INFORME

MAPA DE ÁREA SEMBRADA, RINDES Y PRODUCCIÓN DE SOJA Y MAÍZ

CAMPAÑA 2025 - 2026, PROVINCIA DE CÓRDOBA

OCTUBRE 2026

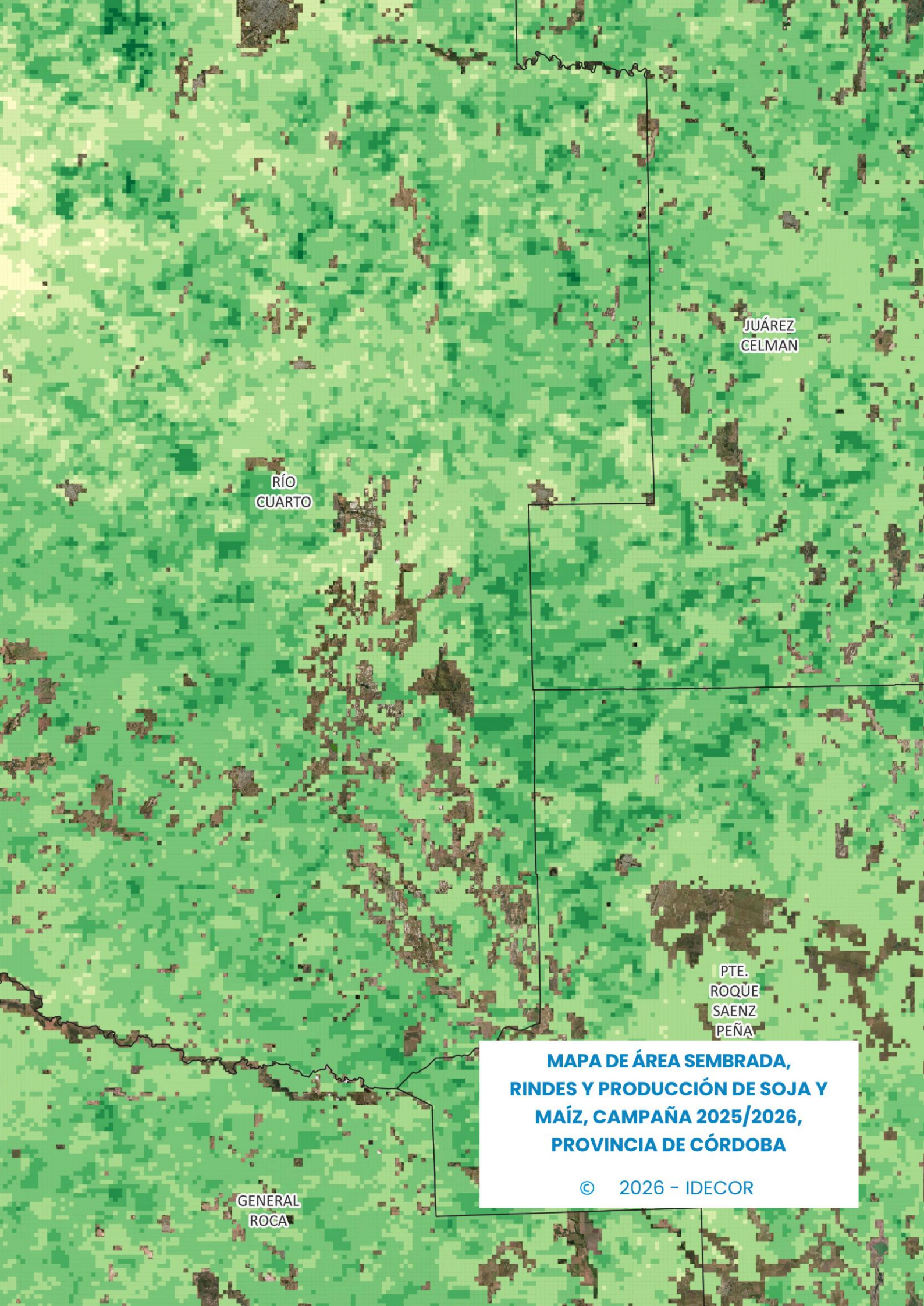
INFRAESTRUCTURA DE DATOS ESPACIALES DE LA PROVINCIA DE CÓRDOBA

GOBIERNO DE LA PROVINCIA DE CÓRDOBA

MINISTERIO DE
BIOAGROINDUSTRIA

MINISTERIO DE
ECONOMÍA

IDECOR



MAPA DE ÁREA SEMBRADA, RINDES Y PRODUCCIÓN DE SOJA Y MAÍZ, CAMPAÑA 2025/2026, PROVINCIA DE CÓRDOBA

© 2026 - IDECOR

Organismos participantes

Ministerio de Bioagroindustria de la Provincia de Córdoba. Secretaría de Agricultura y Recursos Naturales.

IDECOR (Infraestructura de Datos Espaciales de la Provincia de Córdoba), Ministerio de Economía.

Colaboración

INTA - Instituto de Patología Vegetal "Ing. Agr. Sergio Fernando Nome" (IPAVE), en la estimación del área cultivada de maní.

Versión y Licencia

MAPA DE ÁREA SEMBRADA, RINDES Y PRODUCCIÓN DE SOJA Y MAÍZ, CAMPAÑA 2025/2026, PROVINCIA DE CÓRDOBA. Está distribuido bajo una Licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional. Libre para compartir, distribuir, copiar y adaptar.



Citar como: Monzani F., Ferreiro, A.M., Córdoba M., Morales H., Fuentes, L. Mapa de Área Sembrada, Rindes y Producción de Soja y Maíz, Campaña 2025/2026, Provincia de Córdoba. Ministerio de Bioagroindustria de la Provincia de Córdoba e IDECOR. Octubre de 2026.

Aviso de uso

Los datos del presente trabajo fueron desarrollados por el Ministerio de Bioagroindustria de la Provincia de Córdoba e IDECOR para dar soporte a la gestión de políticas públicas del sector agropecuario. En su utilización deben tomarse las consideraciones técnicas que se derivan del presente informe.

El equipo de trabajo se desliga de cualquier uso indebido que pueda realizarse de los mapas y datos desarrollados fuera del ámbito para el cual fueron diseñados y/o sus características técnicas posibilitan, quedando estas otras aplicaciones bajo responsabilidad de los usuarios.

Contenido

Resumen Ejecutivo 4
1. Introducción 6
2. Mapeo de cultivos estivales 7
2.1 Identificación de unidades de cultivo agrícola 7
2.1.1 Procesamiento del parcelario rural y generación de puntos semillas 7
2.1.2 Obtención de datos espaciales 8
2.1.3 Aplicación de algoritmo de segmentación 8
2.2 Construcción de mosaicos para la clasificación 9
2.3 Obtención y procesamiento de la muestra 10
2.4 Modelo de clasificación 11
2.5 Resultados obtenidos 12
3. Estimación de rendimientos por cultivos 15
3.1 Muestra utilizada 15
3.2 Variables utilizadas en los modelos de predicción de rendimientos 16
3.3 Modelos de aprendizaje automático 17
3.4 Resultados obtenidos 18
4. Estimación de la producción de soja y maíz 21
4.1 Resultados provinciales 21
4.2 Producción de soja a nivel departamental 22
4.3 Producción de maíz a nivel departamental 24
6. Conclusiones 28
7. Referencias 29

Resumen Ejecutivo

Este estudio forma parte de un programa iniciado en 2020 que integra innovación tecnológica, información geoespacial y trabajo interinstitucional para el monitoreo de la producción agrícola de Córdoba. La colaboración entre el Ministerio de Bioagroindustria e IDECOR ha permitido consolidar una metodología reproducible para estimar la superficie sembrada, los rendimientos y la producción de los principales cultivos extensivos de la provincia.

El presente informe reúne los resultados de la campaña 2025/26 y las metodologías empleadas para la identificación de cultivos y estimación de rendimientos. La superficie sembrada se determinó mediante modelos de clasificación aplicados a información satelital y geoespacial, mientras que los rendimientos se estimaron mediante modelos de aprendizaje computacional que integran observaciones a campo con variables climáticas, de vegetación, edáficas y topográficas.

Para la campaña 2025/26 se estimaron aproximadamente **4,19 millones de hectáreas de soja** y **2,97 millones de hectáreas de maíz**, totalizando 7,16 millones de hectáreas para estos cultivos.

El rendimiento promedio provincial alcanzó **33 qq/ha en soja** y **78 qq/ha en maíz**, por encima de la media dentro de la serie 2020/21–2025/26. En particular, el rendimiento de maíz superó los 76 qq/ha registrados en 2024/25. La combinación de superficie y rendimiento determinó **una producción aproximada de 13,88 millones de toneladas de soja** y **23,15 millones de toneladas de maíz**, totalizando 37,03 millones de toneladas.

Los resultados muestran una marcada heterogeneidad territorial. El departamento Río Cuarto concentró la mayor superficie y producción de soja, con aproximadamente 661 mil hectáreas y 2,08 millones de toneladas, mientras que los mayores rendimientos departamentales se registraron en Marcos Juárez y San Justo, con 36,9 y 35,9 qq/ha. En maíz, Río Cuarto presentó también la mayor producción, mientras que los mayores rendimientos correspondieron a Marcos Juárez y Unión, con aproximadamente 102 y 89 qq/ha.

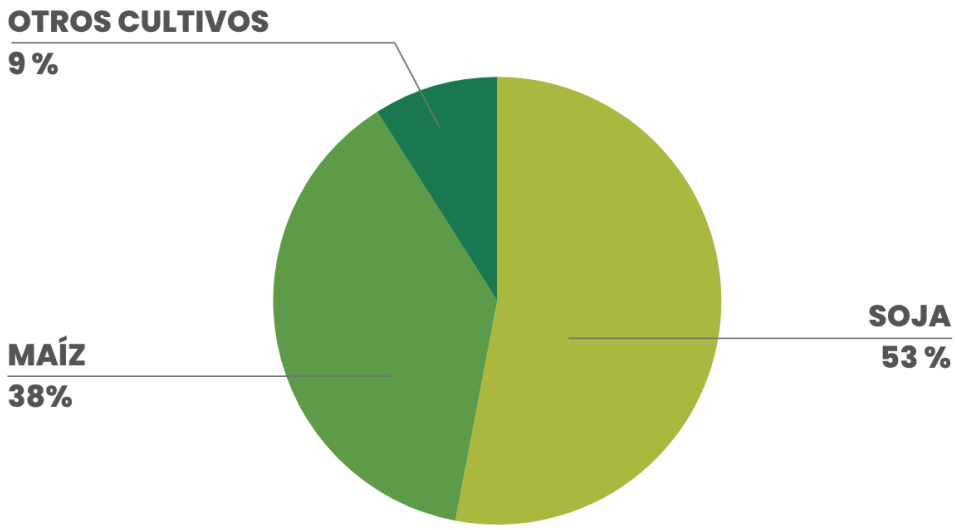
La disponibilidad de estimaciones a escala provincial, departamental y de pedanía permite caracterizar espacialmente las diferencias en superficie, rendimiento y producción. Asimismo, la incorporación de la campaña 2025/26 extiende a seis campañas consecutivas la serie desarrollada por el programa, fortaleciendo el análisis de la variabilidad interanual y de los cambios territoriales de la actividad agrícola.

