

Cuantificación automatizada de plantas de repollo cultivadas bajo acolchados plásticos mediante ortomosaicos multitemporales

Automated quantification of cabbage plants grown under plastic mulches using multitemporal orthomosaics

Samuel Uriel Samaniego Gamez¹, Fidel Núñez Ramírez², Moisés Gilberto Yáñez Juárez^{3*},
María Alejandra Payán Arzapalo³, Raúl Enrique Valle Gough², Blancka Yesenia Samaniego Gamez²

¹ Doctorado en Ciencias Agropecuarias de la Facultad de Agronomía, Campus Culiacán, Universidad Autónoma de Sinaloa.

² Instituto de Ciencias Agrícolas, Campus Mexicali, Universidad Autónoma de Baja California.

³ Facultad de Agronomía, Campus Culiacán, Universidad Autónoma de Sinaloa. Culiacán, Sinaloa, México. CP. 80000. Tel. 667 8461084.

moisesyj@uas.edu.mx

*Autor de correspondencia

Resumen

Palabras clave:

Agricultura 4.0;
plasticultura;
teledetección.

Conocer el número de plantas durante el establecimiento del cultivo de repollo (*Brassica oleracea* L. var. *capitata*) permite el mejor manejo de este. Por ello, se realizó un experimento para cuantificar de forma automatizada plantas de repollo cultivadas bajo acolchados plásticos mediante ortomosaicos multitemporales. Las plantas se identificaron mediante inteligencia artificial (IA) aplicada a ortomosaicos multitemporales obtenidos por un vehículo aéreo no tripulado Phantom 4 RTK multispectral a los 12, 22, 32 y 47 días después del trasplante (DDT). Los conteos realizados por la IA fueron comparados con conteos poblacionales manuales utilizando el indicador precisión en la estimación (Ps) y análisis de varianza (ANOVA). El color del acolchado plástico no influyó significativamente en la Ps; sin embargo, se observaron diferencias de Ps en los diferentes DDT, obteniendo el máximo coeficiente de determinación a los 32 DDT ($R^2 = 0.90$). Se recomienda realizar vuelos a los 32 DDT para cuantificar plantas.

Abstract

Keywords:

Agriculture 4.0;
plasticulture; remote
sensing.

Knowing the number of plants during the establishment of cabbage (*Brassica oleracea* L. var. *capitata*) crops allows a better management. Therefore, an experiment was performed to automatically quantify cabbage plants grown under plastic mulch using multitemporal orthomosaics. Plants were identified using artificial intelligence (AI) applied to multitemporal orthomosaics acquired by a multispectral Phantom 4 RTK unmanned aerial vehicle (UAV) at 12, 22, 32, and 47 days after transplanting (DAT). AI-derived counts were compared with manual population counts using the estimation accuracy metric (Ps) and variance analysis (ANOVA). Plastic mulch color did not significantly affect Ps; however, Ps differed across DAT, with the highest coefficient of determination observed at 32 DAT ($R^2 = 0.90$). Flights are recommended at 32 DAT to quantify plants.

Recibido: 12 de noviembre de 2025

Aceptado: 10 de febrero de 2026

Publicado: 23 de septiembre de 2026

Cómo citar: Samaniego, S. U.; Núñez, F.; Yáñez, M. G.; Payán, M. A.; Valle, R. E., & Samaniego, B. Y. (2026). Cuantificación automatizada de plantas de repollo cultivadas bajo acolchados plásticos mediante ortomosaicos multitemporales. *Acta Universitaria*, 36(NE-1), e4929. doi: <https://doi.org/10.15174/au.2026.4929>

Introducción

El repollo (*Brassica oleracea* L. var. *capitata*) es una hortaliza de la familia Brassicaceae, cultivada en gran parte del mundo por sus características organolépticas y nutricionales, su alto contenido de fibra y su bajo aporte calórico (Wang *et al.*, 2025). Su aprovechamiento tiene una amplia historia cultural y económica, ya que durante siglos ha formado parte de los sistemas alimentarios de diversas regiones del mundo (Mabry *et al.*, 2021). Debido a su relevancia, se han desarrollado estrategias de manejo orientadas a optimizar el ciclo agronómico y garantizar la supervivencia del cultivo en etapas tempranas (Adilov *et al.*, 2021; Isaq *et al.*, 2023).

El establecimiento del cultivo de repollo es considerado una etapa crítica del ciclo productivo, ya que la densidad de plantación repercutirá directamente en la productividad del cultivo (Hassan & Pailan, 2025). El ataque de plagas en etapas juveniles, así como el estrés hídrico y las altas temperaturas, inciden directamente en la supervivencia de las plantas (Awasthi *et al.*, 2015; Ngosong *et al.*, 2021; Okasha *et al.*, 2025). Esto repercute directamente en la cantidad de cabezas comercialmente aprovechables, ya que cada planta produce solo una. Por ello, durante las etapas juveniles del cultivo deben implementarse esquemas de monitoreo que permitan diseñar estrategias de adaptación para establecer una densidad de plantación óptima (Rivera & Morán, 2024).

