

Cruzado-Campos, E.; Coronado-Campos, J.; Arizo-García, P.; Castiñeira-Ibáñez, S.; Tarrazó-Serrano, D.; Ricarte, B.; de la Rubia, P.; Caballero-Molada, M.; Rubio, C.; San Bautista, A. Validación agronómica de la aplicación variable de nitrógeno y semilla en trigo mediante zonificación por Clustering

# Validación agronómica de la aplicación variable de nitrógeno y semilla en trigo mediante zonificación por Clustering

**Cruzado-Campos, Enric**<sup>1</sup> **Coronado-Campos, Javier**<sup>1</sup> **Arizo-García, Patricia**<sup>1,2</sup>  
**Castiñeira-Ibáñez, Sergio**<sup>2</sup> **Tarrazó-Serrano, Daniel**<sup>2</sup> **Ricarte, Beatriz**<sup>3</sup> **de la Rubia, Pablo**<sup>4</sup>  
**Caballero-Molada, Marcos**<sup>4</sup> **Rubio, Constanza**<sup>2</sup> **San Bautista, Alberto**<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Centro de Investigación del Regadío y Agrosistemas Mediterráneos, Universitat Politècnica de València, València 46022, España.

<sup>2</sup> Centro de Tecnologías Físicas, Universitat Politècnica de València, València 46022, España.

<sup>3</sup> Instituto Universitario de Investigación de Matemática Multidisciplinar, Universitat Politècnica de València, Camí de Vera s/n, 46022 València, España.

<sup>4</sup> Fertinagro Biotech, Teruel 44002, España.

**ORCID:** Cruzado-Campos 0009-0004-5761-8685 Coronado-Campos 0009-0006-0374-3792 Arizo-García 0000-0002-6725-9098 Castiñeira-Ibáñez 0000-0001-6414-3906 Tarrazó-Serrano 0000-0001-9986-0884 Ricarte 0000-0001-8094-1908 Caballero-Molada 0000-0003-4166-843X Rubio 0000-0002-4395-7473 San Bautista 000-0003-4846-6611

**Correspondencia:** [ecrucam@etsiamn.upv.es](mailto:ecrucam@etsiamn.upv.es) [jacocam@etsiamn.upv.es](mailto:jacocam@etsiamn.upv.es) [patarga1@etsiamn.upv.es](mailto:patarga1@etsiamn.upv.es) [sercasib@fis.upv.es](mailto:sercasib@fis.upv.es)  
[dtarrazo@fis.upv.es](mailto:dtarrazo@fis.upv.es) [bearibe@mat.upv.es](mailto:bearibe@mat.upv.es) [pablo.delarubia@tervalis.com](mailto:pablo.delarubia@tervalis.com) [marcos.caballero@tervalis.com](mailto:marcos.caballero@tervalis.com)  
[crubiom@fis.upv.es](mailto:crubiom@fis.upv.es) [asanbau@prv.upv.es](mailto:asanbau@prv.upv.es)

## RESUMEN

La agricultura de precisión busca optimizar el uso de insumos ajustando las dosis a la variabilidad intra-parcelaria. Sin embargo, la adopción de tecnologías de dosis variable (VRT, Variable Rate Technology) a menudo carece de una validación agronómica posterior que cuantifique su éxito real. Este trabajo evalúa la eficacia de una prescripción VRT de semilla y nitrógeno en una parcela comercial de trigo (*Triticum aestivum*) en Espinosa de Cerrato (Palencia). Se integraron datos masivos de mapas de aplicación (As-Applied), monitor de rendimiento y series temporales de satélite (Sentinel-2). Mediante el uso de algoritmos de aprendizaje no supervisado (K-Means Clustering), se segmentó la parcela en tres zonas de manejo homogéneas para reducir el ruido espacial. Los resultados demuestran una correlación positiva significativa entre las zonas de alto potencial (identificadas mediante NDVI) y el rendimiento final, alcanzando el valor de 0,50 en el momento de mayor desarrollo vegetativo, validando la estrategia de intensificación en dichas áreas. Por el contrario, las zonas de bajo potencial mostraron una respuesta limitada a los insumos, sugiriendo restricciones edáficas estructurales donde la estrategia de ahorro de insumos resulta la más eficiente económica y ambientalmente.





