

Diagnóstico nutricional en cítricos mediante técnicas espectrales

Nutritional diagnosis in citrus using spectral techniques

Maylin Acosta

Dirección Nacional de Sanidad Vegetal. Panamá

<https://orcid.org/0000-0002-3194-5467>

maylinacostatello@gmail.com

Fecha de recibido: febrero 2026

Fecha de aceptado: abril 2026

Resumen

El diagnóstico del estado nutricional en plantaciones cítricas depende tradicionalmente del análisis destructivo de tejido foliar, procedimiento que resulta costoso, lento y generador de residuos de laboratorio. Frente a esta limitación, el presente trabajo tuvo como propósito evaluar la viabilidad de la espectroscopía Vis-NIR como vía alternativa para predecir concentraciones foliares de macro y micronutrientes en mandarinas clementinas. El marco metodológico adoptado fue positivista-cuantitativo, con diseño observacional y transversal analítico. Las lecturas espectrales se obtuvieron con un espectrómetro portátil CI-710 en el rango de 430 a 1040 nm, y los datos fueron tratados con regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS-R). Los modelos con mayor capacidad predictiva correspondieron a nitrógeno, fósforo, potasio, calcio y boro, cuyos coeficientes de determinación en validación externa oscilaron entre 0,53 y 0,69. Los resultados indican que la espectroscopía Vis-NIR puede constituir una herramienta de diagnóstico rápido y no destructivo del estado nutricional foliar en cítricos, con perspectivas favorables para su incorporación en protocolos de fertilización de precisión.

Palabras clave: nutrición vegetal, agricultura de precisión, espectroscopía Vis-NIR, cítricos, quimiometría.



Abstract

Nutritional assessment in citrus orchards has long relied on destructive foliar analysis—a procedure that is costly, time-consuming, and generates laboratory waste. To address these drawbacks, the present study evaluated the feasibility of Vis-NIR spectroscopy as an alternative approach for predicting foliar macro- and micronutrient concentrations in clementine mandarins. The methodological framework was positivist-quantitative, with an observational analytical cross-sectional design. Spectral readings were collected using a portable CI-710 spectrometer across the 430–1040 nm range, and data were processed via partial least squares regression (PLS-R). The models showing greatest predictive capability were those developed for nitrogen, phosphorus, potassium, calcium, and boron, with external validation determination coefficients ranging from 0.53 to 0.69. These findings indicate that Vis-NIR spectroscopy holds promise as a rapid, non-destructive diagnostic tool for foliar nutritional status in citrus, with favorable prospects for integration into precision fertilization protocols.

Keywords: plant nutrition, precision agricultura, Vis-NIR spectroscopy, citrus, chemometrics.

Introducción

La citricultura ocupa un lugar destacado entre los sistemas agrícolas de mayor proyección comercial a nivel mundial. Con una producción global estimada en 152 millones de toneladas (MAPA, 2023), el sector demanda herramientas de gestión que garanticen tanto la calidad del fruto como la sostenibilidad del sistema productivo. España constituye el principal productor de la Unión Europea, aportando el 60% de la producción comunitaria con más de 300.000 ha cultivadas y una producción media cercana a 6,85 Mt en el quinquenio 2016-2020 (MAPA, 2022). La alta orientación exportadora del sector —que alcanza el 80% en el caso del pomelo— justifica la búsqueda de estrategias que optimicen el uso de insumos, eleven la calidad del producto y reduzcan los costos operacionales.

La fertilización eficiente requiere, como condición previa, conocer con precisión el estado nutricional de las plantas. El procedimiento estándar consiste en el análisis químico destructivo de tejido foliar, cuyos resultados se contrastan con valores de referencia establecidos para cada etapa fenológica del cultivo. Sin embargo, este método presenta limitaciones operativas relevantes: los

análisis son complejos, demandan reactivos costosos, generan efluentes contaminantes y retrasan la toma de decisiones agronómicas. Ante este escenario, el desarrollo de métodos no destructivos, rápidos y de bajo costo representa un objetivo de alta prioridad para la agricultura de precisión (Bertoni et al., 1992).