El monitoreo de cultivos mediante sensores remotos, en el enfoque de la agricultura 4.0 con la implementación de inteligencia artificial (IA), se ha consolidado como una herramienta que permite el seguimiento exhaustivo de las plantaciones (Wu *et al.*, 2023). Esto abre la posibilidad de intervenir de forma oportuna para evitar problemas potenciales en la productividad (Khanal *et al.*, 2020). De los sensores remotos existentes, destaca el aprovechamiento de los vehículos aéreos no tripulados (VANT), con los que es posible obtener imágenes de alta resolución en zonas de interés (Vong *et al.*, 2022).

Los VANT se han utilizado para estimar el número de plantas en etapas tempranas del ciclo de cultivos (Banerjee *et al.*, 2021; Feng *et al.*, 2020; Vong *et al.*, 2022); sin embargo, la precisión de la detección puede verse afectada por factores como la presencia de malezas o sombras, el porcentaje de cobertura foliar y las condiciones de reflectancia de la superficie (Che *et al.*, 2022; Pathak *et al.*, 2022; Valente *et al.*, 2020). Dichos factores son dinámicos debido al crecimiento y desarrollo de la vegetación, así como a las condiciones meteorológicas y prácticas de manejo agrícola realizadas al cultivo (Karmakar *et al.*, 2024; Wu *et al.*, 2024).

Una de las estrategias de manejo en el cultivo de repollo es aplicar acolchado plástico al suelo, esto reduce la incidencia de malezas, optimiza el manejo del agua y fertilizantes, con lo que se mejoran los rendimientos (Escobosa-García *et al.*, 2022). No obstante, pueden afectar la reflectancia espectral de los objetos captados por las cámaras aerotransportadas, lo que podría reducir la precisión en la estimación del número de plantas mediante plataformas de visión por computadora basadas en inteligencia artificial (IA) (Aziz *et al.*, 2023; Ibrahim & Gobin, 2025). Asimismo, la precisión en la estimación del número de plantas en etapas juveniles es baja debido a una cobertura foliar reducida durante las etapas de crecimiento (Lüling *et al.*, 2023).

Aunque el uso de acolchados plásticos de distintos colores es una práctica común en la producción de repollo, existe información limitada sobre la influencia temporal de estos materiales en la cuantificación de plantas mediante imágenes aéreas, por lo que el objetivo del presente estudio fue cuantificar de forma automatizada plantas de repollo cultivadas bajo acolchados plásticos mediante ortomosaicos multitemporales.

Materiales y métodos

Área de estudio

Se estableció el cultivo en el campo experimental del Instituto de Ciencias Agrícolas de la Universidad Autónoma de Baja California. Las coordenadas centrales de ubicación corresponden a 32.405082° N y -115.200150° O, del sistema de referencia de coordenadas WGS 84. El tipo de suelo en la zona de cultivo corresponde a Cambisol sódico calcárico, con clave "CMso-ca" (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura [FAO], 2015). El clima de la región se encuentra descrito como cálido seco, muy extremoso, con gran oscilación de temperatura y escasas lluvias en verano e invierno (Camargo-Bravo & García-Cueto, 2012).

Diseño experimental y descripción de tratamientos

La plantación estudiada correspondió al cultivo de repollo. Se evaluó la detección de plantas en cinco tratamientos: cuatro diferentes colores de acolchado plástico (gris, transparente, blanco y negro) y suelo desnudo (sin acolchado), bajo un diseño de bloques completamente al azar con cuatro repeticiones, resultando un total de 20 unidades experimentales o camas de cultivo. Las características de estas últimas fueron las siguientes: orientación norte-sur, longitud de 7.0 m, separación de 3.8 m, altura de 0.2 m. Todas las unidades experimentales contaron con sistema de riego presurizado mediante dos cintillas. La cintilla utilizada tuvo un gasto promedio de agua de 1.0 L·h⁻¹·emisor⁻¹, espaciados cada 0.2 m.

Establecimiento y manejo del cultivo

La parcela experimental fue acondicionada previamente al establecimiento del cultivo. Las labores culturales consistieron en rastreo y formación de camas de cultivo, y el control de malezas se realizó dos semanas antes del trasplante. Posteriormente, se verificó el funcionamiento del sistema de riego y se estableció el cultivo de repollo cultivar Supreme Vantage® (Sakata Seed America, Inc. USA). Las semillas fueron germinadas en charolas comerciales de 338 cavidades. El trasplante fue realizado de forma manual en suelo húmedo el 12 de octubre del 2023. Al momento del trasplante, las plántulas contaban con 60 días de germinación. El arreglo de plantación fue triangular (tresbolillo), con 0.40 m de separación entre plantas y 0.50 m entre hileras.