En conjunto, los resultados evidencian una reducción del área de soja y una recuperación de la superficie de maíz, acompañadas por rendimientos elevados que moderaron la disminución productiva de la soja y reforzaron el incremento de la producción de maíz. La continuidad del programa consolida una base de información objetiva y espacialmente detallada para el seguimiento de la producción agrícola de Córdoba y el apoyo a la toma de decisiones basada en evidencia.

ÁREA SEMBRADA, RINDES Y PRODUCCIÓN DE SOJA Y MAÍZ

CAMPAÑA 2025 / 26. Provincia de Córdoba

TOTAL DE SUPERFICIE SEMBRADA **7.905.115 ha**



78 qq/ha

Rendimiento promedio de MAÍZ

33 qq/ha

Rendimiento promedio de SOJA

1. Introducción

El Ministerio de Bioagroindustria de la Provincia de Córdoba, con el acompañamiento de IDECOR continúan desarrollando el programa provincial de estimaciones agrícolas iniciado en la campaña 2020/21 (Monzani et al., 2022, 2023, 2024, 2025). A lo largo de estos años, la incorporación de herramientas geomáticas, sensores remotos y modelos de aprendizaje computacional permitió consolidar un sistema de monitoreo agrícola de alta resolución espacial, capaz de generar información detallada sobre superficie sembrada, rendimientos y producción de los principales cultivos estivales de la provincia.

De acuerdo con los registros acumulados desde la campaña 2020/21, la base histórica utilizada para el modelado reúne 9.166 observaciones georreferenciadas de rendimiento correspondientes a los cultivos de soja y maíz. Durante la campaña 2025/26 se incorporaron 832 nuevas observaciones, de las cuales 367 corresponden a maíz y 465 a soja, fortaleciendo la representatividad espacial y temporal de la muestra utilizada en el proceso de modelado. Sobre esta información se entrenan modelos predictivos que integran 142 variables territoriales, climáticas, edáficas y de vegetación, permitiendo estimar rendimientos sobre una grilla regular de aproximadamente 431.000 celdas de 25 hectáreas, que cubre la superficie agrícola provincial.

El proceso de modelado puede sintetizarse en tres grandes etapas:

1. Mapeo del área sembrada y tipos de cultivo:

A través de un modelo de segmentación, se identifican de manera automática las unidades espaciales mínimas de manejo agrícola, cada una asignada a un único cultivo por campaña. Con el apoyo de imágenes satelitales y más de 25.000 datos de campo relevados, se clasifica el tipo de cultivo presente en cada unidad.

2. Predicción y mapeo de rendimientos de soja y maíz:

Mediante algoritmos de aprendizaje computacional, se entrenan modelos con una muestra de 8.334 observaciones georreferenciadas de las campañas 2020/21 a 2024/25, combinadas con 148 variables territoriales. Las predicciones se proyectan sobre una grilla regular de 25 ha, compuesta por 431.835 celdas. Como innovación, en esta campaña se exploró la generación de pronósticos basados en información acumulada de años previos.

3. Estimación y mapeo de la producción:

La producción agrícola se determina multiplicando el rendimiento estimado de cada celda por la superficie cultivada dentro de la misma, permitiendo obtener valores agregados a diferentes escalas espaciales.

La continuidad de este programa fortalece la generación de información pública de alta resolución espacial, contribuyendo a mejorar la planificación sectorial, la evaluación de campañas agrícolas y el diseño de políticas públicas basadas en evidencia. Asimismo, la acumulación de información histórica permite analizar tendencias productivas, comparar campañas y seguir perfeccionando herramientas de monitoreo y estimación para los principales cultivos extensivos de Córdoba.

2. Mapeo de cultivos estivales

El proceso de mapeo de cultivos estivales en la provincia de Córdoba se organizó en una serie de etapas sucesivas, diseñadas para asegurar precisión y consistencia en los resultados. El procesamiento geoespacial requerido por estas etapas se llevó adelante en las plataformas Google Earth Engine (Gorelick et al., 2017), R (R Core Team, 2022) y QGIS (QGIS Development Team, 2020). En primer lugar, se llevó a cabo la segmentación de unidades parcelarias con el objetivo de delimitar unidades espaciales homogéneas que representen a los lotes agrícolas, adoptando un enfoque de clasificación orientada a objetos.

Esta elección metodológica respondió a la necesidad de trabajar con unidades de análisis compatibles con la escala y dinámica de los sistemas de producción extensiva de la provincia, donde los lotes constituyen la base de decisión productiva y de gestión. Posteriormente, se construyeron mosaicos multitemporales y se derivaron variables a partir de información espectral y de radar, con el fin de capturar la variabilidad fenológica y estructural de los cultivos.

En una tercera instancia, se procedió a la obtención y procesamiento de las muestras de entrenamiento, asegurando la representatividad de las principales coberturas agrícolas y minimizando posibles sesgos. A continuación, se aplicó el modelo de clasificación supervisada, que permitió identificar y cartografiar los distintos cultivos estivales presentes en la región de estudio.

Finalmente, se presentan los resultados obtenidos, que sintetizan la distribución espacial de los cultivos durante la campaña analizada y constituyen un insumo clave para la planificación territorial y la evaluación de la producción agropecuaria en Córdoba.

2.1 Identificación de unidades de cultivo agrícola

La unidad de análisis utilizada para la clasificación de cultivos en la provincia de Córdoba fue el lote agrícola, definido como una unidad espacial con comportamiento espectral homogéneo que aproxima a los límites reales de los lotes de producción extensiva. Dado que no existe un registro oficial georreferenciado de los lotes y estos no necesariamente coinciden con los límites catastrales, fue necesario implementar un proceso de segmentación sobre imágenes satelitales para delimitar dichas unidades.

Este proceso se desarrolló en tres etapas principales: primero, el procesamiento del parcelario y la generación de puntos semilla; segundo, la construcción de mosaicos multibanda; y finalmente, la aplicación del algoritmo “SNIC”: Simple Non-Iterative Clustering (Achanta & Susstrunk, 2017), permite subdividir las parcelas en unidades internas homogéneas y definir los lotes agrícolas a clasificar.

2.1.1 Procesamiento del parcelario rural y generación de puntos semillas

En primera instancia, se procesó la base parcelaria rural actualizada para toda la provincia de Córdoba, provista por la Dirección General de Catastro. Sobre este insumo se excluyeron aquellas parcelas con superficie menor a 5 ha, por no ser representativas para los cultivos extensivos analizados.

Luego se seleccionaron exclusivamente las parcelas con al menos 30 ha de superficie cultivada, correspondiente a las categorías 16 (cultivo extensivo anual) y 17 (cultivo anual irrigado) del Mapa de Cobertura y Uso del Suelo 2024-2025 (Ferreiro et al., 2026). Las

parcelas con superficies entre 5 y 30 ha se consideraron directamente como unidades indivisas, mientras que aquellas mayores a 30 ha fueron destinadas al proceso de segmentación interna.

Para la segmentación se generaron puntos semilla a razón de uno cada 30 ha de superficie cultivada, organizados en una malla regular de aproximadamente 546 m de lado, longitud equivalente al cuadrado de 30 ha. Estas semillas constituyen los puntos iniciales a partir de los cuales el algoritmo de segmentación agrupa píxeles vecinos, delimitando objetos con homogeneidad espectral y espacial.

La estrategia de distribución en malla regular permitió evitar la formación de superpíxeles excesivamente grandes o contiguos, asegurando a su vez una representación más adecuada de la heterogeneidad interna de las parcelas.

El procesamiento vectorial y la generación de las semillas se realizaron en R (R Core Team, 2023), utilizando el paquete sf (Pebesma, 2018; Pebesma & Bivand, 2023) para la lectura, manipulación y limpieza de datos espaciales.

2.1.2 Obtención de datos espaciales

Para la segmentación de los lotes agrícolas se construyeron mosaicos multibanda a partir de imágenes Sentinel-2 (Reflectancia de superficie) correspondientes a los meses de febrero y marzo de la campaña 2025–2026. Las imágenes se filtraron utilizando la capa Cloud Score+ S2_HARMONIZED V1 (Pasquarella et al., 2023), donde se seleccionó la banda cs_cdf, que representa la probabilidad de que un píxel esté libre de nubes, y se aplicó un umbral de 0,75, de modo que sólo se conservaron los píxeles con alta probabilidad de estar despejados. Esta elección de umbral permite eliminar nubes finas, bruma y sombras de cirros, asegurando que las mediciones espectrales utilizadas en la segmentación y generación de mosaicos sean confiables.

Una vez filtradas las imágenes de calidad, se calcularon medianas mensuales de las variables espectrales empleadas en la segmentación: el índice NDVI (Rouse et al., 1973) y las bandas B6, B7, B8 y B8A (740 nm, 783 nm, 842 nm y 865 nm de longitud de onda central respectivamente), seleccionadas por su capacidad de maximizar la diferenciación espectral entre lotes y minimizar la variabilidad intra-lote.

Para este paso de segmentación, se seleccionó un menor número de variables respecto al usado posteriormente en la clasificación, con el objetivo de evitar incorporar un gran número de variables que demanden mayor capacidad de cómputo y/o introduzcan fuentes de error.

2.1.3 Aplicación de algoritmo de segmentación

Con los mosaicos multibanda recortados a cada parcela, se aplicó el algoritmo Simple Non-Iterative Clustering (SNIC). SNIC agrupa píxeles vecinos en regiones espectralmente homogéneas a partir de los puntos semilla, considerando tanto la proximidad espacial como la similitud espectral. Este enfoque preserva la estructura interna de la parcela y asegura que cada superpíxel representa un área con comportamiento espectral uniforme, evitando la mezcla de unidades heterogéneas.

Las imágenes de superpíxeles generadas para cada parcela se incorporaron a una colección global, formando un mosaico único que cubre la totalidad de la superficie cultivada de la provincia. Se aplicó un enmascaramiento de coberturas no agrícolas, quedando unidades

homogéneas de aproximadamente 30 ha, coherentes con la escala de análisis de los cultivos extensivos. Las parcelas menores a 30 ha se incorporaron directamente como unidades indivisas.

Finalmente, se realizaron ajustes vectoriales y filtrado de outliers, fusionando polígonos contiguos con la misma clase de cultivo. El resultado final consistió en aproximadamente 230 mil unidades espaciales homogéneas, que constituyen la base para la clasificación supervisada, permitiendo representar de manera realista la heterogeneidad interna de los lotes y optimizar la precisión de los mapas de cultivo resultantes.