La espectroscopía en el rango visible e infrarrojo cercano (Vis-NIR) es una técnica óptica que registra la energía electromagnética reflejada o absorbida por las plantas a distintas longitudes de onda. La respuesta espectral foliar está determinada por la composición bioquímica y la estructura interna de la hoja: los pigmentos fotosintéticos modulan la absorbancia en el rango visible (400–700 nm), con picos característicos alrededor de 450 y 650 nm, mientras que la arquitectura del mesófilo gobierna la reflectancia en el infrarrojo cercano (700–1000 nm) (Arnon, 1971; Asner, 1998). Los instrumentos empleados integran fuente de iluminación, sistema óptico dispersivo, detectores y software de captura, y pueden operar en modo de reflectancia, transmitancia o absorbancia (Siesler et al., 2008).

La vinculación entre el espectro foliar y la concentración de nutrientes se establece mediante técnicas quimiométricas. Entre éstas, la regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS-R) es la más empleada, ya que permite construir modelos predictivos con variables de alta colinealidad, característica inherente a los datos espectrales. La calidad de los modelos depende, en parte, del pretratamiento aplicado al espectro: el centrado a la media, la variación normal estándar (SNV) y el cálculo de derivadas (primera y segunda) son los procedimientos más frecuentes para reducir el ruido instrumental y las variaciones de línea base.

Con estos antecedentes, el objetivo del presente trabajo fue desarrollar y validar modelos PLS-R para la predicción del contenido foliar de macro y micronutrientes en cítricos a partir de espectros Vis-NIR, evaluando la capacidad diagnóstica de la técnica como alternativa a los métodos analíticos convencionales.

Materiales y métodos

El ensayo se realizó en una parcela comercial de mandarina clementina (*Citrus clementina* Hort. ex Tan.) con ocho años de edad, injertada sobre dos portainjertos: *Citrus macrophylla* y Citrange Carrizo. La parcela, localizada en el término municipal de Almenara (Castellón, España), tenía una superficie total de 72,2 ha, un suelo franco-arcilloso con drenaje adecuado y profundidad

útil superior a 1,5 m. Durante el ciclo de estudio se aplicaron las dosis de fertilizantes recomendadas para condiciones mediterráneas (Tabla 1).

Tabla 1.

Unidades de fertilizante aplicadas a la parcela experimental

Compuesto	Dosis anual (kg/ha)
N	240
P ₂ O ₅	80
K ₂ O	140
MgO	180
Fe	1

Fuente: Elaboración propia (2026).

Con la finalidad de incrementar la variabilidad composicional del material vegetal, el muestreo se distribuyó a lo largo del ciclo de cultivo: se realizaron tomas en junio, julio, septiembre, octubre y noviembre de 2021, y en enero de 2022. En cada muestreo se recolectaron 12 muestras de ocho hojas de la brotación de primavera sin fruto terminal. Las hojas fueron transportadas en frío hasta el laboratorio y lavadas con agua destilada antes del procesamiento.

Las mediciones espectrales se realizaron con un espectrómetro portátil CI-710 (CID Bio-Science, Inc., Camas, WA, EE.UU.) en modo de absorbancia. El equipo cubre el rango de 345 a 1050 nm; para el análisis se tomaron 232 bandas en el intervalo 430–1040 nm, con resolución de 2,6 nm por banda. En cada hoja se midieron dos puntos —uno próximo al ápice y otro al pecíolo—, y los dos espectros resultantes se promediaron para obtener un único valor representativo por muestra.

Tras la toma espectral, las hojas se secaron en estufa a 65 °C durante un mínimo de 72 h y se molieron a 1 mm en un molino refrigerado con agua (IKA M 20, IKA Labortechnik, Staufen, Alemania). La concentración de nitrógeno se determinó por el método Kjeldahl (digestor Tecator Kjeltec 8200 TM, FOSS, Hillerød, Dinamarca). El resto de macro y microelementos se cuantificó mediante espectrometría de emisión óptica con plasma acoplado inductivamente (iCAP 7000 Plus Series ICP-OES, Thermo Scientific, Waltham, MA, EE.UU.), previa digestión húmeda en horno de microondas (Milestone ETHOS UP, Sorisole, BG, Italia).