Durante el ciclo del cultivo se aplicó manejo agronómico convencional, garantizando condiciones óptimas para la adquisición de información mediante técnicas de monitoreo remoto. Los fertilizantes se suministraron de forma semanal, disueltos en el agua de riego. Las dosis acumuladas aplicadas durante el periodo de realización de misiones de vuelo para la estimación del número de plantas consistió en 4.06 kg de Urea (CO(NH₂)₂), 1.05 kg de ácido fosfórico (H₃PO₄), 6.02 kg de sulfato de potasio (K₂SO₄), 3.36 kg de sulfato de magnesio (MgSO₄) y 2.03 kg de nitrato de calcio (Ca (NO₃)₂). En la Figura 1 se muestra la distribución espacial de las camas de cultivo y los tratamientos aplicados.

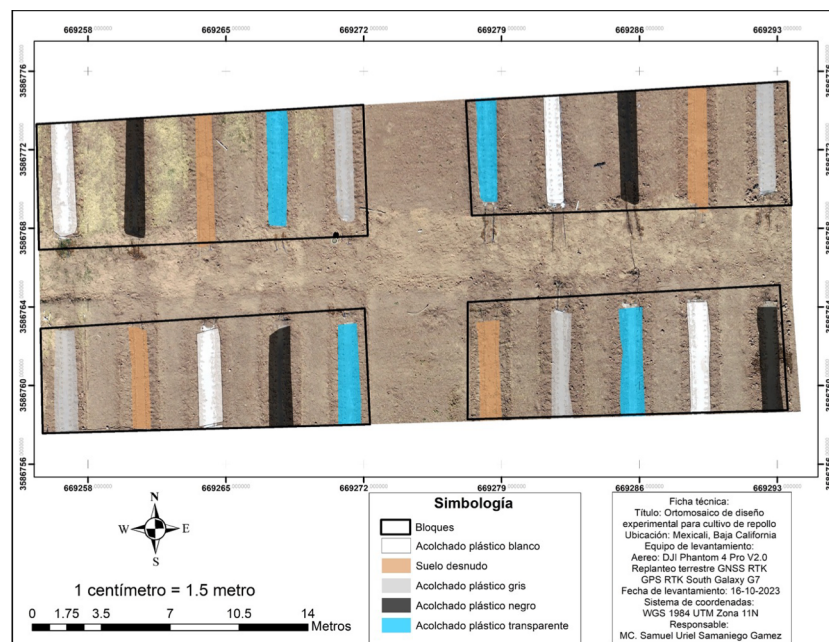


Figura 1. Distribución espacial de las parcelas con acolchado plástico utilizados en el cultivo de repollo.
 Fuente: Elaboración propia.

Adquisición y procesamiento de imágenes aéreas

Se realizaron cuatro vuelos para la adquisición de imágenes aéreas. Los vuelos se ejecutaron a los 12, 20, 32 y 47 días después del trasplante (DDT). Las imágenes se capturaron con un UAV Phantom 4 RTK Multispectral de la marca DJI (DJI, 2019). El diseño de ruta de vuelo se realizó en la aplicación DJI Ground Station Pro (DJI GS Pro), para lo cual se utilizaron los siguientes parámetros de vuelo: orientación perpendicular al curso, captura de imágenes de forma estacionaria, velocidad de avance $1.5 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, altura de vuelo de 24.8 m, sobreposición frontal 74%, sobreposición lateral de 75%, ángulo de gimbal de 90° y GSD de 0.01 m. Las imágenes se calibraron geográficamente utilizando cinco puntos de control terrestre posicionados con GPS diferencial GNSS RTK South Galaxy G7 (SOUTH, 2024).

Una vez obtenidas las imágenes aéreas correspondientes a cada misión de vuelo, fueron procesadas para obtener ortomosaicos multispectrales con corrección radiométrica (Dobosz *et al.*, 2023). El procesamiento se realizó con el programa PIX4DFields con licencia de uso académico (Pix4D, 2024). La delimitación y tratamiento de ortomosaicos se realizó utilizando un proyecto generado en el software de sistemas de información geográfica (SIG) de uso libre QGIS versión 3.22.10 (Qgis, 2023). En él, los ortomosaicos fueron recortados a los límites de la parcela experimental. Seguidamente y derivado de los requerimientos en el sistema de coordenadas de la plataforma para el conteo de plantas, se utilizó la herramienta de "reproyección", con la que se modificó el sistema de referencia de coordenadas (SRC) de cada ortomosaico. En este procedimiento el SRC se transformó de la Zona 11 Norte del sistema de coordenadas Universal Transverse de Mercator (UTM) al Sistema Geodésico Mundial (WGS por sus siglas en inglés) (WGS, 1984) (Alcaras *et al.*, 2020).