2.2 Construcción de mosaicos para la clasificación

Para la clasificación de cultivos estivales se integró información óptica y de radar proveniente de los satélites Sentinel-2 y Sentinel-1, abarcando el período comprendido entre el 20 de septiembre de 2025 y el 30 de abril de 2026. Este intervalo incluye la totalidad del ciclo de los principales cultivos estivales de la región (maíz, soja y maní), desde la siembra y emergencia temprana hasta la madurez y cosecha. Con el fin de capturar la dinámica fenológica diferencial de cada especie, la serie temporal fue subdividida en seis intervalos clave: (1) 20/09 – 15/11, (2) 15/12 – 10/01, (3) 10/01 – 10/02, (4) 05/02 – 05/03, (5) 05/03 – 31/03 y (6) 31/03 – 30/04.

Para cada intervalo se calcularon valores de mediana, reduciendo la influencia de nubes, bruma y valores atípicos, y obteniendo una representación robusta de la respuesta espectral y radar de cada cultivo en cada etapa fenológica.

En el caso de Sentinel-2, se utilizaron imágenes nivel 2A corregidas a reflectancia de superficie. De cada mosaico temporal se seleccionaron las bandas B2 (490 nm), B3 (560 nm), B6 (740 nm), B11 (1610 nm) y B12 (2190 nm), junto con los índices espectrales NDVI, NDVIre2 (Gitelson & Merzlyak, 1997), MTCI (Dash & Curran, 2007) y EVI (Huete et al., 1994). La selección de estas bandas e índices responde a su reconocida capacidad para discriminar estadios de desarrollo y diferencias estructurales y fisiológicas entre los principales cultivos estivales.

En paralelo, se incorporó información de Sentinel-1 en órbita descendente. Se optó por este modo de adquisición debido a que ofrece una geometría de observación más estable para la región de estudio y mayor consistencia temporal, minimizando artefactos relacionados con diferencias en la trayectoria ascendente. Estas variables radar complementan la información óptica, aportando sensibilidad a la estructura de la vegetación, la rugosidad del suelo y el contenido de humedad, lo que resulta particularmente útil en presencia de nubosidad persistente durante etapas críticas del ciclo agrícola.

Para cada unidad espacial, se calcularon las medianas de todas las variables, tanto ópticas como de radar, a lo largo de los seis intervalos fenológicos. Este proceso permitió resumir la información original a nivel de píxel a una escala correspondiente a lotes agrícolas, lo que garantizó que la clasificación se definiera en unidades espaciales homogéneas. La integración de datos multiespectrales y multitemporal generó así un conjunto de variables predictoras robusto y representativo de la dinámica fenológica de los cultivos estivales, lo que optimizó la capacidad de discriminación del modelo de clasificación supervisada.

2.3 Obtención y procesamiento de la muestra

El entrenamiento y la validación de los modelos de clasificación requirieron un conjunto de datos georreferenciados representativos de los principales cultivos extensivos de la provincia, abarcando maíz, soja, maní y otros cultivos (Tabla N°1). Para la presente campaña, la base de verdad de campo se conformó a partir de la integración de cinco fuentes de información independientes, las cuales recibieron un tratamiento metodológico diferenciado según el tipo y origen del dato.

Tabla N°1. Muestras relevadas de la campaña 2025-2026, utilizadas para el entrenamiento y validación del modelo de clasificación, discriminadas por cultivo y fuente de dato.

	Maíz	**Soja**	**Maní**	**Otros Cultivos[1]**	**Total**
Datos provistos por empresas del sector privado	0	135	0	0	**135**
INTA-IPAVE	0	0	82	0	**82**
Recetas fitosanitarias	1.406	2.065	420	427	**4.318**
Rinde Collect	320	405	1	35	**761**
Datos provistos por el Ministerio de Bioagroindustria	1.583	1.647	0	0	**3.230**
Total	**3.309**	**4.252**	**503**	**462**	**8.526**

[1]Incluye Girasol, Sorgo y Alfalfa.

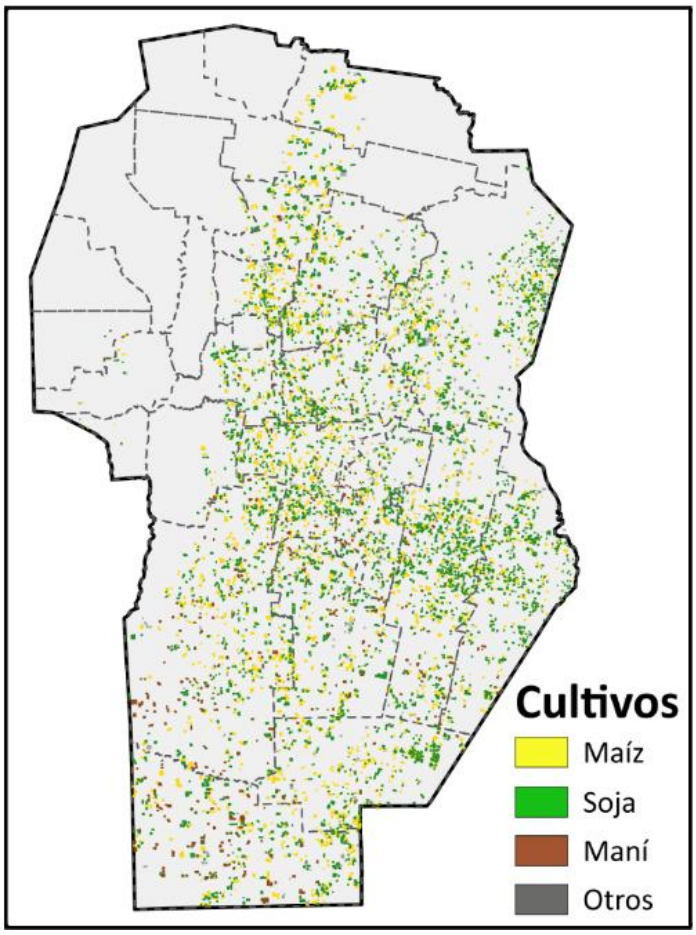
Fuente: IDECOR, 2026.

Por un lado, las muestras provenientes de relevamientos directos de campo mediante la aplicación móvil Rinde Collect (n = 761) y los registros de monitoreo específico aportados por el Instituto de Patología Vegetal del INTA (INTA-IPAVE, n = 82) se procesaron de manera directa como datos puntuales de observación sobre el terreno (Figura N°1). Estas fuentes permitieron capturar la presencia efectiva de los cultivos con alta precisión espacial, destacándose el aporte del INTA-IPAVE en la caracterización del maní en sus principales zonas de producción.

Por otro lado, los datos provenientes de registros administrativos y declaraciones territoriales, que incluyeron las Recetas Fitosanitarias (n = 4.318), los provenientes del Programa Seguros Multirriesgo Agrícolas del Ministerio de Bioagroindustria (n = 3.230) y los aportes de actores del sector privado (n = 135), se procesaron mediante un protocolo de filtrado y armonización de coberturas vectoriales. Para garantizar la consistencia de este segundo grupo, se aplicó un control de calidad que eliminó las geometrías superpuestas con declaraciones

discordantes de cultivo para una misma campaña, así como aquellas parcelas que registraron una discrepancia superior al 20% entre la superficie declarada y el área calculada intrínsecamente.

Figura N°1. Distribución espacial de muestras georreferenciadas recolectadas para la campaña 2025–2026, coloreadas por cultivo (maíz, soja, maní y otros).



Fuente: IDECOR, 2026.

La base consolidada de verdad de campo quedó conformada por un total de 8.526 observaciones georreferenciadas, distribuidas en 3.309 sitios de maíz, 4.252 de soja, 503 de maní y 462 de otros cultivos como girasol, sorgo y alfalfa. La integración de estos repositorios proporcionó un conjunto robusto y confiable para caracterizar espectralmente el comportamiento fenológico de las coberturas, constituyendo el insumo principal para el entrenamiento de los algoritmos y la evaluación de exactitud de los mapas generados.

Adicionalmente, para ampliar la base de datos utilizada en la clasificación, se incorporaron muestras históricas provenientes de las Recetas Fitosanitarias de la campaña 2024–2025 y de registros de Rinde Collect correspondientes a campañas anteriores, desde 2020–2021 hasta la campaña 2024–2025. En conjunto, estas fuentes permitieron conformar una base de 33.707 muestras para el entrenamiento del modelo de clasificación.

2.4 Modelo de clasificación

Para la identificación de cultivos se aplicó un modelo de clasificación multiclase basado en el algoritmo Random Forest (Breiman, 2001). Este enfoque, ampliamente utilizado en teledetección, combina múltiples árboles de decisión construidos sobre subconjuntos

aleatorios de datos y variables, lo que permite reducir el sobreajuste y aumentar la capacidad predictiva.

La clasificación se implementó en un esquema orientado a objetos, donde la unidad de análisis fueron los lotes agrícolas previamente segmentados en lugar de píxeles individuales. Este enfoque permite integrar de manera más robusta la información espectral y fenológica sintetizada en cada unidad espacial, disminuyendo la variabilidad intra-lote y mejorando la consistencia de la clasificación.

El modelo se configuró con 500 árboles de decisión, un número que asegura estabilidad en las predicciones sin incrementar de manera significativa el costo computacional. Para cada división en los nodos, el número de variables consideradas se estableció en la raíz cuadrada del total de predictores, siguiendo la práctica estándar para problemas de clasificación multiclase. En total, el modelo fue entrenado con 28.440 muestras representativas de los principales cultivos de la región, mientras que la validación se realizó con 5.267 muestras independientes, correspondientes a la campaña bajo estudio.

La capacidad de ajuste del modelo se evaluó mediante la elaboración de la matriz de confusión y el cálculo de indicadores de desempeño estándar: precisión global, precisión del productor y precisión del usuario. Adicionalmente, se calculó el índice *kappa* como métrica complementaria para evaluar el grado de acuerdo entre la clasificación y los datos de referencia, más allá del azar.

2.5 Resultados obtenidos

El modelo desarrollado permitió estimar la distribución espacial de los principales cultivos estivales de la provincia durante la campaña 2025–2026, alcanzando un **94,38 % de precisión global** y un **índice *kappa* de 0,89**, lo que refleja una alta capacidad de discriminación de las clases y una baja probabilidad de que los aciertos se deban al azar. La matriz de confusión mostró valores consistentes de precisión del productor y del usuario entre las distintas clases (Tabla N°2). El desempeño fue particularmente alto en soja (Precisión del productor: 95%; del usuario: 96%) y maní (98% y 94% respectivamente), mientras que maíz y el grupo “otros cultivos” presentaron precisiones levemente menores, aunque superiores al 88%.

Tabla N°2: Matriz de confusión para la clasificación de cultivos, campaña 2025-2026.

