PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA ARGENTINA

Ingeniería Agronómica

MONITOREO Y CARACTERIZACIÓN DE LA PRODUCTIVIDAD DE UN CULTIVO DE MAÍZ UTILIZANDO IMÁGENES SATELITALES

Trabajo final de graduación para optar por el título de:
Ingeniero Agrónomo

Autor: Bautista Aramburu

Tutores: María Del Rosario Iturralde

Agradecimientos

En primer lugar a mis Padres, por haberme enseñado la importancia de estudiar, por haberme dado la oportunidad de hacerlo, por su constante compañía en cada paso de la carrera, por sus consejos, y por todo lo que hacen por mi día a día.

A María Del Rosario Iturralde, por su enorme dedicación de manera desinteresada a este trabajo, su profesionalismo y entusiasmo para llevarlo a cabo. Por su constante predisposición para responder dudas o dar una mano sin importar el motivo. Por poner a disposición su conocimiento, experiencia y metodología de trabajo para que esta investigación pueda llevarse cabo.

A Alejandro Aramburu, no solo por haber puesto a disposición los lotes en los que se hizo este trabajo, sino por su constante generosidad a lo largo del tiempo que llevó hacerlo, poniendo a disposición conocimientos, contactos, herramientas y demás elementos de la operatoria de su actividad de manera genuina y desinteresada.

Al INTA Olavarría y todo su equipo por haberme permitido realizar esta investigación en el marco de su prestigio como institución y por haber sido un pilar fundamental en este trabajo. Además de su disposición ante consultas de cualquier temática.

A mi familia, por su contante apoyo y acompañamiento durante estos años.

A mis amigos, por acompañarme y allanar este camino universitario para que haya sido más fácil de transitar.

A la UCA, por su excelente formación técnica y humanística, y por transmitir valores esenciales para la vida en sociedad.

A todas las personas que colaboraron de diferentes maneras con que este trabajo y mi carrera puedan llevarse a cabo.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1. INTRODUCCIÓN 1
1.1. Contexto productivo del maíz de segunda en la región 1
1.2. Agricultura digital 1
1.3. SIG y teledetección 2
1.4. Mapas de rendimiento. 3
1.5. Objetivo 4
2. MATERIALES Y MÉTODOS 5
2.1. Sitio de estudio 5
2.2. Relevamiento de datos campo en lotes de maíz 6
2.3. Seguimiento del IVN en los cultivos de maíz 7
2.4. Análisis estadístico 8
3. RESULTADOS 10
3.1. Seguimiento a campo del cultivo 10
3.2. Seguimiento del cultivo con imágenes satelitales 13
3.3. Productividad del cultivo de maiz 16
3.4. Correlación entre mapas de IVN y rendimiento 18
4. DISCUSIÓN 19
5. CONCLUSIONES 22
6. BIBLIOGRAFÍA 23
7. ANEXOS 27

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Resumen de datos relevados a campo de los lotes 1 y 2 durante la campaña 23/24. Estado de desarrollo del maíz según escala de Ritchie (Ritchie et al, 1993). 13

Tabla 2. Datos estadísticos de los mapas de rendimiento. 16

Tabla 3. Coeficiente de correlación de Pearson entre los mapas de valores máximos de IVN calculado con imágenes Landsat 8 y Sentinel 2 y los mapas de rendimiento de los lotes 1 y 2. 18

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Imagen de los lotes de estudio en color natural tomada de mapa base de Google. 5

Figura 2. Ubicación de los lotes de estudio en la provincia de Buenos Aires. 6

Figura 3. Mapa de suelos de la zona de estudio. En verde el complejo se observa la serie Mar del Plata. El marcador amarillo indica la ubicación de los lotes. 6

Figura 4. Mapa de ubicación sitios de observación del cultivo en el partido de Olavarría. ... 7

Figura 5. Precipitaciones mensuales (mm) en el partido de Olavarría durante el ciclo del cultivo entre diciembre de 2023 y agosto de 2024. Datos provenientes del Servicio Meteorológico Nacional. 11

Figura 6. Evolución de la temperatura máxima, media y mínima (°C) en el partido de Olavarría durante el ciclo del cultivo. Datos provenientes del Servicio Meteorológico Nacional. 11

Figura 7. Foto izquierda síntomas en planta síndrome achaparramiento del maíz, fecha: 10/4/24. Foto derecha síntomas en espigas síndrome achaparramiento del maíz fecha: 17/5/24. 12