La validación cuantitativa de referencia del número total de plantas de repollo presentes durante el desarrollo del experimento se realizó mediante un conteo manual digital. Para ello, cada planta fue marcada como un punto en un archivo vectorial dentro del SIG. Posteriormente, se delimitaron las camas de cultivo mediante polígonos que cubrieron el área del surco, como se muestra en la Figura 1. A continuación, se aplicó la herramienta "contar puntos en un polígono" para estimar el número de plantas por cama (Zahtila & Knura, 2022). Como resultado, la tabla de atributos del archivo vectorial de polígonos registró el total de plantas por cama. Finalmente, el mismo procedimiento se aplicó a los puntos obtenidos mediante el conteo automatizado correspondiente a los vuelos posteriores, con el fin de mantener consistencia metodológica en la comparación de resultados.

La detección automatizada y la estimación del número de plantas se realizaron mediante la plataforma de inteligencia artificial para la agricultura Agremo, versión vigente al momento del análisis (Agremo, s. f.b), siguiendo el procedimiento sugerido en su manual de usuario (Agremo, s. f.c). La plataforma procesó los ortomosaicos multitemporales en SRC WGS 84 para identificar y cuantificar las plantas, a partir de una densidad de siembra de $4.0 \text{ plantas} \cdot \text{m}^{-2}$, y generó un archivo vectorial de puntos con las plantas estimadas en cada ortomosaico (Agremo, s. f.a).

Los archivos vectoriales de puntos, obtenidos para cada misión de vuelo mediante el procesamiento de ortomosaicos en la plataforma Agremo, fueron añadidos al proyecto general en el *software* QGIS, donde se ejecutó la herramienta "contar puntos en un polígono" para cada conjunto de plantas detectadas. Una vez que la base de datos del archivo de polígono con el que se delimitaron las camas de cultivo registró las plantas que fueron estimadas en cada cama de cultivo y para cada misión de vuelo, se procedió a realizar los análisis estadísticos de precisión de la estimación. Para ello se comparó la detección automática en cada ortomosaico contra el conteo poblacional manual de referencia. Para ello se utilizaron el coeficiente de determinación obtenido por regresión lineal (R^2) y la precisión en la estimación (P_s) (ecuación 1).

$$P_s = (\text{Plantas estimadas})/(\text{Plantas contadas}) \quad (1)$$

Posteriormente, se evaluaron diferencias entre tratamientos para cada misión de vuelo mediante el análisis de varianza (ANOVA) de una vía con prueba post-hoc de Tukey ($\alpha = 0.05$) y análisis de efectos entre-sujetos (García-Martínez *et al.*, 2020; Li *et al.*, 2023; Lu *et al.*, 2023).

Resultados

El conteo poblacional manual de referencia de las plantas de repollo presentes en la zona de cultivo con área de 114.63 m^2 permitió identificar un total de 459 plantas. Estas se encontraban distribuidas en 20 camas de cultivo con una superficie media de 5.73 m^2 y una densidad de $4.0 \text{ plantas} \cdot \text{m}^{-2}$, lo que representó un promedio de 22.95 plantas por cama. La Tabla 1 muestra las plantas contabilizadas de forma manual y las plantas identificadas mediante IA en cada tratamiento durante cada misión de vuelo realizadas a los 12, 20, 32 y 47 DDT.

Tabla 1. Número de plantas detectadas de forma manual y en cada vuelo.

Tratamiento	Conteo Manual	Conteo remoto			
		DDT = 12	DDT = 20	DDT = 32	DDT = 47
Suelo desnudo	108	110	112	108	111
Acolchado con plástico gris	89	131	103	90	90
Acolchado con plástico transparente	88	142	100	93	91
Acolchado con plástico blanco	88	120	104	90	91
Acolchado con plástico negro	86	128	87	87	87
Total	459	631	506	468	470

Nota. DDT = Días después del trasplante.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 2 se muestra la distribución de Ps obtenida para los cinco tratamientos de acolchado durante la estimación del número de plantas realizada en cada misión de vuelo. La distribución de Ps muestra un comportamiento similar entre los tratamientos de acolchado; sin embargo, se aprecian diferencias de Ps entre las estimaciones del número de plantas realizadas en las distintas fechas. Por ello, en la Figura 3 se presenta el análisis de regresión lineal realizado en cada fecha de conteo. En ella se observa que, durante las dos primeras estimaciones del número de plantas realizadas a los 12 y 20 DDT, existió precisión reducida en la detección de plantas mediante inteligencia artificial. La tercera estimación del número de plantas realizada a los 30 DDT presenta el mayor ajuste en el coeficiente de determinación, mientras que en la cuarta misión de vuelo para la estimación del número de plantas realizada a los 47 DDT se registró una disminución de 2.5% en la Ps.