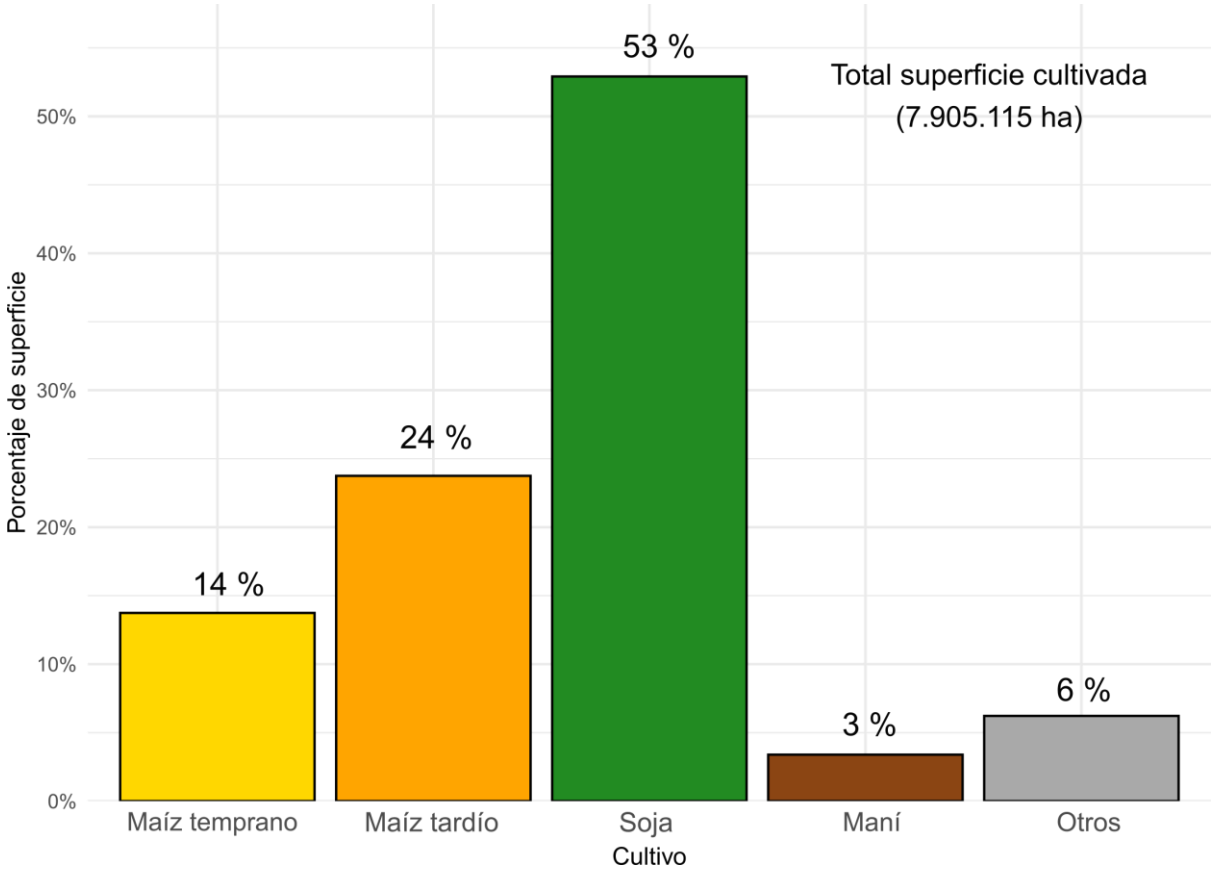
Especies cultivadas		**Predicciones**					**Precisión del usuario**
		Maíz	**Soja**	**Maní**	**Otros**	**Total**	
Observ.	**Maíz**	1.702	117	4	14	1.837	**93%**
	Soja	98	2.689	5	13	2.805	**96%**
	Maní	3	23	432	0	458	**94%**
	Otros	3	14	2	148	167	**89%**

Especies cultivadas		Predicciones					Precisión del usuario
		Maíz	Soja	Maní	Otros	Total	
	Total	1.806	2.843	443	175	5.267	
Precisión del productor		94%	95%	98%	88%	Precisión global	94%

Fuente: IDECOR, 2026.

En términos de superficie cultivada (Figura N°2), los resultados indican que la soja fue el cultivo predominante, con 4.189.848 ha (53%), seguida por maíz con 2.968.067 ha (38%), de las cuales se diferenciaron las categorías de siembra temprana y tardía. Por su parte, el maní alcanzó 267.971 ha (3%), mientras que los otros cultivos (girasol, sorgo, alfalfa, entre otros) abarcaron 479.229 ha (6%).

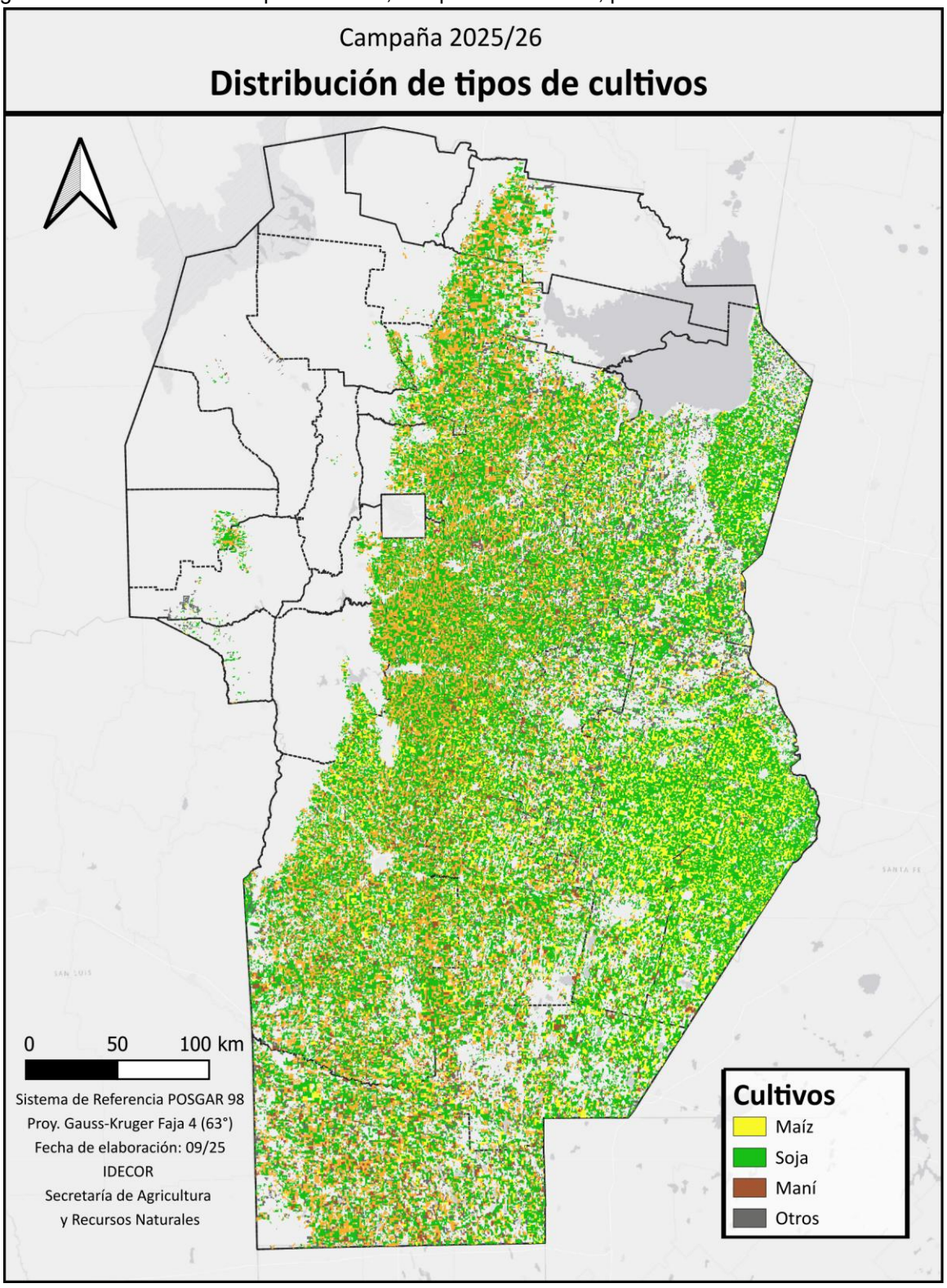
Figura N°2. Superficie cultivada por especie durante la campaña 2025-2026 en la Provincia de Córdoba



Fuente: IDECOR, 2026.

En conjunto, estos resultados permiten caracterizar la distribución y magnitud de las principales áreas cultivadas de la provincia durante la campaña 2025–2026. La representación espacial de esta clasificación se presenta en la Figura N°3, donde se muestra el mapa de cultivos estivales de la provincia de Córdoba, permitiendo visualizar la distribución territorial de las distintas clases identificadas y su expresión en el territorio provincial.

Figura N°3. Distribución del tipo de cultivo, campaña 2025-2026, provincia de Córdoba.



Fuente: IDECOR, 2026.

3. Estimación de rendimientos por cultivos

3.1 Muestra utilizada

Luego del proceso de depuración y control de calidad de los datos relevados a campo, se conformó una base de 9.166 observaciones georreferenciadas de rendimiento correspondientes a los cultivos de soja y maíz, obtenidas durante las campañas comprendidas entre 2020/21 y 2025/26. La base histórica quedó integrada por 4.028 observaciones de maíz y 5.138 observaciones de soja, constituyendo uno de los conjuntos de datos georreferenciados de rendimiento agrícola más extensos disponibles para la provincia de Córdoba.

Para la campaña 2025/26 se incorporaron 832 nuevas observaciones, de las cuales 367 corresponden a maíz y 465 a soja. Estos registros fueron obtenidos mediante relevamientos de campo georreferenciados y posteriormente vinculados con las variables ambientales, climáticas, edáficas y de vegetación utilizadas en el proceso de modelado.

La distribución temporal de las observaciones muestra una adecuada representatividad de las distintas campañas agrícolas incluidas en el estudio. Esta diversidad de condiciones productivas resulta especialmente valiosa para el entrenamiento de los modelos de aprendizaje computacional, ya que permite incorporar escenarios contrastantes asociados a diferentes contextos climáticos y niveles de rendimiento.

La Tabla N°3 presenta los estadísticos descriptivos de los rendimientos observados para soja y maíz utilizados en el entrenamiento y validación de los modelos de predicción.

Tabla N°3: Estadística descriptiva de rendimientos (qq/ha) para las campañas 2020/21 a 2025/26.

Cultivo	Campaña	Media	Mín.	Máx.	Desv. Est.	P5	P95	Obs.
Maíz	2020/21	85	15	150	22	48	122	945
Maíz	2021/22	77	10	155	25	37	120	901
Maíz	2022/23	48	5	120	25	10	90	869
Maíz	2023/24	72	10	156	28	20	115	559
Maíz	2024/25	79	12	140	21	40	115	387
Maíz	2025/26	80	12	158	24	35	123	367
Soja	2020/21	34	4	58	9	18	48	1055
Soja	2021/22	33	5	60	11	16	52	1255
Soja	2022/23	17	2	50	8	5	33	1187
Soja	2023/24	33	3	58	10	15	49	542
Soja	2024/25	34	5	70	9	21	50	634
Soja	2025/26	34	8	63	10	18	49	465

Fuente: IDECOR, 2026.

En la campaña 2025/26, la muestra de maíz registró un rendimiento promedio de 79,6 qq/ha, ligeramente superior al observado durante la campaña anterior (78,6 qq/ha). Los rendimientos presentaron una dispersión moderada, con valores comprendidos entre 12 y 158 qq/ha, mientras que el 90% central de las observaciones se ubicó entre 35 y 123 qq/ha.