Figura 8. Evolución del IVN durante el ciclo del cultivo de maíz de segunda en los lotes 1 y 2. Datos calculados con imágenes de la misión satelital Landsat 8. 14

Figura 9. Evolución del IVN durante el ciclo del cultivo de maíz de segunda en los lotes 1 y 2. Datos calculados con imágenes de la misión satelital Sentinel 2. 15

Figura 10. Media de IVN durante el ciclo del cultivo de los lotes 1 y 2. Datos calculados con imágenes de la misión satelital Sentinel 2. 15

Figura 11. Media de IVN durante el ciclo del cultivo de los lotes 1 y 2. Datos calculados con imágenes de la misión satelital Landsat 8. 16

Figura 12. Mapa de rendimiento (tn/ha) del lote 1 elaborado a partir del método de interpolación IDW utilizando QGIS a partir de datos del monitor de rendimiento. 17

Figura 13. Mapa de rendimiento (tn/ha) del lote 2 elaborado a partir del método de interpolación IDW utilizando QGIS a partir de datos del monitor de rendimiento. 17

RESUMEN

El presente trabajo tuvo como objetivo analizar la evolución temporal del índice de vegetación normalizado (IVN) y su relación con la productividad en dos lotes de un cultivo de maíz de segunda en el partido de Olavarría, provincia de Buenos Aires. Para ello se utilizaron imágenes satelitales de las misiones Sentinel 2 y Landsat 8, procesadas en la plataforma Google Earth Engine, y datos de rendimiento obtenidos mediante el monitor de una cosechadora. El análisis incluyó también un seguimiento a campo del estado fenológico, sanitario y general del cultivo. El IVN permitió identificar momentos clave del desarrollo, siendo el valor máximo 0,72 en promedio en ambos lotes y satélites. Se observaron diferencias en la frecuencia de adquisición de imágenes entre misiones, destacándose la mayor resolución temporal de Sentinel-2. Los rendimientos promedio fueron de 3,71 y 3,86 t/ha para los dos lotes evaluados, afectados por una emergencia despareja, presión de malezas y síntomas de achaparramiento del maíz por fitoplasma. El análisis de correlación entre IVN y rendimiento vario entre 0.31 y 0.52. El uso de datos satelitales, mapas de rendimiento y observaciones agronómicas permitió caracterizar el comportamiento del cultivo en función de su ciclo y condiciones de manejo. Los resultados demuestran el valor de la agricultura digital y la teledetección como herramientas para el monitoreo productivo y la toma de decisiones informadas.

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Contexto productivo del maíz de segunda en la región

La agricultura es la práctica de cultivar la tierra para producir alimentos, fibras y combustibles. Esta práctica incluye la preparación del suelo, el acondicionamiento de las semillas, el control de malezas, el cuidado de las plantas y la cosecha de los cultivos (FAO). En Argentina, la agricultura es de vital importancia para el desarrollo del país y las economías regionales, con una extensión cultivada anualmente de alrededor de los 30 millones de hectáreas (Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca; 2024). El maíz ocupa un lugar importante en esa superficie con 11 millones de hectáreas cultivadas, número que crece campaña tras campaña (Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca; 2024). La región Sur, como la denomina la Bolsa de Comercio de Rosario, y que incluye el sur de la provincia de Buenos Aires y la provincia de La Pampa, es la segunda productora a nivel nacional luego de la región Centro (Bolsa de Comercio de Rosario, 2025). En el partido de Olavarría la superficie sembrada con maíz se ubica entre las 40.000 y 50.000 hectáreas por campaña (Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca; 2025), y también crece año a año. Sin embargo, la mayor parte de la superficie total del partido se destina a la ganadería, por lo que los suelos agrícolas pueden ser utilizados para engorde o recría de animales.

El maíz de segunda es aquel que se siembra luego de un cultivo de invierno, en diciembre o los primeros días de enero. Debido a la mejora en la rentabilidad del cultivo, incluso superando a la soja es que ha ganado popularidad entre los productores y aumentando la superficie sembrada (Profertil, 2020).

En la última década el maíz de segunda ha tenido un crecimiento exponencial en cuanto a la superficie sembrada en el sudeste Buenos Aires. Hace 13 años la superficie sembrada era de 1,3 millones de hectáreas y hoy supera las 6,5 millones de hectáreas; este aumento se debe principalmente a la posibilidad de sincronizar la floración con períodos con más precipitaciones y menor evapotranspiración, además de ser una buena opción como cultivo de segunda (AAPRESID, 2024). Además, en la campaña 22-23, la red de ensayos de maíz de AAPRESID hizo evaluaciones de distintos híbiridos en distintas localidades de la provincia de Buenos Aires, obteniendo un rendimiento máximo de 4492 kg/ha y un mínimo de 4082 kg/ha (AAPRESID, 2023).

