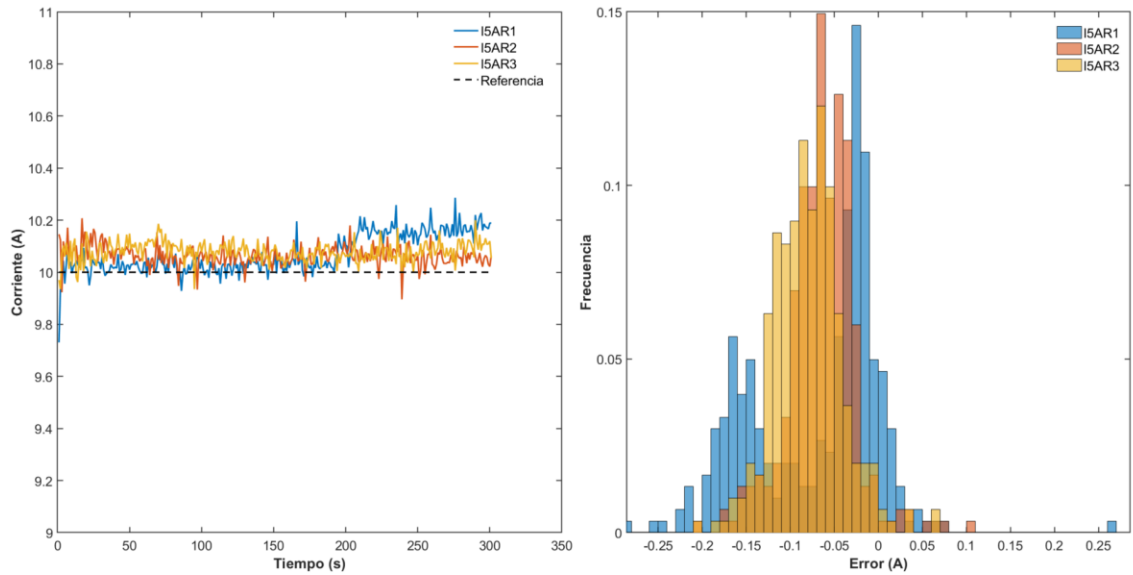


Figura 15. Validación del sensor de corriente a 10 A.

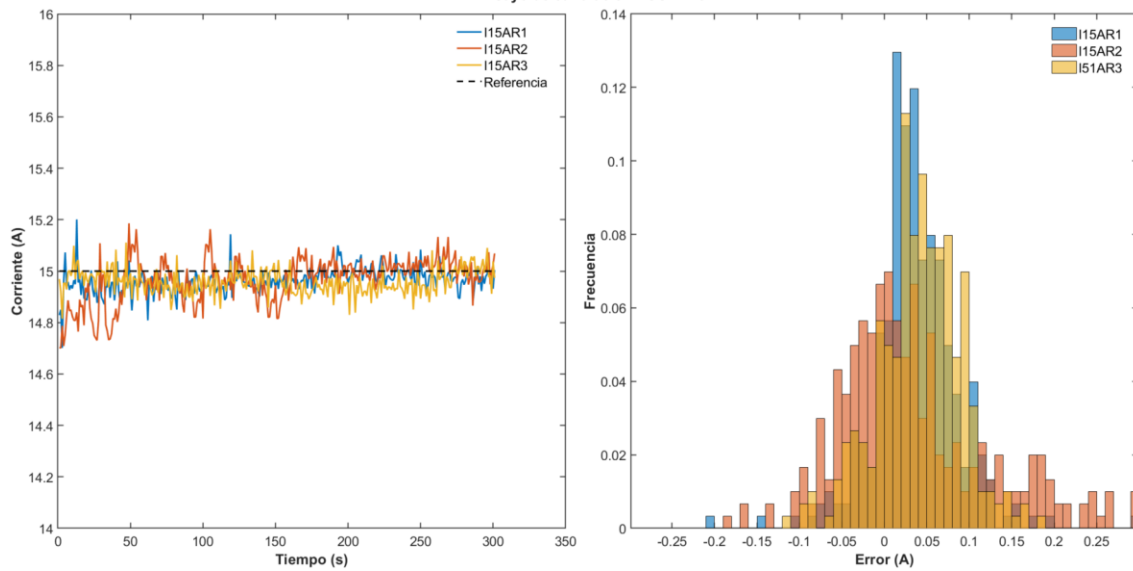


Figura 16. Validación del sensor de corriente a 15 A.