**Palabras clave:** Agricultura de precisión, VRT, K-Means, Sentinel-2, *Triticum aestivum*

Fecha de recepción: 13 febrero 2026 · Fecha de aceptación: 13 febrero 2026

# Validación agronómica de la aplicación variable de nitrógeno y semilla en trigo mediante zonificación por Clustering


Cruzado-Campos, Enric <sup>(1)</sup>, Coronado-Campos, Javier <sup>(1)</sup>, Arizo-García, Patricia <sup>(1,2)</sup>, Castiñeira-Ibáñez, Sergio <sup>(2)</sup>, Tarrazó-Serrano, Daniel <sup>(2)</sup>, Ricarte, Beatriz <sup>(3)</sup>, de la Rubia, Pablo <sup>(4)</sup>, Caballero-Molada, Marcos <sup>(4)</sup>, Rubio, Constanza <sup>(2)</sup>, San Bautista, Alberto <sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup> Centro de Investigación del Regadío y Agrosistemas Mediterráneos, Universitat Politècnica de València, València 46022, España.


 0009-0004-5761-8685, ecrucam@etsiamn.upv.es ;  0009-0006-0374-3792, jacocam@etsiamn.upv.es.  
 0000-0002-6725-9098, patarga1@etsiamn.upv.es ;  0000-0003-4846-6611, asanbau@prv.upv.es.

<sup>(2)</sup> Centro de Tecnologías Físicas, Universitat Politècnica de València, València 46022, España.


 0000-0001-6414-3906, sercasib@fis.upv.es ;  0000-0001-9986-0884, dtarrazo@fis.upv.es.

 0000-0002-4395-7473, crubiom@fis.upv.es.

<sup>(3)</sup> Instituto Universitario de Investigación de Matemática Multidisciplinar, Universitat Politècnica de València València, España.

 0000-0001-8094-1908, bearibe@mat.upv.es.

<sup>(4)</sup> Fertinagro Biotech, Teruel 44002, España.

pablo.delarubia@tervalis.com ;  0000-0003-4166-843X, marcos.caballero@tervalis.com.

**Resumen:** La agricultura de precisión busca optimizar el uso de insumos ajustando las dosis a la variabilidad intra-parcelaria. Sin embargo, la adopción de tecnologías de dosis variable (*VRT*, *Variable Rate Technology*) a menudo carece de una validación agronómica posterior que cuantifique su éxito real. Este trabajo evalúa la eficacia de una prescripción *VRT* de semilla y nitrógeno en una parcela comercial de trigo (*Triticum aestivum*) en Espinosa de Cerrato (Palencia). Se integraron datos masivos de mapas de aplicación (*As-Applied*), monitor de rendimiento y series temporales de satélite (*Sentinel-2*). Mediante el uso de algoritmos de aprendizaje no supervisado (*K-Means Clustering*), se segmentó la parcela en tres zonas de manejo homogéneas para reducir el ruido espacial. Los resultados demuestran una correlación positiva significativa entre las zonas de alto potencial (identificadas mediante *NDVI*) y el rendimiento final, alcanzando el valor de 0,50 en el momento de mayor desarrollo vegetativo, validando la estrategia de intensificación en dichas áreas. Por el contrario, las zonas de bajo potencial mostraron una respuesta limitada a los insumos, sugiriendo restricciones edáficas estructurales donde la estrategia de ahorro de insumos resulta la más eficiente económica y ambientalmente.

**Palabras clave:** Agricultura de precisión, *VRT*, *K-Means*, *Sentinel-2*, *Triticum aestivum*

## ***Agronomic validation of variable nitrogen and seed application in wheat through clustering zoning***

**Abstract:** Precision agriculture aims to optimize input use by adjusting rates to intra-field variability. However, the adoption *VRT* often lacks rigorous ex-post agronomic validation to quantify its actual success. This study evaluates the efficacy of a seed and nitrogen *VRT* prescription in a commercial winter wheat (*Triticum aestivum*) field in Espinosa de Cerrato (Palencia, Spain). Massive data from *As-Applied* maps, yield monitors, and *Sentinel-2* satellite time series were integrated. Using unsupervised machine learning algorithms (*K-Means Clustering*), the field was segmented into three homogeneous management zones to reduce spatial noise. Results demonstrate a significant positive correlation between high-potential zones (identified by *NDVI*) and final yield, validating the intensification strategy in these areas. Conversely, low-potential zones showed limited response to inputs, suggesting structural soil constraints where the input-saving strategy proves to be the most economically and environmentally efficient.