1.2. Agricultura digital

La agricultura digital es el conjunto de actividades (que incluye a la agricultura de precisión y a la de prescripción) basada en recopilación de datos de varias fuentes como

sensores de maquinarias, imágenes satelitales, registros climáticos y otros, intenta optimizar la productividad, beneficio económico y la sostenibilidad de los sistemas agrícolas. Su objetivo final es valerse de todas las fuentes de información posibles para, luego de procesarlas, poder “asignar a cada porción de tierra lo que necesita” en cantidades de semillas, fertilizantes y fitosanitarios a fin de ahorrar insumos, ser más eficientes y respetar el entorno (Gómez, J. A., & Pérez, M., 2018). Además, la agricultura de precisión permite una toma de decisiones sobre datos más certeros y tomados casi en tiempo real, acerca del estado del suelo, de la humedad, de las plagas o de la fotosíntesis de los cultivos.

1.3. SIG y teledetección

Los SIG (sistemas de información geográfica) son sistemas informáticos que permiten capturar, analizar y almacenar datos en relación con un punto determinado en la tierra (IBM, 2025). En agronomía, los SIG permiten gestionar variables agronómicas asociadas a la producción y relacionadas con el rinde de los cultivos, como lo son datos de muestreos de suelos por ambientes, características físicas y químicas del suelo, datos de campañas previas. Con esto y los conocimientos acerca de suelo, ecofisiología de cultivos y maquinarias, los especialistas en agronomía pueden lograr la mejor combinación de recursos disponibles para buscar el mejor rendimiento físico y/o económico que esa unidad de superficie está preparada para entregar, minimizando con esto a su vez el impacto ambiental (Bonadeo et. al., 2020).

La teledetección es la ciencia y tecnología que permite la recopilación de datos acerca de objetos sin estar en contacto físico directo con ellos, esto se logra con sensores especializados, ubicados en satélites, aviones o drones, que captan la radiación electromagnética que emiten los objetos. La fuente de energía de la radiación puede ser natural (como la solar o la emitida por los objetos) o artificial (cuando los sensores emiten ondas que luego reflejan los objetos nuevamente hacia el sensor, como los radares). En agronomía la teledetección es útil para conocer el estado de los cultivos en cuanto a estado fenológico, plagas, optimización del riego, evaluación del rendimiento, entre otros. (Robalo Cabrera et. al., 2024).

Las misiones satelitales Landsat 8 y Sentinel-2 constituyen recursos clave para la agricultura de precisión y el monitoreo ambiental. Landsat 8, lanzado en 2013 como parte del programa Landsat de la NASA y el USGS, ofrece imágenes multiespectrales con una resolución espacial de 30 metros para la mayoría de sus bandas, cubriendo un ciclo de revisita de 16 días. Por su parte, Sentinel-2, operado por la Agencia Espacial Europea (ESA) dentro del programa Copernicus, está compuesto por dos satélites (Sentinel-2A

lanzado en 2015 y Sentinel-2B en 2017) que combinados permiten un tiempo de revisita de 5 días y proporcionan imágenes con resoluciones de 10, 20 y 60 metros según la banda espectral. Ambos satélites capturan información en rangos visibles, infrarrojos cercanos y bandas de borde rojo, lo que los hace especialmente valiosos para calcular índices de vegetación, detectar estrés hídrico, estimar biomasa y analizar cambios en la cobertura del suelo. Un aspecto destacado es que los datos generados por estas misiones son de acceso libre y gratuito, lo que favorece su uso masivo en aplicaciones agrícolas, forestales, de ordenamiento territorial y de investigación científica en todo el mundo.