El Cuadro 7 resume los indicadores estadísticos obtenidos, en los que el error absoluto medio (MAE) fue inferior a 0.08 A y el error relativo medio (MAPE) no superó el 6 %, dentro de los valores reportados por Cheng et al. (2021) y Longo et al. (2023).

Cuadro 7. Indicadores estadísticos de validación del sensor ACS758LCB.

Nivel de corriente (A)	N total	MAE (A)	RMSE (A)	Sesgo (A)	MAPE (%)
5	900	0.048 ± 0.003	0.064 ± 0.004	-0.013 ± 0.003	1.23 ± 0.06
10	900	0.066 ± 0.004	0.086 ± 0.005	-0.020 ± 0.003	0.88 ± 0.05
15	900	0.077 ± 0.004	0.101 ± 0.004	-0.030 ± 0.002	0.68 ± 0.04

4.4.3 Validación del sensor de voltaje

Las Figuras 17 y 18 muestran la respuesta dinámica del sensor de voltaje FZ0430 a tensiones de 6 V y 10 V, respectivamente.

En ambas condiciones, la señal registrada presenta una variación estable y una distribución de errores concentrada en torno a cero, lo que demuestra la repetitividad y la estabilidad del sistema de medición.

Los histogramas muestran que los errores son simétricos y de baja magnitud ($< \pm 0.15$ V), sin sesgos sistemáticos significativos, lo que indica que la calibración del divisor resistivo y la ganancia aplicada en el firmware son adecuadas para mediciones precisas de hasta 15 V.

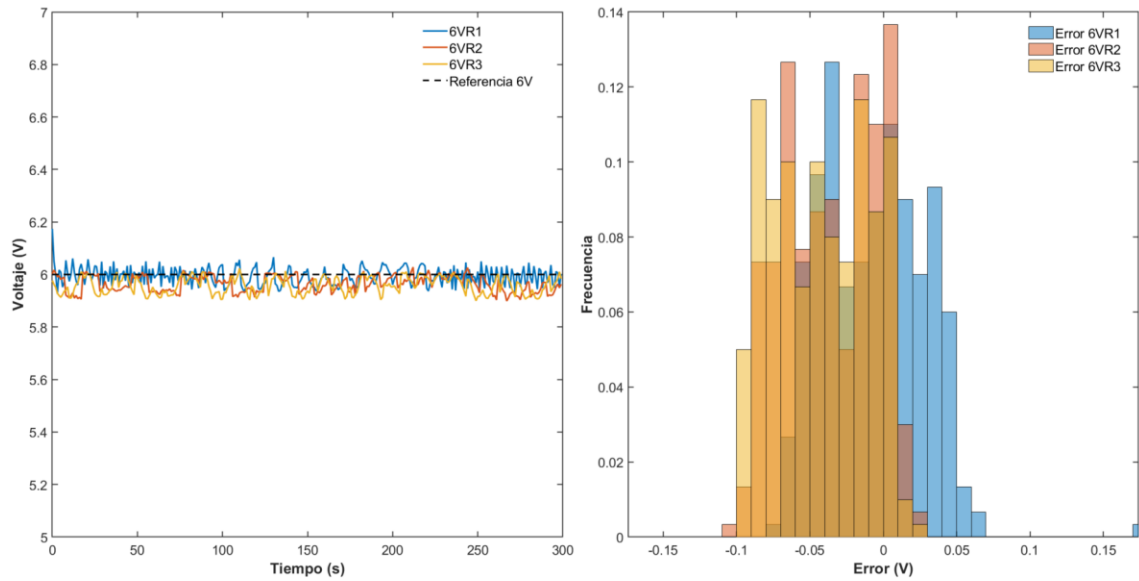


Figura 17. Validación del sensor de voltaje a 6 V.