Por su parte, la soja alcanzó un rendimiento promedio de 33,6 qq/ha, manteniéndose en niveles similares a los registrados durante las dos campañas precedentes. La distribución de los rendimientos observados mostró una variabilidad relativamente baja, con valores entre 8 y 63 qq/ha, mientras que el 90% de las observaciones se concentró entre 18 y 49 qq/ha.

En conjunto, los resultados muestran una campaña con rendimientos superiores al promedio para ambos cultivos. La incorporación de estas nuevas observaciones contribuye a mejorar la capacidad predictiva de los modelos y amplía la representatividad de la base histórica utilizada para la estimación de rendimientos en la provincia.

3.2 Variables utilizadas en los modelos de predicción de rendimientos

Para la estimación de los rendimientos de soja y maíz se utilizó un conjunto de 142 variables explicativas, diseñadas para representar las principales condiciones ambientales, climáticas, edáficas y territoriales que influyen sobre el desempeño productivo de los cultivos. Estas variables fueron calculadas para cada una de las celdas de la grilla de predicción de 25 hectáreas, permitiendo caracterizar espacialmente las condiciones productivas presentes en toda la provincia. De este modo, las predicciones generadas por el modelo reflejan la variabilidad territorial asociada a factores como el clima, el suelo, la disponibilidad hídrica y el estado de la vegetación, permitiendo representar las diferencias productivas observadas entre las distintas regiones agrícolas de la provincia.

Las variables empleadas pueden agruparse en tres grandes categorías. La primera corresponde a variables de carácter relativamente permanente, vinculadas a las características intrínsecas del territorio. Dentro de este grupo se incluyen variables topográficas derivadas de modelos digitales de elevación, atributos edáficos asociados a textura, contenido de materia orgánica, fósforo y pH, así como información referida a la capacidad de uso de los suelos, índice de productividad y otras capas temáticas elaboradas por organismos provinciales y nacionales.

La segunda categoría incorpora variables climáticas obtenidas a partir del producto ERA5-Land (Muñoz-Sabater et al., 2021) del Centro Europeo de Pronósticos Meteorológicos de Mediano Plazo (ECMWF). Para el período comprendido entre el inicio y el desarrollo de la campaña agrícola se consideraron variables relacionadas con la precipitación acumulada, temperatura superficial, radiación solar incidente, evapotranspiración total, evapotranspiración de la vegetación, índice de área foliar y contenido volumétrico de agua del suelo en diferentes profundidades. Estas variables permiten caracterizar tanto las condiciones meteorológicas como la disponibilidad hídrica durante las etapas críticas del ciclo fenológico de los cultivos.

La tercera categoría está compuesta por variables derivadas de imágenes satelitales MODIS (Salomonson et al., 1989), procesadas mediante composiciones mensuales de mediana. A partir de estas imágenes se calcularon los índices espectrales NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada), EVI (Índice de Vegetación Mejorado), MSAVI (Índice de Vegetación Ajustado al Suelo Modificado) y NDWI (Índice de Agua de Diferencia Normalizada). Estos índices permiten representar el vigor de la vegetación, la cobertura del cultivo, el contenido relativo de humedad y otros aspectos vinculados a la dinámica fisiológica de los cultivos de soja y maíz.

La integración de información proveniente de sensores remotos, modelos climáticos y bases de datos territoriales permitió construir una representación espacial detallada de las condiciones productivas en cada unidad de análisis. De esta manera, el modelo puede asociar las diferencias observadas en los rendimientos con la variabilidad ambiental existente entre las distintas áreas agrícolas de la provincia.

Con el objetivo de evaluar el aporte relativo de las variables explicativas al desempeño predictivo del modelo, se calculó la importancia de variables mediante un procedimiento de permutación. Este método consiste en alterar aleatoriamente los valores de cada variable y medir la pérdida de precisión del modelo resultante. De esta manera, aquellas variables cuya alteración genera mayores incrementos en el error de predicción son consideradas más relevantes para el ajuste del modelo. Los resultados indicaron que las variables asociadas a las condiciones de radiación, temperatura y disponibilidad hídrica durante el ciclo agrícola aportaron una parte importante de la capacidad predictiva del modelo. Asimismo, los índices de vegetación y humedad derivados de imágenes MODIS presentaron una contribución significativa, evidenciando la relevancia de las condiciones ambientales y del estado de desarrollo de los cultivos para explicar la variabilidad observada en los rendimientos.

En conjunto, la combinación de información climática, edáfica, topográfica y espectral permitió construir una descripción integral de los ambientes productivos de la provincia. La complementariedad entre estas fuentes de información constituye la base del proceso de modelado, ya que permite representar la diversidad de condiciones que influyen sobre el comportamiento de los cultivos y, en consecuencia, sobre los rendimientos observados a campo.

3.3 Modelos de aprendizaje automático

Para la estimación de los rendimientos se utilizó un modelo de aprendizaje computacional del tipo Quantile Regression Forest (QRF), una extensión del algoritmo Random Forest (Meinshausen, 2006). Este enfoque combina múltiples árboles de decisión construidos a partir de subconjuntos aleatorios de observaciones y variables explicativas, permitiendo modelar relaciones complejas y no lineales entre los rendimientos observados y las condiciones ambientales, climáticas y territoriales empleadas como variables predictoras.

Una de las principales ventajas del algoritmo QRF es su capacidad para estimar la distribución de probabilidad de los rendimientos condicionada a las variables explicativas utilizadas en el modelo. A diferencia de otros enfoques que generan una única predicción puntual, QRF permite obtener distintos estadísticos descriptivos de la distribución estimada, como la media, la mediana, los cuantiles y medidas de dispersión. Esta información adicional resulta de utilidad para caracterizar no sólo el rendimiento esperado, sino también el grado de variabilidad e incertidumbre asociado a cada predicción.

La capacidad predictiva del modelo fue evaluada mediante un proceso de validación cruzada de diez particiones (10-fold cross-validation). En este procedimiento, el conjunto de observaciones se divide aleatoriamente en diez subconjuntos de tamaño similar. En cada iteración, nueve subconjuntos se utilizan para entrenar el modelo y el restante para evaluar su desempeño, repitiéndose el proceso hasta que todas las observaciones hayan sido utilizadas como conjunto de validación. Este enfoque permite obtener una estimación robusta de la capacidad de generalización del modelo y reducir el riesgo de sobreajuste.

Adicionalmente, se realizó un proceso de optimización automática de hiperparámetros con el objetivo de identificar la configuración que minimiza el error de predicción. Para ello se evaluaron diferentes combinaciones de variables candidatas por partición y reglas de división de los árboles de decisión. El modelo finalmente seleccionado utilizó 71 variables candidatas por división (mtry = 71), un criterio de partición basado en la reducción de la varianza (splitrule = variance) y un tamaño mínimo de nodo terminal de cinco observaciones, configuración que presentó el mejor desempeño durante el proceso de validación.

Durante la calibración, el modelo alcanzó un RMSE promedio de 12,0 qq/ha, un error absoluto medio (MAE) de 8,2 qq/ha y un coeficiente de determinación (R^2) de 0,83, evidenciando una elevada capacidad predictiva. Estos resultados indican un ajuste satisfactorio considerando la amplitud temporal y espacial de la muestra utilizada, la cual incluye campañas con condiciones productivas contrastantes y diferentes niveles de rendimiento.

Con el objetivo de evaluar la capacidad predictiva del modelo en distintos contextos productivos, se calcularon métricas de desempeño para cada cultivo y campaña agrícola. Para ello se compararon los rendimientos observados con los valores estimados mediante validación cruzada, utilizando como indicador principal el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE). Este procedimiento permitió analizar el comportamiento del modelo a lo largo de toda la serie histórica empleada en el entrenamiento, incorporando campañas con condiciones productivas y ambientales contrastantes.

La Tabla N°4 presenta el resumen de los rendimientos observados y predichos para cada cultivo y campaña, junto con las métricas utilizadas para evaluar el ajuste del modelo. Estos resultados permiten analizar la capacidad predictiva alcanzada por el modelo antes de su aplicación sobre la totalidad de la superficie agrícola provincial.

Tabla N°4: Resumen de los rendimientos observados y predichos para soja y maíz, junto con los indicadores de error obtenidos mediante validación cruzada.

Cultivo	Campaña	Rend. Observado (qq/ha)	Rend. Predicho (qq/ha)	Obs.	MAPE (%)
Maíz	2020/21	84,5	83,7	945	16,00
	2021/22	76,5	76,4	901	22,00
	2022/23	47,7	48	869	56,00
	2023/24	72,2	72,8	559	23,00
	2024/25	78,6	78,7	387	21,00
	2025/26	79,6	79,1	367	24,00
Soja	2020/21	33,5	33,5	1.055	19,00
	2021/22	32,8	32,9	1.255	20,00
	2022/23	16,7	17	1.187	45,00
	2023/24	32,9	33	542	22,00
	2024/25	34,1	34,2	634	18,00
	2025/26	33,6	33,6	464	19,00

Fuente: IDECOR, 2026.

Los resultados presentados evidencian una adecuada capacidad del modelo para reproducir los rendimientos observados en distintos contextos productivos. Si bien se observan diferencias en los niveles de error entre campañas, los mayores desvíos se concentran en años con comportamientos productivos atípicos respecto del conjunto histórico. En términos generales, la proximidad entre los rendimientos observados y los estimados indica que el modelo proporciona un nivel de ajuste satisfactorio para su aplicación en la generación de estimaciones de rendimiento a escala provincial.

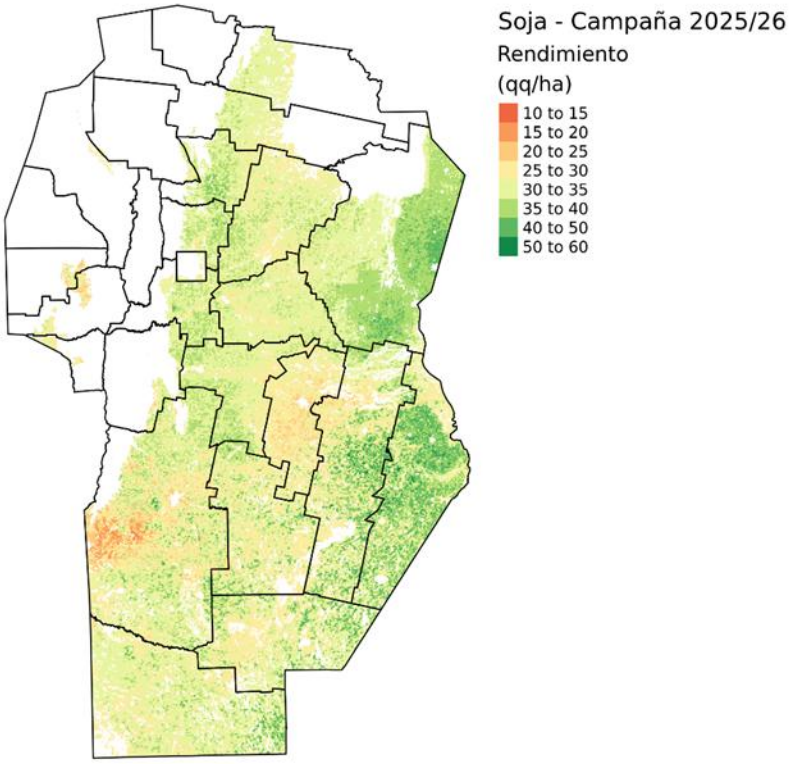
3.4 Resultados obtenidos

El modelo desarrollado permitió estimar los rendimientos de soja y maíz sobre la totalidad de la superficie agrícola provincial, integrando información climática, edáfica, topográfica y satelital mediante una grilla regular de 25 hectáreas. Los resultados obtenidos muestran

patrones espaciales consistentes con las principales regiones productivas de Córdoba y reflejan adecuadamente la heterogeneidad ambiental incorporada mediante las variables utilizadas en el proceso de modelado.