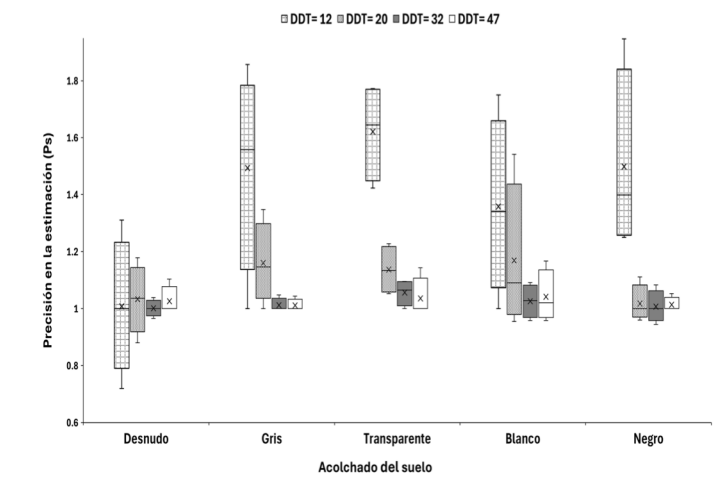


Figura 2. Distribución de la precisión de estimación (Ps) obtenida en los acolchados plásticos a diferentes días después del trasplante (DDT).

Fuente: Elaboración propia.

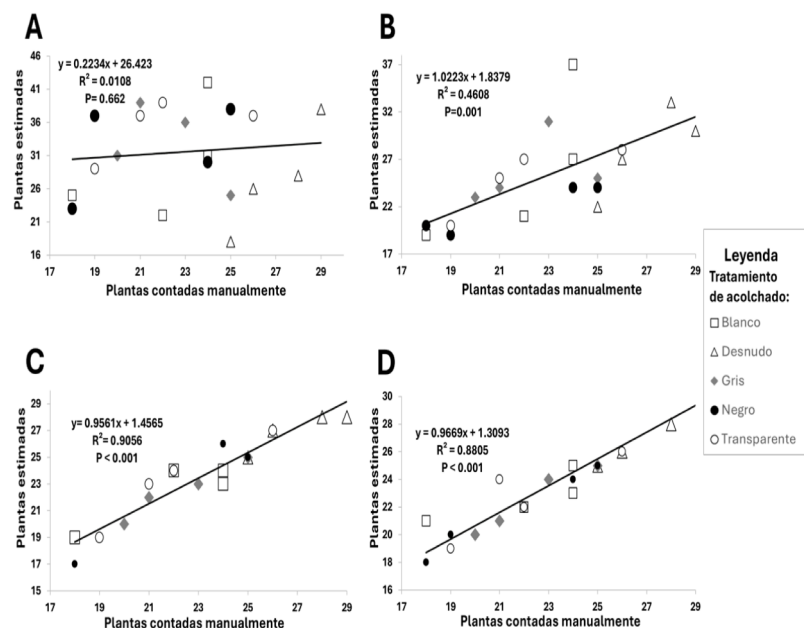


Figura 3. Regresión lineal de la estimación de plantas a diferentes días después del trasplante (DDT): DDT = 12 (A); DDT = 20 (B); DDT = 32 (C); DDT = 47 (D).

Fuente: Elaboración propia.

Al realizar el ANOVA se identificaron diferencias en las estimaciones del número de plantas realizadas a partir de los 20 DDT (Tabla 2). Los tratamientos de acolchado plástico blanco y suelo desnudo no presentaron diferencias significativas en la evolución de la Ps en función de la fecha de estimación del número de plantas mediante IA. Sin embargo, como se muestra en la Figura 2, la estimación del número de plantas en suelo desnudo arroja precisiones cercanas a 1.0, contrastando con la Ps obtenida en el acolchado de plástico blanco que presenta mayor rango de dispersión. Por tanto, la Ps en suelo desnudo es de mayor calidad que en plástico blanco. Los acolchados con plástico transparente, negro y gris presentaron diferencias significativas en la Ps obtenida durante los 20, 32 y 47 DDT, por lo que en estos acolchados la Ps se encuentra condicionada con el momento de la obtención del ortomosaico.

Tabla 2. ANOVA de un factor por cada tratamiento a través del tiempo.

Tratamiento	ANOVA (p)	Ps DDT = 12	Ps DDT = 20	Ps DDT = 32	Ps DDT = 47
Suelo desnudo	0.986	1.008 ^A	1.033 ^A	1.001 ^A	1.026 ^A
Acolchado con plástico gris	0.013	1.493 ^A	1.160 ^{AB}	1.012 ^B	1.011 ^B
Acolchado con plástico transparente	< 0.001	1.621 ^A	1.137 ^B	1.056 ^B	1.036 ^B
Acolchado con plástico blanco	0.145	1.358 ^A	1.169 ^A	1.026 ^A	1.042 ^A
Acolchado con plástico negro	0.003	1.499 ^A	1.018 ^B	1.007 ^B	1.013 ^B

Nota. Letras distintas entre filas indican diferencias significativas de precisión en la estimación (Ps) realizada a los diferentes días después del trasplante (DDT) para cada acolchado plástico del suelo. (Ps = 1.0 → mejor Ps), ($\alpha = 0.05$). (factor: DDT, post-hoc Tukey ≥ 0.05).

Fuente: Elaboración propia.