**Keywords:** Precision agriculture, *VRT*, *K-Means*, *Sentinel-2*, *Triticum aestivum*

## 1. INTRODUCCIÓN

El paradigma productivo en la agricultura de secano se enfrenta al doble desafío de garantizar la rentabilidad económica y cumplir con las exigencias de sostenibilidad ambiental, alineadas con los objetivos de reducción de insumos de la estrategia europea 'De la Granja a la Mesa' (European Commission, 2020) y la reciente normativa nacional sobre nutrición sostenible en suelos agrarios (RD 1051/2022). En este contexto, la Gestión Específica del Sitio (SSC, *Site-Specific Management*) se presenta como una estrategia indispensable para racionalizar el uso de insumos, tal y como revisan Mulla (2013) y Diacono *et al.* (2013). Tecnologías como VRT permiten ajustar la densidad de siembra y la fertilización nitrogenada a la variabilidad espacial del terreno, rompiendo con la tradición del manejo uniforme.

Sin embargo, la adopción comercial de la tecnología VRT a menudo adolece de una falta de validación cuantitativa. Resulta crítico discernir si la variabilidad en el rendimiento final es consecuencia directa de la dosis aplicada o si está gobernada por factores estructurales. Para ello, el uso de imágenes satelitales de alta resolución, como las de Sentinel-2, ha demostrado ser eficaz en la monitorización y predicción del rendimiento (Hunt *et al.*, 2019; Segarra *et al.*, 2020).

La validación agronómica tradicional mediante parcelas de control suele ser insuficiente para capturar la heterogeneidad intra-parcelaria compleja. Por ello, el uso de técnicas de Aprendizaje No Supervisado, específicamente el algoritmo *K-Means Clustering*, podría suponer una herramienta útil para la delimitación de zonas de manejo (MZ, *Management Zones*), permitiendo segmentar la parcela en unidades funcionalmente homogéneas basadas en datos multicapa (Hamada *et al.*, 2019).

La contribución fundamental de este trabajo radica en validar agronómicamente la eficacia de una estrategia de prescripción variable de semilla y nitrógeno en trigo de invierno, determinando la eficiencia en el uso de los insumos en zonas de alto potencial y el ahorro en zonas marginales mediante el uso de técnicas de *machine learning* no supervisado.

## 2. MATERIAL Y MÉTODOS

### 2.1. Zona de estudio y adquisición de datos

El ensayo se realizó en una parcela comercial de trigo de invierno (*Triticum aestivum*) situada en el municipio de Espinosa de Cerrato (Palencia). Para el análisis se recopilaron y procesaron tres fuentes de datos espaciales georreferenciados:

- **Variable Dependiente:** Mapa de rendimiento (Cosecha (kg·ha<sup>-1</sup>)) obtenido mediante monitor de cosecha, sometido a un filtrado de errores geométricos y valores atípicos siguiendo la metodología propuesta por Arizo-García *et al.*, 2026.
- **Variables Independientes:** Mapas de aplicación real (*As-Applied*) correspondientes

a la dosis de semilla (kg·ha<sup>-1</sup>) y Fertilización Nitrogenada (kg N·ha<sup>-1</sup>).

- **Covariable Ambiental:** Imágenes satelitales de la constelación Sentinel-2 (Nivel L2A). Se utilizaron imágenes de reflectancia BOA *Bottom-Of-Atmosphere*, las cuales integran corrección atmosférica. Se calculó el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) máximo de la campaña como indicador del desarrollo de biomasa acumulada (Segarra *et al.*, 2020).

### 2.2. Procesamiento estadístico

El análisis de datos se llevó a cabo en entorno Python utilizando las librerías geoespaciales Geopandas y de aprendizaje automático Scikit-Learn. Tras el preprocesamiento el conjunto de datos final estuvo formado por 750 observaciones (píxeles 10x10m).