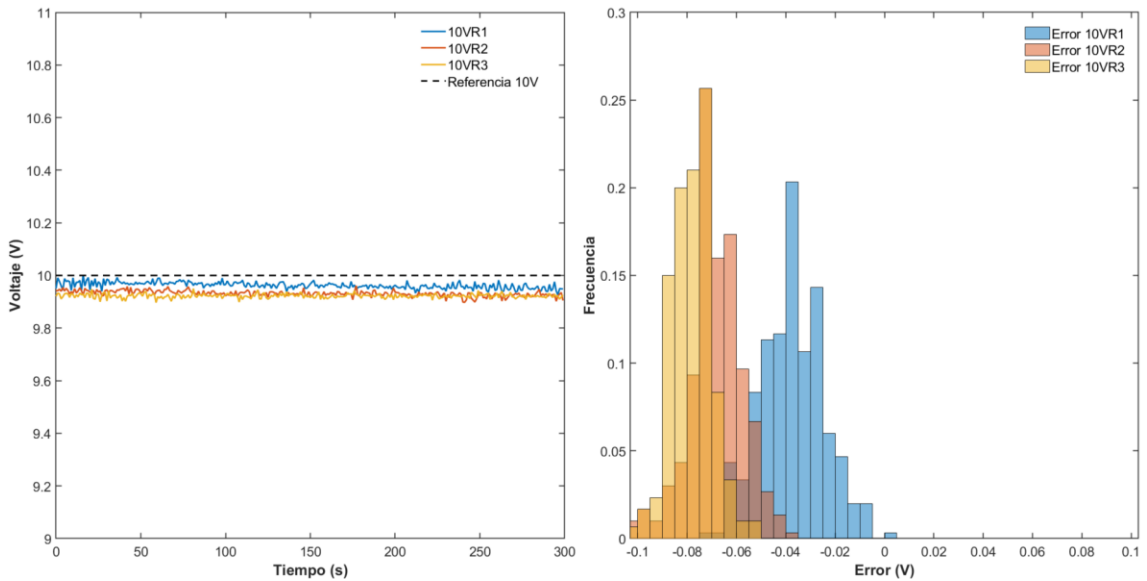


Figura 18. Validación del sensor de voltaje a 10 V.

De acuerdo con lo anterior, se encontró que el MAE fue inferior a 0.04 V y MAPE menor al 1 %, lo que confirma la linealidad y estabilidad del modelo de calibración propuesto. El sesgo medio negativo, comprendido entre -0.011 V y -0.014 V, refleja una ligera subestimación sistemática atribuible al divisor resistivo, sin comprometer la precisión global del sistema. Resultados similares han sido reportados por Zine et al. (2022), quienes validaron experimentalmente un

método de conteo de Coulomb para estimar el estado de carga (SoC) bajo perfiles variables de corriente. El resumen de los indicadores estadísticos obtenidos se presenta en el Cuadro 8.

Cuadro 8. Indicadores estadísticos de validación del sensor FZ0430

Nivel de voltaje (V)	N total	MAE (V)	RMSE (V)	Sesgo (V)	MAPE (%)
6	900	0.030 ± 0.002	0.041 ± 0.002	-0.011 ± 0.002	0.62 ± 0.04
10	900	0.039 ± 0.003	0.050 ± 0.003	-0.014 ± 0.002	0.47 ± 0.03

4.4.4 Validación del algoritmo de conteo de Coulomb

Los resultados de la validación del algoritmo de conteo de Coulomb se presentan en el Cuadro 9. El sistema mostró una alta correspondencia con las mediciones de referencia obtenidas con el descargador programable, con un error relativo promedio de 3.2 % ± 0.6 %, un MAE de 0.227 Ah y un RMSE de 0.246 Ah.

Cuadro 9. Indicadores estadísticos del algoritmo de conteo de Coulomb.