Combinando los SIG y la teledetección, se pueden recopilar datos que reflejen el estado del cultivo en cada porción del terreno a fin de conocer el rendimiento esperado de un cultivo; lo que es muy útil para quienes participan en la actividad agrícola, ya que permite anticipar escenarios y tomar decisiones. El índice más difundido para este fin es el índice de vegetación de diferencia normalizada (IVN), se trata de un índice espectral para el seguimiento fenológico de los cultivos que ha ganado importancia por su alta resolución espacio-temporal (Cano-Mejía, et. Al., 2025). Se construye utilizando la información de dos bandas espectrales: la banda del infrarrojo cercano (NIR, Near Infrared) y la banda del rojo (RED). La vegetación sana refleja con gran intensidad la radiación en el infrarrojo cercano debido a la estructura celular de las hojas, mientras que absorbe fuertemente la radiación en la banda del rojo por la presencia de clorofila, que interviene en la fotosíntesis. La fórmula del IVN se expresa como IVN = (NIR - RED) / (NIR + RED), donde la diferencia y normalización de ambas bandas permiten resaltar la proporción de vegetación fotosintéticamente activa. Los valores del índice oscilan entre -1 y 1: valores cercanos a 1 indican una vegetación densa y saludable, mientras que valores cercanos a 0 o negativos corresponden a suelos desnudos, agua, nieve o áreas urbanizadas.

1.4. Mapas de rendimiento.

Los mapas de rendimiento surgen a partir de la combinación de la tecnología GPS con los monitores de rendimiento y permiten mapear los rindes a medida que se realiza la cosecha, teniendo como out-put un mapa con el rendimiento del cultivo para cada punto del lote (Zajac et. al., 2023). A partir de estos datos se puede obtener información útil para conocer mejor cómo se distribuye el rinde en cada lote, y así, por ejemplo, poder dividirlo según el potencial productivo de cada zona. Por otro lado, los mapas de rinde pueden utilizarse para comparar la información productiva de un cultivo con otro tipo de variables indirectas que permitan hacer estimaciones sobre el rendimiento, como puede

ser el IVN. A partir de este índice y utilizando fórmulas específicas se podría tener una estimación acertada del rinde de un cultivo (Rivas et. al., 2011).

1.5. Objetivo

Objetivo general: Analizar el comportamiento temporal del índice de vegetación normalizado (IVN), obtenido a partir de imágenes satelitales de las misiones Sentinel-2 y Landsat 8 y la productividad de un cultivo de maíz de segunda en el partido de Olavarría.

Objetivos específicos:

- Analizar la evolución temporal del índice IVN del cultivo de maíz a partir de imágenes satelitales de las misiones Landsat 8 y Sentinel-2, comparando la resolución espacial y frecuencia de adquisición de ambas fuentes.
- Elaborar mapas de rendimiento a partir de los datos obtenidos por el monitor de rendimiento de la cosechadora, aplicando técnicas de depuración y procesamiento espacial para su correcta interpretación.
- Evaluar la relación entre el IVN y la productividad del cultivo, mediante el cruce espacial de los índices obtenidos con los mapas de rendimiento, con el fin de identificar posibles patrones de correlación.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Sitio de estudio

El sitio en estudio se encuentra ubicado en el Cuartel XII del partido de Olavarría. El 20 de diciembre de 2023 se llevó a cabo la siembra de un cultivo de maíz en dos lotes contiguos (Figura 1), uno de 42 hectáreas y otro de 50 hectáreas. La ubicación geográfica de los lotes es: 36° 47' 54.96" S; 60° 30' 32.82" O, en el centro de la provincia de Buenos Aires (Figura 2). Según las cartas de suelo del INTA (2023), los suelos de la zona pertenecen al complejo Mar del Plata (representado en verde en la Figura 3), compuesto en un 70 % por la serie Mar del Plata y en un 30 % por la serie Balcarce. La serie Mar del Plata está constituida por suelos profundos, muy desarrollados, con aptitud agrícola, formados sobre sedimentos loéssicos franco limosos. Son suelos no salinos, no alcalinos, bien drenados y con pendientes suaves, entre el 1 % y el 3 %. Predominan los argiudoles típicos, hapludoles y argiudoles petrocálcicos. Por su parte, la serie Balcarce presenta características similares, aunque se diferencia por contar con suelos algo menos profundos, desarrollados sobre sedimentos loéssicos franco finos. Está compuesta principalmente por argiudoles petrocálcicos y se clasifica como moderadamente somera.