Se utilizó el algoritmo de agrupamiento no supervisado K-Means Clustering para segmentar la parcela en zonas de manejo homogéneas, el algoritmo se ejecutó aplicando múltiples inicializaciones aleatorias (n\_init = 10). Se seleccionó un número de clústeres k=3, una decisión fundamentada en la operatividad y facilidad de interpretación para el agricultor, permitiendo una clasificación intuitiva y aplicable en zonas de productividad Baja, Media y Alta. Esta segmentación simplifica la gestión de insumos a dosis variable y se alinea con la logística de maquinaria en campo, evitando una fragmentación excesiva que dificultaría el manejo práctico. Finalmente, se calcularon matrices de correlación de Pearson y diagramas de dispersión para identificar los factores influyentes. De manera complementaria, para validar la robustez de la zonificación, se realizó un Análisis de Varianza (ANOVA, p < 0.05) con el objetivo de confirmar estadísticamente la existencia de diferencias significativas entre las medias productivas de cada clúster, garantizando que la división propuesta responde a una variabilidad real y no al azar.

## 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El análisis estadístico preliminar, representado en la matriz de correlación (Fig. 1), reveló dependencia positiva entre el NDVI máximo y el rendimiento final. Esta relación sugiere que el vigor detectado por el satélite es un reflejo fiel del desempeño del cultivo en la cosecha. Esto podría confirmar la utilidad de las imágenes para predecir el potencial productivo desde el inicio, justificando su uso como base principal para definir correctamente las zonas de manejo

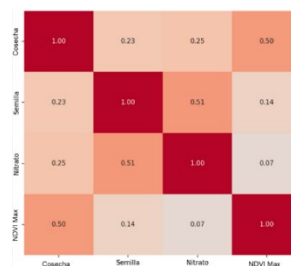


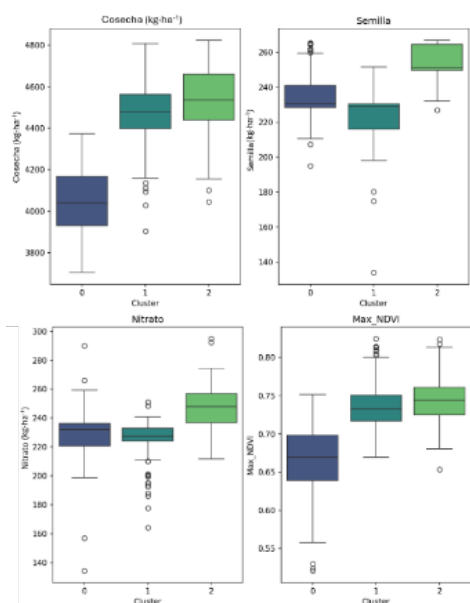
Figura 1. Matriz de correlación de Pearson entre las variables analizadas (Cosecha, Semilla, Nitrato, NDVI Max).

La segmentación mediante el algoritmo K-Means permitió identificar tres zonas con comportamientos agronómicos claramente diferenciados, cuya distinción fue validada estadísticamente mediante el análisis de varianza (ANOVA,  $p < 0.001$ ), tal como se observa en los perfiles de los clústeres (Fig. 2).

El Clúster 0 se identifica como el grupo de menor desempeño productivo. Presenta los valores más bajos de NDVI (mediana  $\approx 0.67$ ), lo que indica una escasa capacidad fotosintética y acumulación de biomasa. Esta deficiencia se relaciona a su vez con un rendimiento significativamente inferior ( $<4100 \text{ kg}\cdot\text{ha}^{-1}$ ) a los demás grupos. A pesar de recibir una cantidad de insumos (semilla y nitrato) comparable al clúster 1, su baja respuesta sugiere que esta zona presenta restricciones edáficas, clasificándose como una zona de bajo potencial donde la eficiencia del insumo es mínima.

El Clúster 1 representa una zona de potencial medio. Pese a niveles de semilla y nitrato similares al clúster 0, presenta un incremento en la cosecha ( $4500 \text{ kg}\cdot\text{ha}^{-1}$ ), además de un vigor vegetativo superior ( $\text{NDVI} = 0.73$ ). Es relevante destacar la presencia de valores atípicos (*outliers*) inferiores en las variables de insumos, lo que sugiere que el clúster integra puntos con aplicaciones reducidas de nitrógeno y semilla, equiparables al Clúster 0. No obstante, presenta un desempeño correcto que justifica mantener una dosis estándar.

El Clúster 2 se presenta como la unidad de gestión de máximo rendimiento, donde existe una sinergia clara entre el potencial y la intensificación del manejo. El clúster presenta valores elevados de NDVI (0.75), similares estadísticamente al clúster 1, pero con densidades de semilla notablemente superiores al resto de los grupos ( $260 \text{ kg}\cdot\text{ha}^{-1}$ ) y aportes superiores de nitrato. Esta combinación resulta en la mayor productividad del clúster ( $>4550 \text{ kg}\cdot\text{ha}^{-1}$  de cosecha). Por tanto, debido a sus características, esta zona presentó una respuesta productiva positiva frente a dosis incrementales de semilla y nitrógeno.