Indicador	Valor medio	Desviación estándar	Unidad
MAE	0.227	± 0.012	Ah
RMSE	0.246	± 0.015	Ah
Sesgo	+0.024	± 0.010	Ah
MAPE	3.2	± 0.6	%

El sesgo positivo observado, de +0.024, refleja una leve sobreestimación sistemática del sistema, atribuible a pequeñas fluctuaciones en la medición de corriente y a la naturaleza discreta de la integración numérica. Dicha desviación no afecta de manera significativa la estimación total de energía, manteniéndose dentro de los márgenes aceptables para sistemas de monitoreo energético embebidos.

En conjunto, los resultados confirman la estabilidad y precisión del algoritmo en la estimación de la energía extraída, manteniéndose dentro de los márgenes reportados por Movassagh et al. (2021) y Zine et al. (2022) para aplicaciones con perfiles de corriente variables y BMS de bajo costo.

Estos valores validan la confiabilidad del método de conteo de Coulomb implementado en el sistema y demuestran su aplicabilidad en robots agrícolas de baja potencia, donde la autonomía energética resulta crítica.

4.4.5 Evaluación de algoritmo en robot

Los valores obtenidos en las diez repeticiones de la prueba dinámica se resumen en el Cuadro 10.

Cuadro 10. Variabilidad de la energía estimada por el sistema de monitoreo en pruebas dinámicas

Repetición	Energía estimada (mAh)	Desviación respecto al promedio (%)
1	1455	-7.4
2	1612	+2.6
3	1653	+5.2
4	1592	+1.3
5	1626	+3.5
6	1563	-0.5
7	1523	-3.1
8	1591	+1.3
9	1546	-1.6
10	1553	-1.1
Media $\pm$ DE	1571 $\pm$ 58	—

La energía estimada por ciclo osciló entre 1455 mAh y 1653 mAh, con un promedio de 1571 mAh y una desviación estándar de ± 58 mAh. La variación relativa del 3.7 % evidencia la consistencia del algoritmo de conteo de Coulomb al operar bajo condiciones dinámicas del robot agrícola.

El comportamiento observado demuestra que el sistema mantiene su precisión incluso ante variaciones de carga y maniobras de dirección, lo que valida su

idoneidad para entornos agrícolas reales, donde el consumo energético presenta variaciones dinámicas. Estos resultados concuerdan con los reportados por Xie et al. (2023), quienes destacan que la estabilidad temporal del flujo de corriente y la sincronización de muestreo son determinantes para la precisión de los estimadores de SoC en sistemas móviles.

En conjunto, los resultados obtenidos confirman la validez y la estabilidad del sistema de monitoreo energético desarrollado. Los sensores calibrados presentaron errores inferiores al 1 % en voltaje y al 6 % en corriente, mientras que el algoritmo de conteo de Coulomb alcanzó una precisión superior al 96 % respecto a la referencia del descargador.

4.4.6 Interfaz de usuario

En la Figura 19 se muestra la interfaz gráfica desarrollada, donde se aprecian los valores numéricos del SoC, el voltaje, la corriente y la capacidad consumida, así como sus representaciones gráficas en tiempo real. El panel lateral izquierdo permite configurar el puerto de comunicación y realizar la recalibración de los sensores, mientras que la sección superior muestra los indicadores de estado y el registro automático de los datos experimentales