El análisis de efectos entre-sujetos, presentado en la Tabla 3, indica que efecto del tiempo (DDT) en la precisión de estimación del número de plantas es estadísticamente significativo y de magnitud grande. En contraste, los acolchados del suelo evaluados de forma aislada no presentaron diferencias entre tratamientos; no obstante, la interacción entre los DDT y el tipo de acolchado del suelo sí presentaron diferencias significativas.

Tabla 3. Pruebas de efectos entre-sujetos.

Origen	F	p	η^2_p
DDT	11.652	0.001	0.744
Acolchado plástico del suelo	1.583	0.242	0.345
DDT x acolchado plástico del suelo	1.932	0.048	0.279

Nota. F = estadístico F de Fisher; Valores de p reportados con tres decimales; η^2_p = eta cuadrado parcial, tamaño de efecto (≈ 0.01 pequeño 0.06 mediano, ≥ 0.14 grande).

Fuente: Elaboración propia.

Discusión

De forma independiente, el color de acolchado no influyó de forma significativa en la Ps de plantas; sin embargo, la interacción factorial del tipo de acolchado con los DDT presentó diferencias significativas para la determinación de la Ps. De acuerdo con Aziz *et al.* (2023), la presencia de sombras, malezas y películas de polvo sobre los acolchados plásticos representa una fuente de error en la determinación del umbral para la detección de objetos. Al respecto, Du *et al.* (2024) reportan la necesidad de entrenar modelos para la detección de acolchados plásticos con un mayor número de muestras en condiciones diferenciadas de iluminación, clima y reflectancia del suelo.

La mayor Ps de plantas mediante IA se obtuvo en las misiones de vuelo realizadas a los 32 y 47 DDT, lo cual puede asociarse al aumento de la cobertura foliar, el cual se encuentra estrechamente relacionado con el crecimiento y desarrollo que la planta realiza una vez trasplantada (Wu *et al.*, 2024). De acuerdo con García-Martínez *et al.* (2020), el aumento de la cobertura foliar mejora la precisión en la detección de plantas debido a que tienen mayor superficie de exposición, aunque al incrementar la cobertura foliar y al existir superposición entre plantas la calidad en la Ps disminuye, lo que fue observado durante la detección de plantas en la última misión de vuelo (Yuan *et al.*, 2024). Según Lee *et al.* (2023), en la etapa más temprana del establecimiento del cultivo, la detección individual de plantas es afectada por la escasa cobertura foliar, por lo que la presente investigación contribuye a delimitar la ventana temporal de oportunidad para realizar el conteo remoto de plantas de repollo.

Conclusiones

Los distintos acolchados plásticos no representaron influencia significativa en la Ps sobre el conteo de plantas de repollo usando IA en ortomosaicos. La Ps resultó altamente sensible a los DDT transcurridos al momento en que fueron realizadas las misiones de vuelo para la captura de las imágenes aéreas en la obtención de ortomosaicos. Sin embargo, la interacción de ambos factores condicionó la Ps en los acolchados con plástico transparente, negro y gris. La mayor Ps se presentó a los 32 DDT, con una tendencia a la baja de Ps al transcurrir los DDT.

Agradecimientos

A la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI). Asimismo, a la Universidad Autónoma de Sinaloa y su programa de Doctorado en Ciencias Agropecuarias. Agradecimiento a la Universidad Autónoma de Baja California y al Instituto de Ciencias Agrícolas por su apoyo para el desarrollo de la investigación.

Conflicto de interés

Los autores declaran que no existen conflictos de interés.