En el caso de la soja, el rendimiento promedio provincial estimado alcanzó los 33 qq/ha. Los valores predichos presentaron una amplia variabilidad espacial, con rendimientos mínimos cercanos a 13 qq/ha y máximos superiores a 58 qq/ha, reflejando las diferencias ambientales y productivas existentes dentro del territorio provincial. Los mayores rendimientos se concentraron principalmente en los departamentos del sudeste provincial y en sectores del centro-este de Córdoba, coincidiendo con las áreas de mayor aptitud agrícola (Figura N°4).

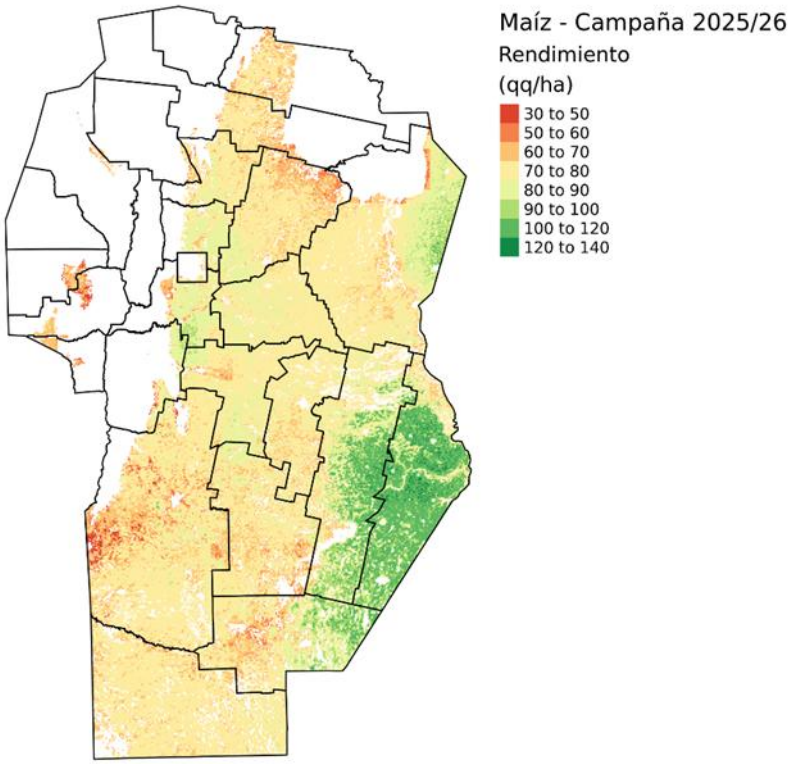
Figura N°4. Mapa de rendimientos estimados de soja para la campaña 2025/26.



Fuente: IDECOR, 2026.

Para el maíz, el rendimiento promedio provincial fue de 78 qq/ha, ubicándose entre los valores más elevados observados en la serie histórica reciente. Las predicciones oscilaron entre aproximadamente 33 qq/ha y 135 qq/ha, evidenciando la amplitud de situaciones productivas presentes en la provincia. Los mayores rendimientos se localizaron principalmente en el sudeste provincial, especialmente en los departamentos de Marcos Juárez y Unión, mientras que los valores más bajos se registraron en sectores del norte y oeste provincial (Figura N°5).

Figura N°5. Mapa de rendimientos estimados de maíz para la campaña 2025/26.



Fuente: IDECOR, 2026.

La distribución espacial de los rendimientos estimados muestra una clara diferenciación entre las principales regiones agrícolas de Córdoba. En términos generales, las áreas con mejores condiciones edáficas y mayor disponibilidad hídrica presentaron los valores más elevados, mientras que los ambientes con mayores limitaciones mostraron rendimientos relativamente inferiores. Estos patrones coinciden con el comportamiento productivo históricamente observado en la provincia y aportan evidencia adicional sobre la capacidad del modelo para representar la variabilidad territorial de los rendimientos agrícolas. La Tabla N°5 presenta un resumen estadístico de los rendimientos estimados para ambos cultivos.

Tabla N°5. Estadística descriptiva de la predicción de los rendimientos por cultivo.

Cultivo	Media (qq/ha)	CV (%)	Min	Max
Maíz	78	15	33	135
Soja	33	14	13	58

Fuente: IDECOR, 2026.

Los resultados muestran que ambos cultivos presentan una variabilidad espacial moderada a escala provincial. El maíz registró un coeficiente de variación del 15%, mientras que en soja el valor alcanzó el 14%, indicando una dispersión relativamente baja de los rendimientos respecto de sus medias provinciales. Estos resultados sugieren un comportamiento productivo relativamente homogéneo en gran parte de la superficie agrícola, aunque persisten contrastes territoriales asociados a diferencias en las condiciones ambientales y productivas presentes en la provincia.

4. Estimación de la producción de soja y maíz

La estimación de la producción agrícola se realizó integrando la información proveniente del mapa de cultivos y de los modelos de predicción de rendimiento. Para ello, las superficies clasificadas como soja y maíz fueron intersectadas con la grilla regular de 25 hectáreas utilizada en la estimación de rendimientos, permitiendo asignar a cada unidad espacial un valor de rendimiento y una superficie cultivada.

La producción de cada celda se obtuvo multiplicando la superficie sembrada por el rendimiento estimado correspondiente. Posteriormente, los valores individuales fueron agregados para obtener estimaciones de producción a distintas escalas territoriales, incluyendo departamentos y el total provincial.

De manera simplificada, la producción agrícola puede expresarse como:

$$\textbf{Producción} = \sum_{i=1}^{n} \quad Rendimiento\ i\ x\ Superficie\ i$$

donde:

- Producción: producción estimada de la unidad espacial.
- Rendimiento: rendimiento estimado (qq/ha).
- Superficie: superficie sembrada dentro de la unidad espacial.

4.1 Resultados provinciales

Los resultados obtenidos para la campaña agrícola 2025/26 muestran una producción estimada de 23,15 millones de toneladas de maíz y 13,88 millones de toneladas de soja en la provincia de Córdoba. En ambos cultivos, la producción resulta de la combinación entre la superficie identificada a partir del mapa de cultivos y los rendimientos estimados mediante los modelos desarrollados.

El maíz alcanzó una superficie estimada de 2,97 millones de hectáreas, con un rendimiento medio provincial de 78 qq/ha y una producción total estimada de 23,15 millones de toneladas.

Por su parte, la soja registró una superficie estimada de 4,19 millones de hectáreas, un rendimiento promedio de 33 qq/ha y una producción cercana a 13,88 millones de toneladas.

Tabla N°6. Superficie, rendimiento medio y producción estimada de soja y maíz. Campaña 2025/26.

Cultivo	Superficie (ha)	Rendimiento (qq/ha)	Producción (tn)
Maíz	2.968.057	78	23.150.845
Soja	4.189.848	33	13.876.777

Fuente: IDECOR, 2026.

En conjunto, ambos cultivos totalizaron aproximadamente 7,16 millones de hectáreas y una producción estimada de 37,03 millones de toneladas. La campaña 2025/26 se caracteriza así por una modificación importante en la distribución relativa de los principales cultivos estivales, con una fuerte recuperación de la superficie destinada a maíz y una reducción del área ocupada por soja respecto del ciclo anterior.

4.2 Producción de soja a nivel departamental

La Tabla N°7 presenta la superficie sembrada, el rendimiento promedio y la producción estimada de soja para la campaña 2025/26 a nivel departamental. Los resultados muestran una distribución territorial heterogénea, asociada tanto a las diferencias en la superficie destinada al cultivo como a los rendimientos alcanzados en las distintas regiones de la provincia.

Tabla N°7. Soja. Superficie sembrada, rendimiento y producción estimada a nivel departamental.

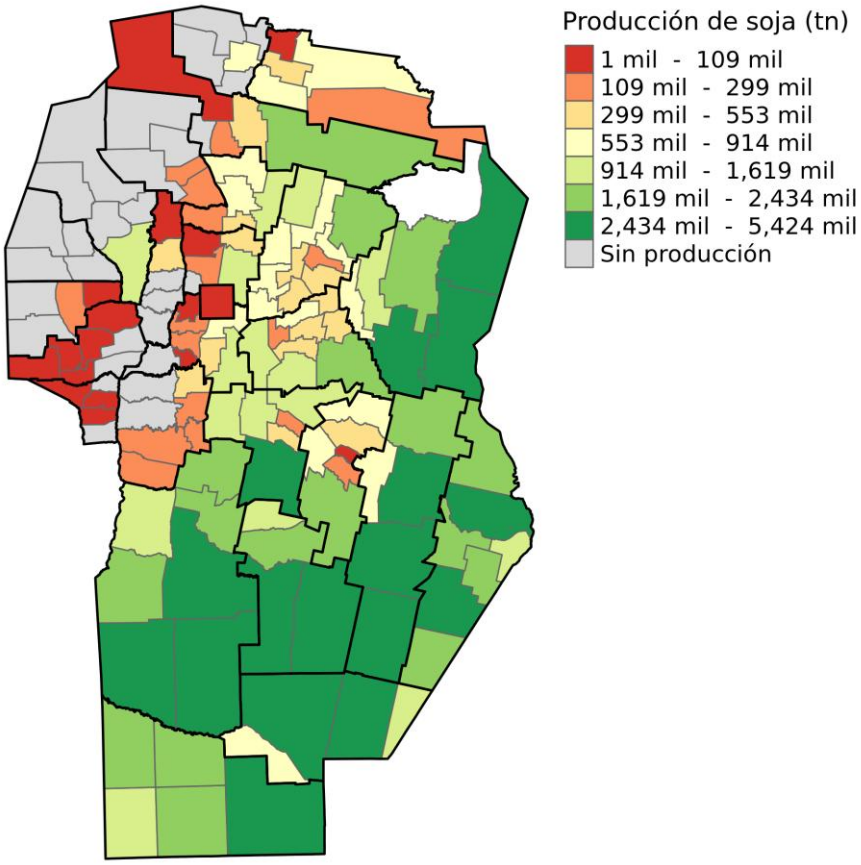
Departamentos	qq_soja_26	sup_soja_26	prod_soja_26
CALAMUCHITA	33	37.100	116.884
CAPITAL	31	126	392
COLÓN	34	54.694	187.093
CRUZ DEL EJE	31	194	0
GENERAL ROCA	32	364.477	1.184.020
GENERAL SAN MARTÍN	28	167.738	467.071
ISCHILÍN	32	7.183	21.699
JUÁREZ CELMAN	32	281.636	908.849
MARCOS JUÁREZ	37	438.811	1.663.013
POCHO	29	6.971	19.491
PTE ROQUE SÁENZ PEÑA	32	242.829	810.347
PUNILLA	-	-	-
RÍO CUARTO	31	661.067	2.075.922
RÍO PRIMERO	32	241.790	790.419
RÍO SECO	32	54.160	172.034
RÍO SEGUNDO	32	225.087	734.456
SAN ALBERTO	29	6.626	17.374
SAN JAVIER	29	2.727	5.363
SAN JUSTO	36	463.071	1.675.686
SANTA MARIA	34	85.717	291.185
SOBREMONTE	-	-	-
TERCERO ARRIBA	33	234.014	779.153
TOTORAL	34	91.188	311.306
TULUMBA	32	65.921	213.713
UNION	33	408.574	1.387.690

Fuente: IDECOR, 2026.