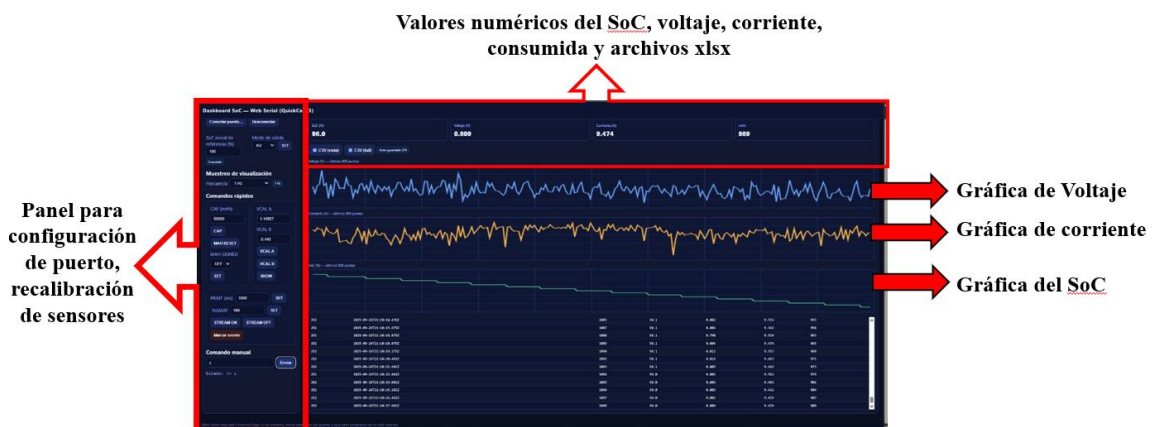


Figura 19. interfaz de usuario para la visualización y registro del SoC, voltaje y corriente del robot agrícola.

4.5 Conclusiones

El sistema de monitoreo energético desarrollado y validado en este trabajo demostró ser una solución precisa y estable para estimar el estado de carga (SoC) de la batería LiFePO_4 de un robot agrícola autónomo mediante el método de conteo de Coulomb. La arquitectura se basa en sensores Hall de corriente y un sensor de voltaje comerciales de bajo costo, integrados en una plataforma ESP32 con comunicación inalámbrica LoRa, lo que permitió transmitir en tiempo real el SoC y las variables eléctricas sin requerir infraestructura de internet, y plantea una alternativa viable para contextos rurales con conectividad limitada.

El desempeño del sistema se evaluó mediante pruebas controladas de laboratorio y ensayos dinámicos sobre el robot montado en un banco de pruebas, donde se ejecutaron maniobras automatizadas con las llantas en vacío. Estos experimentos permitieron verificar la linealidad y consistencia del modelo, así como la estabilidad de las estimaciones frente a variaciones en la demanda de corriente, confirmando la viabilidad de integrar tecnologías abiertas y ampliamente disponibles para el monitoreo energético en la mecanización agrícola moderna.

Finalmente, se identifican oportunidades de mejora mediante la incorporación de filtros adaptativos y modelos híbridos que reduzcan la deriva acumulativa propia del conteo de Coulomb y optimicen la estimación del SoC a largo plazo. Estos resultados constituyen una base sólida para implementar estrategias de gestión energética inteligente que apoyen la toma de decisiones sobre el retorno oportuno del robot al centro de recarga. Como limitación, se reconoce que aún no se han realizado pruebas en condiciones reales de campo, por lo que se propone esta etapa como trabajo futuro para validar el comportamiento del sistema ante vibraciones, variaciones ambientales y perfiles de carga más complejos.

4.6 Literatura citada

Barbosa Júnior, M. R., da Costa, A. S., Lima, T. A., & Kondo, N. (2024). Advancements in agricultural ground robots for specialty crops: Design,