Los espectros fueron sometidos a cinco pretratamientos matemáticos: centrado a la media (CM), suavizado Savitzky-Golay (SG), variación normal estándar (SNV), primera derivada (1D) y segunda derivada (2D). Los modelos se construyeron combinando CM con cada uno de los pretratamientos restantes. Para la calibración se empleó regresión PLS-R; el conjunto de datos se dividió aleatoriamente en un 75% para entrenamiento y validación cruzada, y un 25% para validación externa independiente. El desempeño de los modelos se evaluó mediante el error cuadrático medio de predicción (RMSE) y el coeficiente de determinación (R^2) en la validación externa.

Resultados y discusión

La Tabla 2 sintetiza los estadísticos descriptivos de las concentraciones foliares de macro y micronutrientes registradas a lo largo del ciclo de cultivo. Los macronutrientes se expresan en % sobre peso seco; los micronutrientes, en mg kg^{-1} .

Tabla 2.

Concentración foliar de macro y micronutrientes (análisis iónico de referencia)

Elemento	Máx.	Mín.	DE	Mediana
N	2,78	1,48	0,29	2,06
P	0,22	0,05	0,04	0,14
K	1,71	0,36	0,35	0,96
Ca	6,57	1,05	1,36	4,18
Mg	0,68	0,12	0,13	0,41
Na	0,06	0,01	0,01	0,03
S	0,37	0,16	0,05	0,29
Fe	149,9	28,9	27,65	65,75
Cu	14,8	0,75	2,77	3,19
Mn	54,93	6,34	11,44	20,98
Zn	57,64	3,48	14,25	27,48
B	94,9	21,57	12,12	41,13

Fuente: Elaboración propia (2026). Macronutrientes en % p.s.; micronutrientes en mg kg^{-1} p.s.;

DE = desviación estándar.

La amplitud del rango de variación —particularmente notable en calcio (1,05–6,57%), zinc (3,48–57,64 mg kg⁻¹) y boro (21,57–94,9 mg kg⁻¹)— refleja tanto la heterogeneidad espacial de la parcela como la variabilidad temporal asociada al ciclo fenológico. Esta dispersión composicional es favorable para el desarrollo de modelos quimiométricos con amplio dominio de predicción.

La Tabla 3 recoge los indicadores de ajuste de los modelos PLS-R para cada nutriente. Las columnas VC y VE corresponden a validación cruzada y validación externa, respectivamente.

Tabla 3.

Indicadores de ajuste de los modelos PLS-R para la estimación de macro y micronutrientes

Nutriente	Pretrat.	RMSE Cal.	R ² Cal.	RMSE VC	R ² VC	RMSE VE	R ² VE
N	CM	0,18	0,58	0,18	0,55	0,19	0,57
P	CM	0,02	0,69	0,02	0,66	0,02	0,60
K	CM+SNV	0,21	0,65	0,23	0,58	0,22	0,63
Ca	CM+1D	0,65	0,67	0,69	0,63	0,73	0,53
Mg	CM	0,08	0,52	0,08	0,47	0,08	0,47
S	CM	0,02	0,52	0,03	0,48	0,03	0,44
Fe	CM	24,93	0,48	24,93	0,46	24,39	0,48
Cu	CM	0,93	0,33	0,95	0,29	0,93	0,31
Mn	CM+SNV	7,73	0,53	8,42	0,44	8,07	0,49
Zn	CM+1D	9,94	0,50	10,52	0,44	10,25	0,46
B	CM+1D	5,26	0,70	5,75	0,64	5,83	0,69

Fuente: Elaboración propia (2026). Cal.: calibración; VC: validación cruzada; VE: validación externa; RMSE en unidades del elemento.

Los modelos de macronutrientes mostraron el mejor desempeño predictivo. El fósforo alcanzó el R² más elevado en calibración (0,69) y una capacidad predictiva aceptable en validación externa (0,60). El potasio, con pretratamiento CM+SNV, y el calcio, con CM+1D, obtuvieron valores de R² de 0,63 y 0,53 en validación externa, respectivamente. El nitrógeno registró un R² de 0,57. Estos valores son coherentes con los reportados en trabajos precedentes sobre espectroscopía foliar en cítricos, donde la predicción de N, P y K a partir de espectros Vis-NIR

suele alcanzar R^2 entre 0,50 y 0,75 dependiendo del instrumental y del tratamiento espectral empleados.