Referencias

- Adilov, M. M., Rustamov, B. A., Amanova, M. E., & Rustamov, A. S. (2021). Planting dates and seedling age of red cabbage during the spring season in Uzbekistan. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 939(1), 012035. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/939/1/012035>
- Agremo. (s. f.a). *Agremo Analyses - Plant Count & Health Monitoring*. <https://www.agremo.com/documentation/agremo-analyses/>
- Agremo. (s. f.b). *Crop Monitoring & Field Analytics Platform*. <https://www.agremo.com/>
- Agremo. (s. f.c). *Field Trials Comprehensive User Guide*. <https://www.agremo.com/documentation/field-trials-comprehensive-user-guide/>
- Alcaras, E., Parente, C., & Vallario, A. (2020). The importance of the coordinate transformation process in using heterogeneous data in coastal and marine geographic information system. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(9), 708. <https://doi.org/10.3390/jmse8090708>
- Awasthi, R., Bhandari, K., & Nayyar, H. (2015). Temperature stress and redox homeostasis in agricultural crops. *Frontiers in Environmental Science*, 3. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2015.00011>
- Aziz, A., Arkeman, Y., Kusuma, W. A., Kurniawan, F., Prabowo, G. S., Wirawan, A., Pandjaitan, L., Wardana, T. K., Firmansyah, Y., & Trisasongko, B. H. (2023). Identification of holes in plastic mulch based on UAV multispectral image using template matching algorithm. *AIP Conference Proceedings*, 2941(1). <https://doi.org/10.1063/5.0181351>
- Banerjee, B. P., Sharma, V., Spangenberg, G., & Kant, S. (2021). Machine learning regression analysis for estimation of crop emergence using multispectral UAV imagery. *Remote Sensing*, 13(15), 2918. <https://doi.org/10.3390/rs13152918>
- Camargo-Bravo, A., & García-Cueto, R. O. (2012). Evaluación de dos modelos de reducción de escala en la generación de escenarios de cambio climático en el valle de Mexicali en México. *Información Tecnológica*, 23(3), 11-20. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642012000300003>
- Che, Y., Wang, Q., Zhou, L., Wang, X., Li, B., & Ma, Y. (2022). The effect of growth stage and plant counting accuracy of maize inbred lines on LAI and biomass prediction. *Precision Agriculture*, 23, 2159-2185. <https://doi.org/10.1007/s11119-022-09915-1>
- DJI. (2019). *P4 Multispectral*. <https://www.dji.com/mx/p4-multispectral>
- Dobosz, B., Gozdowski, D., Koronczok, J., Żukovskis, J., & Wójcik-Gront, E. (2023). Evaluation of maize crop damage using UAV-Based RGB and multispectral imagery. *Agriculture*, 13(8), 1627. <https://doi.org/10.3390/agriculture13081627>
- Du, X., Huang, D., Dai, L., & Du, X. (2024). Recognition of plastic film in terrain-fragmented areas based on drone visible light images. *Agriculture*, 14(5), 736. <https://doi.org/10.3390/agriculture14050736>
- Escobosa-García, I., Vázquez-Medina, M., Samaniego-Gámez, B., Valle-Gough, R., Vázquez-Angulo, J., & Núñez-Ramírez, F. (2022). Effect of mulching on cabbage grown in the Mexicali Valley. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, (28), 197-206. <https://doi.org/10.29312/remexca.v13i28.3275>

- Feng, A., Zhou, J., Vories, E., & Sudduth, K. A. (2020). Evaluation of cotton emergence using UAV-Based Narrow-Band spectral imagery with customized image alignment and stitching algorithms. *Remote Sensing*, 12(11), 1764. <https://doi.org/10.3390/rs12111764>
- García-Martínez, H., Flores-Magdaleno, H., Khalil-Gardezi, A., Ascencio-Hernández, R., Tijerina-Chávez, L., Vázquez-Peña, M., & Mancilla-Villa, O. R. (2020). Digital count of corn plants using images taken by unmanned aerial vehicles and cross correlation of templates. *Agronomy*, 10(4), 469. <https://doi.org/10.3390/agronomy10040469>
- Hassan, M. M., & Pailan, E. (2025). Study on effect of spacing and nutrient management in cabbage cultivation in medium land situation of east Medinipur. *Indian Journal of Agricultural Research*, 59(2), 285-289. <https://doi.org/10.18805/ijare.a-5956>
- Ibrahim, E., & Gobin, A. (2025). Noncloud contaminants in agricultural soil monitoring: quantifying spectral distortions from plastic covers, pylons, and aircraft overpasses. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 18, 15876-15886. <https://doi.org/10.1109/jstars.2025.3581045>
- Isaq, M., Shivaleela, Prabhuraj, A., Arunkumar, H., & Pampanna, Y. (2023). Seasonal incidence of major insect pests of cabbage (*Brassica oleracea* var. *capitata*) at Raichur. *The Pharma Innovation Journal*, 12(5), 1155-1159. <https://www.thepharmajournal.com/archives/2023/vol12issue5/parto/12-5-201-726.pdf>
- Karmakar, P., Teng, S. W., Murshed, M., Pang, S., Li, Y., & Lin, H. (2024). Crop monitoring by multimodal remote sensing: a review. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 33, 101093. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101093>
- Khanal, S., Kushal, K. C., Fulton, J. P., Shearer, S., & Ozkan, E. (2020). Remote sensing in agriculture-accomplishments, limitations, and opportunities. *Remote Sensing*, 12(22), 1-29. <https://doi.org/10.3390/rs12223783>
- Lee, C. J., Yang, M. D., Tseng, H. H., Hsu, Y. C., Sung, Y., & Chen, W. L. (2023). Single-plant broccoli growth monitoring using deep learning with UAV imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 207, 107739. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107739>
- Li, J., Li, Y., Qiao, J., Li, L., Wang, X., Yao, J., & Liao, G. (2023). Automatic counting of rapeseed inflorescences using deep learning method and UAV RGB imagery. *Frontiers in Plant Science*, 14. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1101143>
- Lu, D., Ye, J., Wang, Y., & Yu, Z. (2023). Plant detection and counting: enhancing precision agriculture in UAV and general scenes. *IEEE Access*, 11, 116196-116205. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3325747>
- Lüling, N., Reiser, D., Straub, J., Stana, A., & Griepentrog, H. W. (2023). Fruit volume and leaf-area determination of cabbage by a neural-network-based instance segmentation for different growth stages. *Sensors*, 23(1), 129. <https://doi.org/10.3390/s23010129>
- Mabry, M. E., Turner, S. D., Gallagher, E. Y., McAlvay, A. C., An, H., Edger, P. P., Moore, J. D., Pink, D. A. C., Teakle, G. R., Stevens, C. J., Barker, G., Labate, J., Fuller, D. Q., Allaby, R. G., Beissinger, T., Decker, J. E., Gore, M. A., & Pires, J. C. (2021). The evolutionary history of wild, domesticated, and feral *Brassica oleracea* (Brassicaceae). *Molecular Biology and Evolution*, 38(10), 4419-4434. <https://doi.org/10.1093/molbev/msab183>
- Ngosong, N. T., Boamah, E. D., Fening, K. O., Kotey, D. A., & Afreh-Nuamah, K. (2021). The efficacy of two bio-rational pesticides on insect pests complex of two varieties of white cabbage (*Brassica oleracea* var. *capitata* L.) in the coastal savanna region of Ghana. *Phytoparasitica*, 49, 397-406. <https://doi.org/10.1007/s12600-020-00859-8>
- Okasha, A. M., Abdelkhalik, E. T., & Zayton, A. M. (2025). Impact of irrigation water quality, frequency, and technique on cabbage yield, water productivity, and soil properties in clay soil. *Egyptian Journal of Soil Science*, 65, 961-978. <https://doi.org/10.21608/ejss.2025.365220.2037>
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). (2015). *Base referencial mundial del recurso suelo 2014, Actualización 2015. Sistema internacional de clasificación de suelos para la nomenclatura de suelos y la creación de leyendas de mapas de suelos. Informes sobre recursos mundiales de suelos* 106. <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/dea292cb-370d-46c7-a44d-59a617953c3b/content>