- applications and future trends. *Plants*, 13(23), 3372. <https://doi.org/10.3390/plants13233372>
- Botta, A., Cavallone, P., Baglieri, L., Colucci, G., Tagliavini, L. & Quaglia, G. (2022). *A Review of Robots, Perception, and Tasks in Precision Agriculture*. *Applied Mechanics*, 3(3), 830–854. <https://doi.org/10.3390/applmech3030049>
- Bras, A., Montanaro, A., Pierre, C., Pradel, M., & Laconte, J. (2024). Toward a better understanding of robot energy consumption in agroecological applications. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2410.07697v1>
- Burgio, A., Cimmino, D., Nappo, A., Smarrazzo, L., & Donatiello, G. (2023). An IoT-based solution for monitoring and controlling battery energy storage systems at residential and commercial levels. *Energies*, 16(7), 3140. <https://doi.org/10.3390/en16073140>
- Cappelli, I., Pagano, A., Croce, D., Vitale, G., & Tinnirello, I. (2023). Adaptive algorithms for batteryless LoRa-based sensors. *Sensors*, 23(14), 6568. <https://doi.org/10.3390/s23146568>
- Chen, C., Li, Z., & Wei, J. (2023). Estimation of lithium-ion battery state of charge based on genetic algorithm support vector regression under multiple temperatures. *Electronics*, 12(21), 4433. <https://doi.org/10.3390/electronics12214433>
- Cheng, Y., Zhang, X., Wang, X., & Li, J. (2022). Battery state of charge estimation based on composite multiscale wavelet transform. *Energies*, 15(6), 2064. <https://doi.org/10.3390/en15062064>
- Chin, C. S., Pan, T. H., & Xue, H. T. (2018). A nonlinear temperature-dependent state model of cylindrical LiFePO₄ batteries using the extended Kalman filter technique. *Energies*, 11(9), 2467. <https://doi.org/10.3390/en11092467>
- Dini, P., Colicelli, A., & Saponara, S. (2024). *Review on modeling and SOC/SOH estimation of batteries for automotive applications*. *Batteries*, 10(1), 34. <https://doi.org/10.3390/batteries10010034>

- Eiffert, S., Wallace, N. D., He Kong, & Pirmarzdashti, N. (2020). A hierarchical framework for long-term and robust deployment of field ground robots in large-scale farming. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2006.13413>
- Islam, M. R., Rahman, M. A., & Rahman, M. S. (2023). Deep learning-based IoT system for remote battery health monitoring using low-cost microcontrollers. *Sensors*, 23(11), 5204. <https://doi.org/10.3390/s23115204>
- Lamo, P., Ruiz, G. A., Azcondo, F. J., Pigazo, A., & Brañas, C. (2023). *Impact of the Noise on the Emulated Grid Voltage Signal in Hardware-in-the-Loop Used in Power Converters*. *Electronics*, 12(4), 787. <https://doi.org/10.3390/electronics12040787>
- Marques, T. M. B., Pereira, A. S., & Ferreira, P. C. (2023). An overview of methods and technologies for estimating state of charge of batteries. *Energies*, 16(13), 5050. <https://doi.org/10.3390/en16135050>
- Movassagh, K., Raihan, A., Balasingam, B., & Pattipati, K. (2021). A critical look at Coulomb counting approach for state of charge estimation in batteries. *Energies*, 14(14), 4074. <https://doi.org/10.3390/en14144074>
- Movassagh, M., Goodarzi, G., & Shahidinejad, S. (2021). A critical look at Coulomb counting approach for state of charge estimation in batteries. *Energies*, 14(14), 4074. <https://doi.org/10.3390/en14144074>
- Nazaralizadeh, S., Gandhi, O., & Yaghoobi, J. (2024). Battery energy storage systems: A review of battery management systems and health indicators. *Energies*, 17(5), 1250. <https://doi.org/10.3390/en17051250>
- Prasad, S. J., Thangatamilan, M., Suresh, M., Panchal, H., Asir Rajan, C., Sagana, C., Gunapriya, B., Sharma, A., Panchal, T., & Sadasivuni, K. K. (2021). An efficient LoRa-based smart agriculture management and monitoring system using wireless sensor networks. *International Journal of Ambient Energy*, 43(2), 1–10. <https://doi.org/10.1080/01430750.2021.1953591>
- Ren, Z., Smith, A., & Doe, B. (2024). Integrating UAV, UGV and UAV-UGV