**Figura 2.** Boxplots de las variables agronómicas para cada zona de manejo (Clúster).

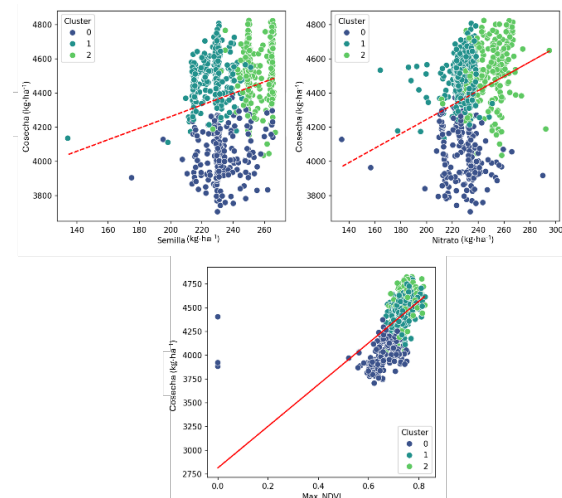
**Tabla 1.** Resultados del Análisis de Varianza (ANOVA) para la validación de la zonificación.

Variable	Clúster 0	Clúster 1	Clúster 2
Rendimiento (kg·ha <sup>-1</sup> )	4045.76 ± 148.76 c	4477.44 ± 131.86 b	4538.50 ± 157.88 a
Nitrato (kg·ha <sup>-1</sup> )	228.79 ± 15.41 b	227.15 ± 9.34 b	247.79 ± 12.55 a
Semilla (kg·ha <sup>-1</sup> )	234.30 ± 12.55 b	226.21 ± 11.64 c	255.04 ± 8.18 a
Vigor (NDVI Máx)	0.66 ± 0.04 c	0.73 ± 0.02 b	0.74 ± 0.02 a

Nota: Letras distintas indican diferencias significativas ( $p < 0.05$ ).

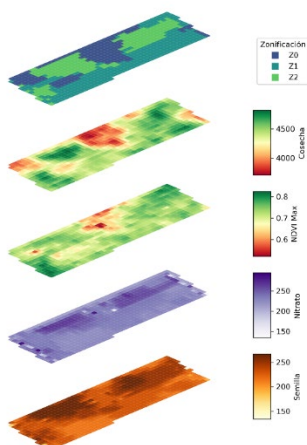
El análisis cuantitativo detallado en la Tabla 1 confirma la existencia de tres poblaciones productivas estadísticamente distintas. Resulta de especial interés la comparación entre el Clúster 0 y el Clúster 1 respecto a la fertilización nitrogenada: ambos recibieron dosis estadísticamente equivalentes (letra 'b' en nitrato), pero el Clúster 1 logró un rendimiento significativamente superior. Este hallazgo podría validar que la baja productividad del Clúster 0 se debió a limitaciones estructurales y no a falta de insumos.

El gráfico de dispersión (Fig. 3) pone de manifiesto dos realidades opuestas fundamentales para validar el sistema. Por un lado, el Clúster 0 se mantiene estancado en niveles bajos de producción, lo que parece confirmar que tiene limitaciones de suelo que no se pueden solucionar con más insumos. Por otro lado, la comparación entre los Clústeres 1 y 2 revela un efecto de saturación: aunque la Zona de Alto Potencial (C2) recibió mucha más semilla y nitrógeno —y rindió más—, su nivel de vigor (NDVI) se quedó igual que en la Zona Media (~0.73-0.74). Esto podría demostrar que, cuando el cultivo está muy denso, el satélite pierde capacidad para distinguir diferencias, subestimando un potencial productivo que el monitor de cosecha sí detectó, lo que, bajo las condiciones de este estudio, confirmaría que la inversión extra mereció la pena.