En términos territoriales, Río Cuarto presentó la mayor superficie destinada a soja, con aproximadamente 661 mil hectáreas, y también la mayor producción departamental, con alrededor de 2,08 millones de toneladas. Le siguieron Marcos Juárez, con aproximadamente 1,62 millones de toneladas, San Justo, con 1,68 millones, y Unión, con 1,39 millones de toneladas.

Los mayores rendimientos medios se registraron en Marcos Juárez, con aproximadamente 36,9 qq/ha, y San Justo, con 35,9 qq/ha. Asimismo, se destacan los rendimientos alcanzados en Colón y Totoral, con valores de aproximadamente 34,0 y 33,7 qq/ha, respectivamente. De esta manera, la producción departamental refleja la combinación entre la extensión de la superficie sembrada y la productividad alcanzada en cada región.

Figura N°6. Producción estimada de soja por pedanía en la provincia de Córdoba, campaña 2025/26.



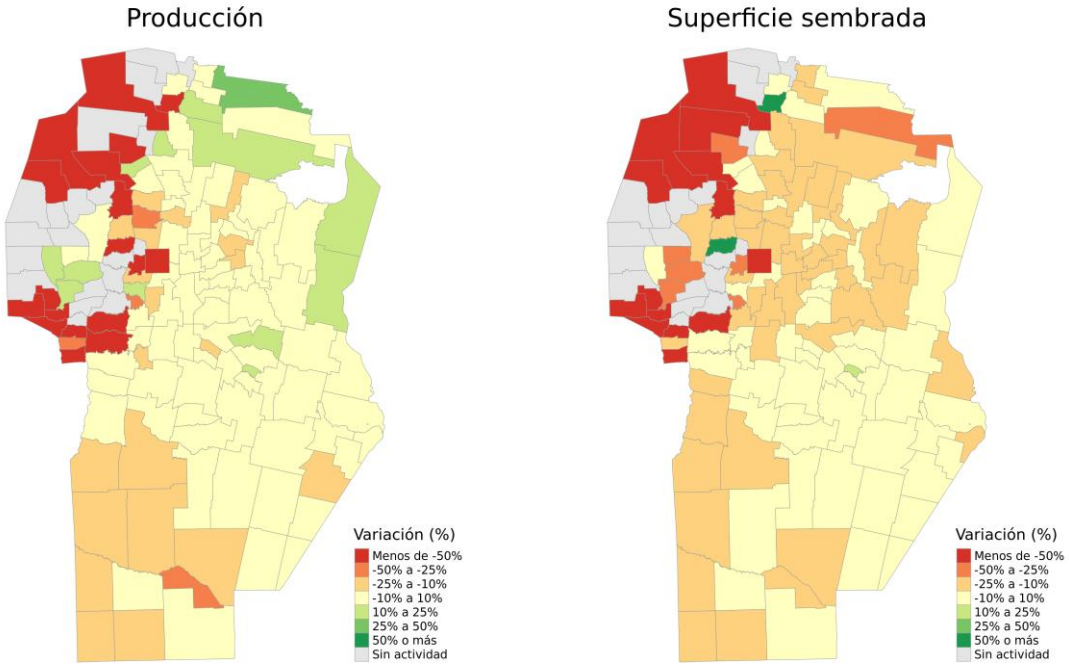
Fuente: IDECOR, 2026.

La distribución espacial de la producción de soja a nivel de pedanía muestra una marcada concentración en el este, sudeste y sur de la provincia, donde se combinan extensas superficies destinadas al cultivo con rendimientos relativamente elevados. En estas regiones se localizan las pedanías con los mayores volúmenes de producción, en concordancia con altos rendimientos promedios que presentan departamentos como Río Cuarto, Marcos Juárez, San Justo y Unión.

Hacia el centro y norte provincial se observan niveles de producción intermedios, mientras que en el oeste y noroeste predominan valores más bajos, asociados principalmente a una menor participación del cultivo dentro de la superficie disponible. El análisis a escala de pedanía permite, además, observar diferencias internas dentro de los departamentos que quedan parcialmente ocultas cuando los resultados se presentan únicamente de forma agregada a nivel departamental.

Con el objetivo de analizar los cambios territoriales de la campaña actual, se compararon la producción y la superficie sembrada de soja de la campaña 2025/26 respecto del promedio de las cinco campañas anteriores (2020/21 a 2024/25). Este análisis permite identificar las áreas donde se registraron aumentos, disminuciones o se mantuvo estable la presencia del cultivo respecto de las campañas anteriores.

Figura N°7. Variación relativa de la producción (izquierda) y de la superficie sembrada (derecha) de soja durante la campaña 2025/26 respecto del promedio de las campañas 2020/21 a 2024/25, a nivel de pedanía.



Fuente: IDECOR, 2026.

Los mapas muestran una distribución territorial heterogénea de las variaciones en producción y superficie sembrada. En un contexto de menor superficie implantada, el rendimiento medio de 33 qq/ha se ubicó entre los niveles más altos de las últimas campañas, atenuando parcialmente el impacto sobre la producción.

4.3 Producción de maíz a nivel departamental

La Tabla N°8 presenta la superficie sembrada, el rendimiento promedio y la producción estimada de maíz para la campaña 2025/26 a nivel departamental. Los resultados muestran una distribución territorial heterogénea, asociada tanto a las diferencias en la superficie destinada al cultivo como a los rendimientos alcanzados en las distintas regiones de la provincia.

Tabla N°8. Maíz. Superficie sembrada, rendimiento y producción estimada a nivel departamental, campaña 2025/26.

Departamentos	qq_maiz_26	sup_maiz_26	prod_maiz_26
CALAMUCHITA	79	30.217	232.484
CAPITAL	76	200	1.529
COLÓN	79	51.624	404.031
CRUZ DEL EJE	68	0	0
GENERAL ROCA	74	300.602	2.151.072
GENERAL SAN MARTÍN	75	110.246	795.295
ISCHILÍN	71	4.496	28.581

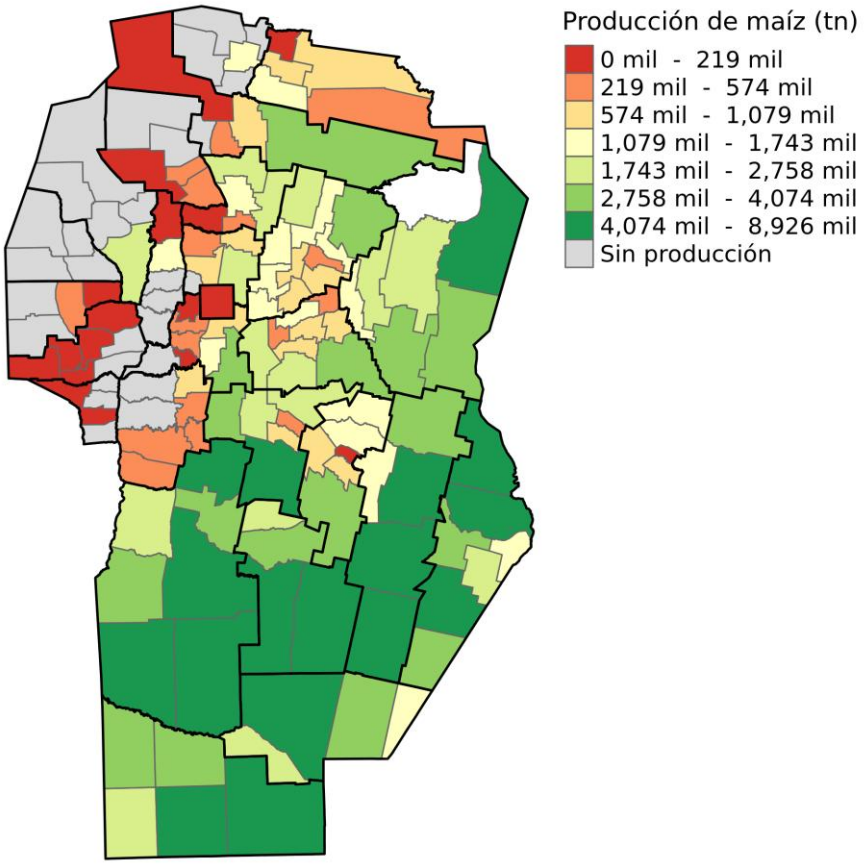
Departamentos	qq_maiz_26	sup_maiz_26	prod_maiz_26
JUÁREZ CELMAN	74	212.830	1.551.982
MARCOS JUAREZ	102	247.668	2.610.893
POCHO	63	3.549	22.149
PTE ROQUE SÁENZ PEÑA	80	166.805	1.313.567
PUNILLA	-	-	-
RÍO CUARTO	72	509.475	3.643.602
RÍO PRIMERO	73	197.447	1.435.964
RÍO SECO	70	52.140	361.755
RÍO SEGUNDO	78	156.588	1.212.638
SAN ALBERTO	63	3.009	18.863
SAN JAVIER	64	482	1.724
SAN JUSTO	78	239.091	1.840.013
SANTA MARIA	79	76.548	615.642
SOBREMONTE	-	-	-
TERCERO ARRIBA	78	178.859	1.375.883
TOTORAL	76	80.942	609.877
TULUMBA	71	58.130	415.605
UNION	89	260.192	2.353.021

Fuente: IDECOR, 2026.

En términos territoriales, Río Cuarto presentó la mayor superficie destinada a maíz, con aproximadamente 509 mil hectáreas, y también la mayor producción departamental, con alrededor de 3,64 millones de toneladas. Le siguieron Marcos Juárez, con aproximadamente 2,61 millones de toneladas, Unión, con 2,35 millones, y General Roca, con 2,15 millones de toneladas.