- collaboration in future industrialized agriculture: Analysis, opportunities and challenges. *Computers and Electronics in Agriculture*, 227, 109631. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109631>
- Reyes-Amador, A., & Velázquez-López, N. (2019). *Modelo industrial de carrocería para vehículo de cuatro ruedas* (Solicitud de modelo industrial No. MX/f/2018/003352). Instituto Mexicano de la Propiedad Industrial (IMPI).
- Vargas-Canales, J. M. (2023). Technological capabilities for the adoption of new technologies in the agri-food sector of Mexico. *Agriculture*, 13(6), 1177. <https://doi.org/10.3390/agriculture13061177>
- Voicila, T.-I., Enache, B.-A., Argyriou, V., Sarigiannidis, P., Pisla, M.-A., & Seritan, G.-C. (2025). Enhanced OCV Estimation in LiFePO₄ Batteries: A Novel Statistical Approach Leveraging Real-Time Knee/Elbow Detection. *Batteries*, 11(5), 186. <https://doi.org/10.3390/batteries11050186>
- Wang, H., Yang, Y., & Li, J. (2022). An IEEE P2668-compatible evaluation strategy for smart battery management systems. *Sensors*, 22(16), 6057. <https://doi.org/10.3390/s22166057>
- Xie, J., Guo, Z., & Zhou, Y. (2023). State of charge estimation of lithium-ion batteries based on extended Kalman filter. *Frontiers in Energy Research*, 11, 1180881. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1180881>
- Xie, J., Wei, X., Bo, X., Zhang, P., Chen, P., Hao, W., & Yuan, M. (2023). State-of-Charge estimation of lithium-ion battery based on Extended Kalman Filter algorithm. *Frontiers in Energy Research*, 11, 1180881. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1180881>
- Zhang, D., Wang, Y., & Chen, L. (2022). Deep learning in the state of charge estimation for Li-ion batteries. *Machines*, 10(10), 912. <https://doi.org/10.3390/machines10100912>
- Zhang, Z., Li, J., Xu, M., & Chen, Y. (2023). High-precision and robust SOC estimation of LiFePO₄ batteries. *Batteries*, 9(6), 333.

<https://doi.org/10.3390/batteries9060333>

Zine, B., Bia, H., Benmouna, A., Becherif, M., & Iqbal, M. (2022). *Experimentally validated Coulomb counting method for battery state-of-charge estimation under variable current profiles*. *Energies*, 15(21), 8172. <https://doi.org/10.3390/en15218172>

5. Conclusiones generales

En este trabajo se logró implementar y validar un sistema integrado de monitoreo de energía y navegación autónoma para un robot agrícola de dirección deslizante, cumpliendo el objetivo general planteado. Se desarrolló una arquitectura de medición y estimación del estado de carga (SoC) para una batería LiFePO_4 , basada en sensado de corriente y voltaje, método de conteo de Coulomb y transmisión de datos hacia una estación base, lo que permitió disponer de un indicador confiable del nivel de energía disponible durante la operación en campo. Este esquema sienta las bases para la toma de decisiones informada sobre el uso de la plataforma y el momento oportuno de retorno al centro de carga.

De manera complementaria, se integró y evaluó un sistema de navegación autónoma sustentado en Pixhawk y GNSS-RTK, con una arquitectura de control en capas (EKF, guiado L1 y lazos PI/PID) adaptada a la configuración skid-steer del robot. Las pruebas en campo demostraron que el sistema es capaz de seguir trayectorias rectas con buena estabilidad y repetitividad, alcanzando una precisión decimétrica en el guiado, suficiente para aplicaciones donde se priorizan la continuidad del desplazamiento y la seguridad, como el retorno a la estación de recarga y los traslados entre puntos de servicio.

En conjunto, la integración del monitoreo energético con la navegación autónoma muestra que es factible avanzar hacia robots agrícolas capaces de planear y ejecutar el retorno en función de su nivel de energía, reduciendo el riesgo de detención imprevista y facilitando la gestión operativa en campo. No obstante, se

identifican áreas de mejora claras: aumentar la exactitud de llegada al punto objetivo para tareas que requieren alta precisión espacial, y robustecer la estimación del SoC frente a distintas condiciones de carga, temperatura y envejecimiento de la batería. Estos resultados posicionan al sistema desarrollado como una plataforma funcional y de bajo costo y, al mismo tiempo, como un punto de partida para investigaciones futuras en estrategias de gestión energética y de navegación autónoma más sofisticadas en robots agrícolas.