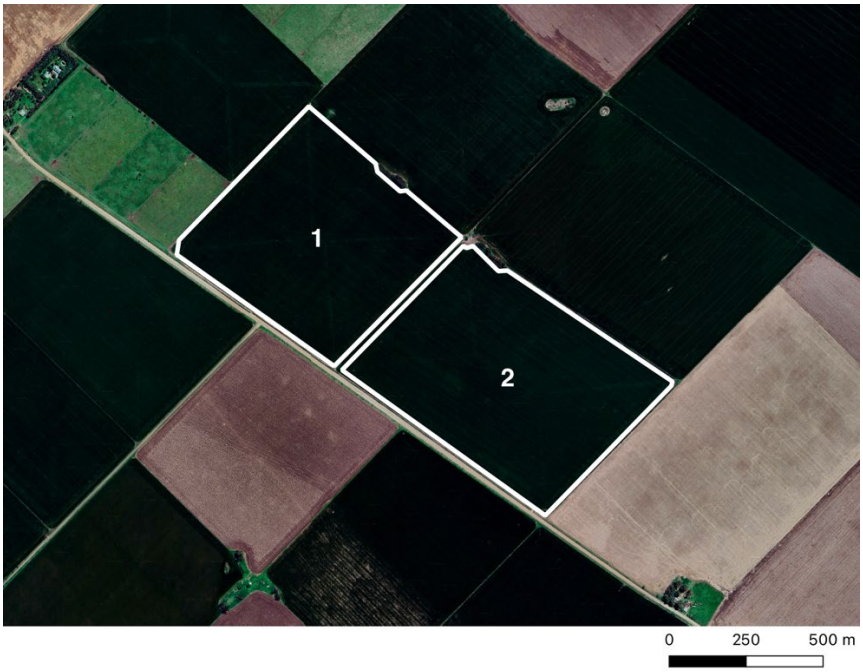

Figura 1. Imagen de los lotes de estudio en color natural tomada de mapa base de Google.

Figura 2. Ubicación de los lotes de estudio en la provincia de Buenos Aires.

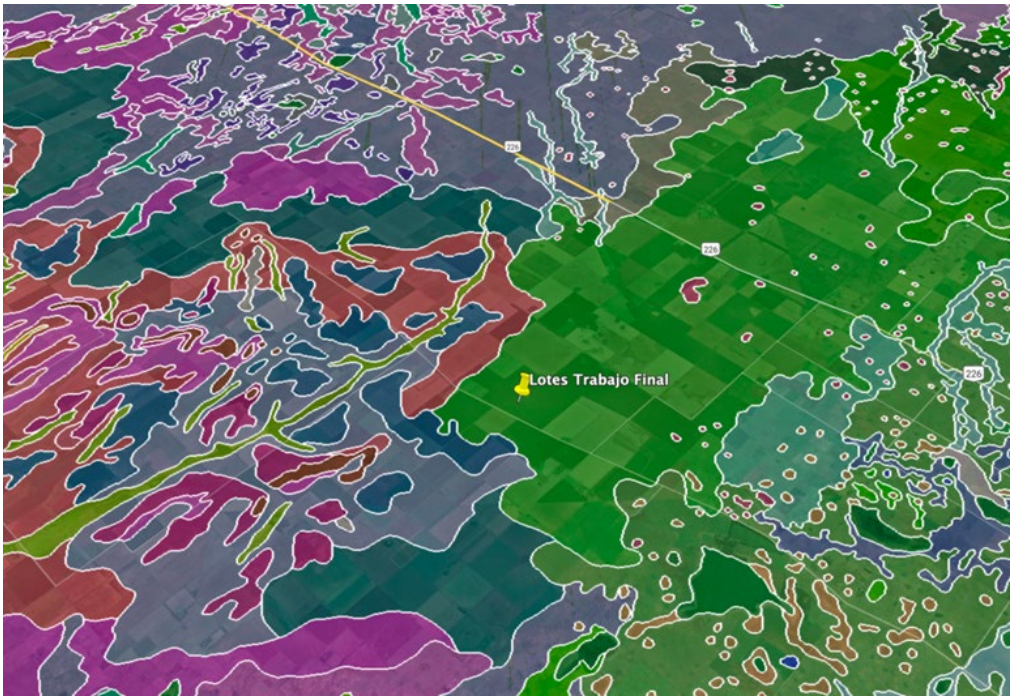

Figura 3. Mapa de suelos de la zona de estudio. En verde el complejo se observa la serie Mar del Plata. El marcador amarillo indica la ubicación de los lotes.