Los mayores rendimientos medios se registraron en Marcos Juárez, con aproximadamente 102 qq/ha, y Unión, con 89,0 qq/ha. Asimismo, se destacan los rendimientos alcanzados en Presidente Roque Sáenz Peña y Santa María, con valores cercanos a 79,6 y 79,4 qq/ha, respectivamente. De esta manera, la producción departamental refleja la combinación entre la extensión de la superficie sembrada y la productividad alcanzada en cada región.

Figura N°8. Producción estimada de maíz por pedanía en la provincia de Córdoba, campaña 2025/26.



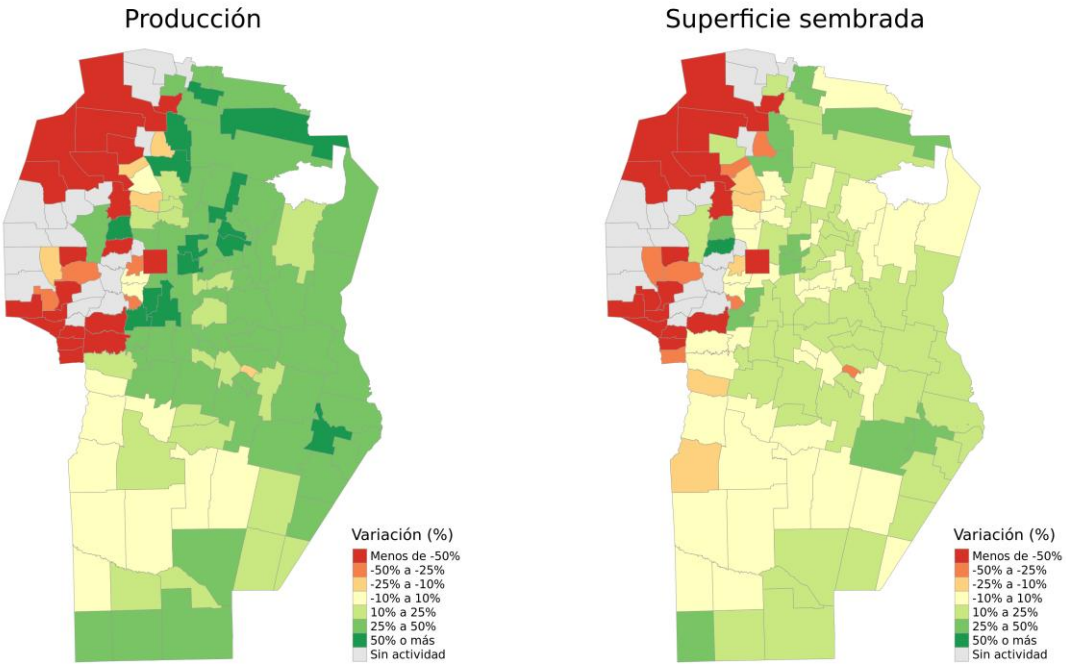
Fuente: IDECOR, 2026.

La distribución espacial de la producción de maíz a nivel de pedanía muestra una importante concentración en el sur, sudeste y este de la provincia, donde se combinan extensas superficies destinadas al cultivo con rendimientos relativamente elevados. En estas regiones se localizan las pedanías con los mayores volúmenes de producción, en concordancia con la relevancia productiva que presentan departamentos como Río Cuarto, Marcos Juárez, Unión y General Roca. Los datos por pedanía muestran, además, una marcada heterogeneidad de los rendimientos dentro del territorio provincial.

Hacia sectores del centro y norte provincial se observan niveles de producción intermedios, mientras que en el oeste y noroeste predominan valores más bajos, asociados principalmente a una menor superficie destinada al cultivo. El análisis a escala de pedanía permite, además, observar diferencias internas dentro de los departamentos que quedan parcialmente ocultas cuando los resultados se presentan únicamente de forma agregada a nivel departamental

Con el objetivo de analizar los cambios territoriales de la campaña actual, se compararon la producción y la superficie sembrada de maíz de la campaña 2025/26 respecto del promedio de las cinco campañas anteriores (2020/21 a 2024/25). Este análisis permite identificar las áreas donde se registraron aumentos, disminuciones o se mantuvo relativamente estable la presencia del cultivo respecto de las campañas anteriores.

Figura N°9. Variación relativa de la producción (izquierda) y de la superficie sembrada (derecha) de maíz durante la campaña 2025/26 respecto del promedio de las campañas 2020/21 a 2024/25, a nivel de pedanía.



Fuente: IDECOR, 2026.

Las variaciones muestran una relativa estabilidad de la superficie sembrada en gran parte de la provincia, mientras que la producción presentó incrementos más extendidos, principalmente en el centro y este provincial. Las disminuciones de ambas variables se concentraron mayormente en el oeste y noroeste. En este contexto, el rendimiento medio alcanzó 78 qq/ha, favoreciendo el aumento de la producción durante la campaña 2025/26.

6. Conclusiones

La campaña 2025/26 amplía a seis campañas consecutivas la serie de estimaciones agrícolas desarrollada conjuntamente por el Ministerio de Bioagroindustria e IDECOR. Este trabajo consolida la disponibilidad de información espacialmente explícita sobre superficie sembrada, rendimientos y producción de los principales cultivos estivales de la provincia.

Los resultados obtenidos muestran cambios en la distribución relativa de la superficie destinada a soja y maíz respecto de campañas recientes, mientras que los rendimientos estimados para ambos cultivos se ubicaron entre los valores más altos de la serie analizada. En conjunto, los resultados reflejan una campaña con niveles productivos elevados y sin situaciones de caída generalizada de rendimientos como las observadas en campañas con restricciones climáticas severas.

El análisis espacial evidencia diferencias territoriales persistentes en la distribución de la superficie, los rendimientos y la producción, observándose una concentración de los mayores niveles productivos en las principales regiones agrícolas del este, sudeste y sur provincial. La disponibilidad de información a escala departamental y de pedanía complementa la visión provincial y aporta un mayor nivel de detalle para el seguimiento de la dinámica agrícola.

Desde el punto de vista metodológico, la estabilidad de las métricas de desempeño a lo largo de seis campañas confirma la solidez del esquema de trabajo, tanto para la clasificación de cultivos como para la estimación de rendimientos. También muestra el valor de integrar registros administrativos, como las recetas fitosanitarias y los seguros multirriesgo, como fuente de verdad de campo a escala provincial. Sin embargo, el mayor error del modelo en campañas atípicas como 2022/23 indica que su desempeño depende de que la serie histórica contenga situaciones similares, lo que limita su capacidad para anticipar escenarios extremos.

La continuidad del programa consolida así no solo una serie de datos, sino una capacidad institucional para el seguimiento de la agricultura cordobesa basada en evidencia.

7. Referencias

Achanta, R., & Susstrunk, S. (2017). Superpixels and Polygons Using Simple Non-Iterative Clustering. En *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),* pp. 4651-4660.

Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Dash, J., & Curran, P. J. (2007). Evaluation of the MERIS terrestrial chlorophyll index (MTCI). *Advances in Space Research,* 39(1), 100-104. https://doi.org/10.1016/j.asr.2006.02.034

Ferreiro, A. M., Sandon, L., Elseser, A., Fuentes, M. L. & Morales, H. (2026). Mapa de Cobertura y Uso de Suelo de la Provincia de Córdoba 2024-2025. *Infraestructura de Datos Espaciales de Córdoba (IDECOR)*. https://mapascordoba.gob.ar/viewer/mapa/647

Gitelson, A. A., & Merzlyak, M. N. (1997). Remote estimation of chlorophyll content in higher plant leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 18(12), 2691-2697. https://doi.org/10.1080/014311697217558

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment, 202*, 18–27. https://doi.org/10.3390/10.1016/j.rse.2017.06.031

Huete, A., Justice, C., & Liu, H. (1994). Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment, 49*, 224–234.

Meinshausen, N. (2006). Quantile Regression Forests. *Journal of Machine Learning Research*, 7, 983-999.

Monzani, F., Córdoba, M., Carranza, J. P., Pozzi Tay, E., Sandon, L., Morales, H., Piumetto, M., Michelini, A., Jachuf, J., & Salinas, C. (2022). Mapa de Área Sembrada, Rindes y Producción de Soja y Maíz, Campaña 2021/2022, Provincia de Córdoba. Ministerio de Bioagroindustria de la Provincia de Córdoba. INTA Centro Regional e IDECOR. https://mapascordoba.gob.ar/viewer/mapa/394

Monzani, F., Pozzi Tay, E., Córdoba, M., Sandon, L., Carranza, J. P., Morales, H., & Piumetto, M. (2023). Mapa de Área Sembrada, Rindes y Producción de Soja y Maíz, Campaña 2022/2023, Provincia de Córdoba. Ministerio de Bioagroindustria de la Provincia de Córdoba. INTA Centro Regional e IDECOR. https://mapascordoba.gob.ar/viewer/mapa/463

Monzani, F., Pozzi Tay, E., Mariño, F., Córdoba, M., & Morales, H. (2024). Mapa de Área Sembrada, Rindes y Producción de Soja y Maíz, Campaña 2023/2024, Provincia de Córdoba. Ministerio de Bioagroindustria de la Provincia de Córdoba. INTA Centro Regional e IDECOR. https://mapascordoba.gob.ar/viewer/mapa/535

Monzani, F., Ferreiro, A. M., Córdoba, M., Morales, H., & Fuentes, L. (2025). Mapa de Área Sembrada, Rindes y Producción de Soja y Maíz, Campaña 2024/2025, Provincia de Córdoba. Ministerio de Bioagroindustria de la Provincia de Córdoba. INTA Centro Regional e IDECOR. https://mapascordoba.gob.ar/viewer/mapa/606

Muñoz-Sabater, J., Dutra, E., Agustí-Panareda, A., Albergel, C., Arduini, G., Balsamo, G., Boussetta, S., Choulga, M., Harrigan, S., Hersbach, H., Martens, B., Miralles, D. G., Piles, M., Rodríguez-Fernández, N. J., Zsoter, E., Buontempo, C., & Thépaut, J.-N. (2021).

Pasquarella, V. J., Brown, C. F., Czerwinski, W., & Rucklidge, W. J. (2023). Comprehensive Quality Assessment of Optical Satellite Imagery Using Weakly Supervised Video Learning. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2125-2135.

Pebesma, E. (2018). Simple Features for R: Standardized Support for Spatial Vector Data. *The R Journal*, 10(1), 439-446.

Pebesma, E., & Bivand, R. (2023). *Spatial Data Science: With Applications in R*. Chapman and Hall/CRC. https://doi.org/10.1201/9780429459016

QGIS Development Team. (2022). *QGIS geographic information system*. QGIS Association. https://www.qgis.org

R Core Team. (2022). R: A Language and Environment for Statistical Computing [Software]. *R Foundation for Statistical Computing*. https://www.R-project.org/

Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In *Third ERTS Symposium* (NASA SP-351, pp. 309–317).

Salomonson, V. V., Barnes, W. L., Maymon, P. W., Montgomery, H. E., & Ostrow, H. (1989). MODIS: Advanced facility instrument for studies of the Earth as a system. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 27(2), 145-153. https://doi.org/10.1109/36.20292

idecor.gob.ar

mapascordoba.gob.ar

idecor@cba.gov.ar

IDECOR