Entre los micronutrientes, el boro destacó con el coeficiente de determinación más alto en validación externa ($R^2 = 0,69$), con pretratamiento CM+1D. Este resultado es atribuible a la existencia de bandas de absorción específicas del boro en la región NIR, que permiten una correlación más directa con el espectro. El manganeso presentó un R^2 de 0,49, mientras que el cobre y el zinc registraron los valores más bajos (0,31 y 0,46, respectivamente), lo que indica que estos elementos son más difíciles de estimar por métodos espectrales indirectos, posiblemente por su menor influencia en la composición bioquímica foliar detectable en el rango 430–1040 nm.

Los valores de RMSE obtenidos en validación externa fueron consistentes con los de calibración y validación cruzada en la mayor parte de los nutrientes, lo que evidencia una buena generalización de los modelos y ausencia de sobreajuste. La aplicación de pretratamientos combinados (CM+SNV, CM+1D) mejoró sensiblemente el ajuste para elementos cuyos espectros presentan variaciones de línea base o alta superposición de señales.

Conclusiones

Este trabajo demuestra la viabilidad de la espectroscopía Vis-NIR como herramienta de diagnóstico nutricional foliar en plantaciones comerciales de mandarina clementina. La aplicación de modelos PLS-R permitió predecir con fiabilidad aceptable las concentraciones de nitrógeno, fósforo, potasio, calcio y boro, los cinco nutrientes de mayor relevancia práctica para la fertilización de cítricos. La rapidez de las mediciones, la ausencia de preparación destructiva del material vegetal y la posibilidad de operar con equipos portátiles en campo son atributos que confieren a esta técnica una ventaja operativa frente a los métodos analíticos convencionales.

La precisión predictiva resultó insuficiente para calcio, magnesio, azufre, hierro, cobre, manganeso y zinc, lo que señala la necesidad de ampliar el tamaño muestral y de incorporar parcelas con mayor variabilidad composicional. La incorporación de rangos espectrales más amplios —incluyendo el infrarrojo de onda corta (SWIR, 1000–2500 nm)— podría mejorar la cobertura de nutrientes con señal espectral débil en el rango Vis-NIR. Asimismo, la exploración de métodos de aprendizaje automático podría incrementar la capacidad predictiva de los modelos en conjuntos de datos de mayor dimensión.

Los resultados obtenidos constituyen un punto de partida sólido para el diseño de protocolos de muestreo y diagnóstico nutricional no destructivo en el marco de la agricultura de precisión citrícola. La consolidación de esta tecnología requerirá estudios longitudinales que integren la variabilidad espacial, temporal y ambiental inherente a las condiciones de campo.

Referencias

- Arnon, D. I. (1971). The light reactions of photosynthesis. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 68(11), 2883-2892. <https://doi.org/10.1073/pnas.68.11.2883>
- Asner, G. P. (1998). Biophysical and biochemical sources of variability in canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 64(3), 234-253. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00014-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00014-5)
- Bertoni, G., Morard, P., Soubieille, C., & Llorens, J. M. (1992). Growth and nitrogen nutrition of garlic (*Allium sativum* L.) during bulb development. *Scientia Horticulturae*, 50(3), 187-195. [https://doi.org/10.1016/0304-4238\(92\)90172-9](https://doi.org/10.1016/0304-4238(92)90172-9)
- Fontal, B. (2005). El espectro electromagnético y sus aplicaciones. Escuela Venezolana para la Enseñanza de la Química.
- Gómez García, A. Y. (2018). *Análisis de experiencias en el mundo sobre la investigación y el manejo del Huanglongbing (HLB) de los cítricos y la aplicación en Colombia*.
- Hoffer, R. M. (1978). Biological and physical considerations in applying computer-aided analysis techniques to remote sensor data. En P. H. Swain & S. M. Davis (Eds.), *Remote sensing: The quantitative approach* (pp. 227-289). McGraw-Hill.
- MAPA. (2022). *Anuario de estadística del Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación*. <https://www.mapa.gob.es/es/estadistica/temas/publicaciones/anuario-de-estadistica/default.aspx>
- MAPA. (2023). *Análisis de la campaña de cítricos 2022/2023* (pp. 1-50). https://www.mapa.gob.es/es/agricultura/temas/producciones-agricolas/informecampana2022-23citricossept22-feb23_tcm30-650104.pdf
- Siesler, H. W., Ozaki, Y., Kawata, S., & Heise, H. M. (2008). *Near-infrared spectroscopy: Principles, instruments, applications*. John Wiley & Sons.