- Pathak, H., Igathinathane, C., Zhang, Z., Archer, D., & Hendrickson, J. (2022). A review of unmanned aerial vehicle-based methods for plant stand count evaluation in row crops. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198, 107064. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107064>
- Pix4D. (2024). *PIX4Dfields*. <https://www.pix4d.com/es/producto/pix4dfields/>
- Qgis. (2023). *QGIS*. <https://download.qgis.org/downloads/>
- Rivera, F., & Morán, J. C. (2024). Estrategia de manejo de *Brassica oleracea* L var *Capitata*, empleando buenas prácticas agrícolas. *Jinotega, Nicaragua. Biotecnia*, 26, 472-477. <https://doi.org/10.18633/biotecnia.v26.2327>
- SOUTH. (2024). [Galaxy G7]. Guangzhou SOUTH Surveying & Mapping Technology Co., Ltd. https://www.southinstrument.com/product/details/pro_tid/3/id/210.html
- Valente, J., Sari, B., Kooistra, L., Kramer, H., & Múcher, S. (2020). Automated crop plant counting from very high-resolution aerial imagery. *Precision Agriculture*, 21, 1366-1384. <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09725-3>
- Vong, C. N., Conway, L. S., Feng, A., Zhou, J., Kitchen, N. R., & Sudduth, K. A. (2022). Corn emergence uniformity estimation and mapping using UAV imagery and deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 198, 107008. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107008>
- Wang, H., Huang, G., & Zhang, X. (2025). Analysis and properties of polysaccharides extracted from *Brassica oleracea* L. var. *capitata* L. by hot water extraction/ultrasonic-synergistic enzymatic method. *Ultrasonics Sonochemistry*, 114, 107244. <https://doi.org/10.1016/j.ultsonch.2025.107244>
- Wu, B., Zhang, M., Zeng, H., Tian, F., Potgieter, A. B., Qin, X., Yan, N., Chang, S., Zhao, Y., Dong, Q., Boken, V., Plotnikov, D., Guo, H., Wu, F., Zhao, H., Deronde, B., Tits, L., & Loupian, E. (2023). Challenges and opportunities in remote sensing-based crop monitoring: a review. *National Science Review*, 10(4), nwac290. <https://doi.org/10.1093/nsr/nwac290>
- Wu, W., Chen, L., Liang, R., Huang, S., Li, X., Huang, B., Luo, H., Zhang, M., Wang, X., & Zhu, H. (2024). The role of light in regulating plant growth, development and sugar metabolism: a review. *Frontiers in Plant Science*, 15. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1507628>
- Yuan, J., Li, X., Zhou, M., Zheng, H., Liu, Z., Liu, Y., Wen, M., Cheng, T., Cao, W., Zhu, Y., & Yao, X. (2024). Rapidly count crop seedling emergence based on waveform Method (WM) using drone imagery at the early stage. *Computers and Electronics in Agriculture*, 220, 108867. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108867>
- Zahtila, M., & Knura, M. (2022). Visualizing point density on geometry objects: application in an urban area using social media VGI. *Journal of Cartography and Geographic Information*, 72, 187-200. <https://doi.org/10.1007/s42489-022-00113-7>