**Figura 3.** Diagramas de dispersión: Relación entre insumos aplicados (semilla/nitrato) y Rendimiento final por zonas.

Finalmente, la visualización espacial 3D (Fig. 4) ofrece una perspectiva integral de la variabilidad intra-parcelaria, permitiendo verificar la coherencia estratigráfica entre las decisiones de manejo y la respuesta del cultivo. Se observa una correspondencia entre las áreas donde la prescripción redujo la densidad de siembra y el aporte nitrogenado se alinean geográficamente con las zonas de menor extracción de cosecha (Clúster 0). Esta coincidencia espacial confirma que se interpretó correctamente la heterogeneidad del terreno, validando la decisión técnica de reducir costes en zonas marginales para evitar el desperdicio de insumos, focalizando la inversión exclusivamente en las áreas capaces de transformar el fertilizante en rendimiento comercial.



**Figura 4.** Visualización 3D multicapa de la distribución espacial de las variables y la zonificación final.

#### 4. CONCLUSIONES

- El algoritmo K-Means funcionó como un filtro eficaz para suavizar el ruido de las variables espaciales. Esto permitió transformar miles de datos dispersos en un mapa de zonas homogéneas y limpias, facilitando una toma de decisiones agronómicas mucho más clara.
- Se valida agronómicamente la estrategia VRT implementada: la intensificación en zonas de alto potencial generó retorno productivo, mientras que la reducción de dosis en zonas de bajo potencial fue la decisión correcta para maximizar la eficiencia económica.

#### 5. FUTURAS INVESTIGACIONES

Esta investigación se desarrolló en una única parcela durante una sola campaña mediante un diseño observacional. Por lo tanto, aunque la metodología pueda ser útil, se sugiere que futuros trabajos se amplíen múltiples años y distintas localizaciones para confirmar la validación de la estrategia agronómica.

Además, se recomienda mantener la estrategia de ahorro en la Zona 0 y evaluar un incremento marginal de densidad en la Zona 2 para explorar nuevos techos de rendimiento.

Finalmente, aunque la validación agronómica aquí presentada es positiva, futuras líneas de investigación deberían incorporar un análisis económico detallado para cuantificar el Retorno de la Inversión o *ROI* específico por zona. Esto resulta fundamental para confirmar si el ahorro de insumos en el Clúster 0, además de racionalizar el uso de insumos, mejora la eficiencia económica global al minimizar costes en las áreas de capacidad productiva limitada.

#### 6. AGRADECIMIENTOS

Esta investigación ha sido financiada por el Grupo Operativo APP-TRI, cofinanciado por Fertinagro Biotech S.L. y el MAPA (Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación)

#### 7. REFERENCIAS

- Arizo-García, P., Castiñeira-Ibáñez, S., Cruzado-Campos, E., Ricarte, B., Rubio, C., & San Bautista, A. (2026). A Standardized Framework for Cleaning Non-Normal Yield Data from Wheat and Barley Crops, and Validation Using Machine Learning Models for Satellite Imagery. *Agronomy*, 16(3), 386.  
<https://doi.org/10.3390/agronomy16030386>
- Diacono, M., Rubino, P., & Montemurro, F. (2013). Precision nitrogen management of wheat. A review. *Agronomy for Sustainable Development*, 33(1), 219-241.  
<https://doi.org/10.1007/s13593-012-0111-z>
- European Commission. (2020). A Farm to Fork Strategy for a fair, healthy and environmentally-friendly food system. COM(2020) 381 final. Brussels.  
<https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX:52020DC0381>
- Hamada, M. A., Kanat, Y., & Abiche, A. E. (2019). Multi-spectral image segmentation based on the K-means clustering. *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng*, 9(2), 1016-1019.  
<https://doi.org/10.35940/ijitee.K1596.129219>
- Hunt, M. L., Blackburn, G. A., Carrasco, L., Redhead, J. W., & Rowland, C. S. (2019). High resolution wheat yield mapping using Sentinel-2. *Remote Sensing of Environment*, 233, 111410.  
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111410>
- Mulla, D. J. (2013). Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. *Biosystems Engineering*, 114(4), 358-371.  
<https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009>
- Real Decreto 1051/2022, de 27 de diciembre, por el que se establecen normas para la nutrición sostenible en los suelos agrarios. Boletín Oficial del Estado, 312, 18961-19004.  
<https://www.boe.es/eli/es/rd/2022/12/27/1051/con>
- Segarra, J., Buchailot, M. L., Araus, J. L., & Kefauver, S. C. (2020). Remote sensing for precision agriculture: Sentinel-2 improved features and applications. *Agronomy*, 10(5), 641.  
<https://doi.org/10.3390/agronomy10050641>