2.2. Relevamiento de datos campo en lotes de maíz

Durante el ciclo del cultivo se realizaron recorridas cada aproximadamente 15 días para comprobar el estado de desarrollo y la condición del maíz en ambos lotes. Se tomaron datos del estado fenológico utilizando la escala de Ritchie (Ritchie et al, 1993), las plagas, las enfermedades y la presión de malezas. Además, se hizo una descripción cualitativa del estado general teniendo en cuenta si era bueno, regular o malo. Las recorridas se hicieron en los dos lotes, pero tomando como referencia 6 puntos ubicados en lugares que se consideraron estratégicos dentro de cada uno, a fin de que los datos tomados en las recorridas sean lo más representativas posibles. Siempre alejado de las cabeceras al menos 40 metros. Se tomaron varias fotografías por punto, teniendo en cuenta poder capturar una planta entera, espigas para analizar su estado de desarrollo y vista del cultivo en general. Los datos fueron volcados cada día a una planilla y las fotos guardadas en una carpeta con su fecha y sitio, a fin de poder anexarlas y analizarlas en este trabajo. La cosecha del cultivo se realizó con una máquina John Deere modelo S670 con el monitor de rendimiento Harvest Monitor GreenStar3, el cual toma aproximadamente 1 dato por segundo. Los datos arrojados por el monitor fueron controlados con los pesos totales de los camiones que se cargaron con la mercadería de los lotes de este trabajo.

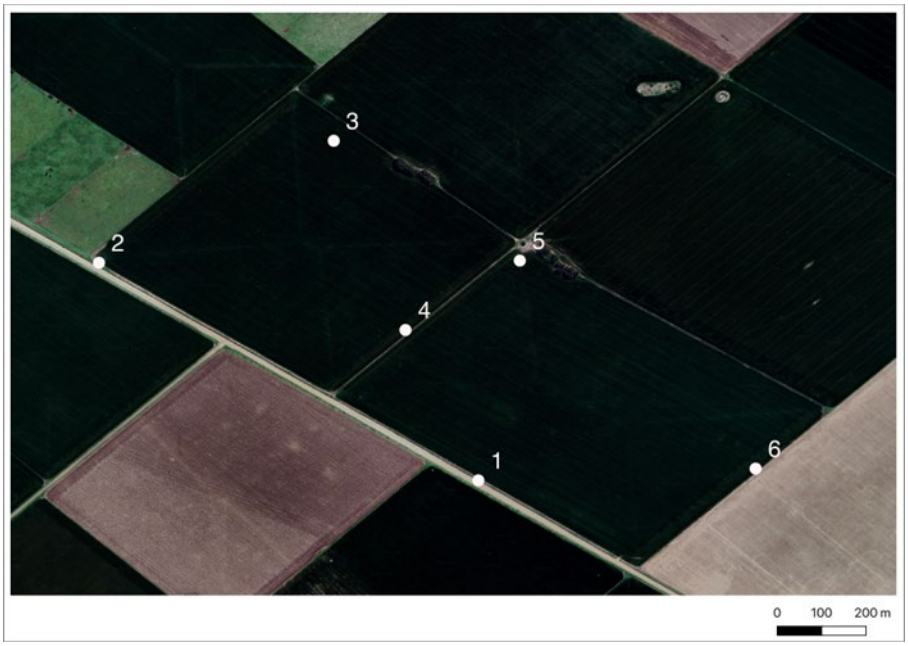

Figura 4. Mapa de ubicación sitios de observación del cultivo en el partido de Olavarría.

2.3. Seguimiento del IVN en los cultivos de maíz

Los datos de IVN de los lotes 1 y 2 se obtuvieron utilizando imágenes disponibles de las misiones satelitales Sentinel 2 de ESA y Landsat 8 de la NASA. El IVN, que relaciona la región visible y el infrarrojo cercano del espectro electromagnético, permite estimar que proporción de la luz solar es absorbida por las plantas para fotosintetizar, lo que está relacionado con el rendimiento en del cultivo. Para procesar las imágenes se usó el editor de código de Google Earth Engine en el lenguaje de programación Java Script (Gorelick et al, 2017). Se seleccionaron las imágenes disponibles tanto de Landsat 8 (LANDSAT/LC08/C02/T1_L2) y Sentinel2 (COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED). La resolución espacial de las imágenes Landsat 8 es de 30x30 metros, mientras que la de Sentinel 2 es de 10x10 metros. Se filtraron las imágenes con una nubosidad menor al 20% entre el 1/12/23 y el 16/8/24 y se visualizaron en color natural para descartar las que tuvieran algún efecto poco deseado (nubes, sombra de nubes, no cubrieron la totalidad del área de estudio. Posteriormente se procedió a elaborar los mapas de IVN utilizando QGIS (QGIS, 2025) y se calculó el promedio en la superficie de las parcelas en estudio, para elaborar las curvas de evolución del índice durante el ciclo del cultivo.

2.4. Análisis estadístico

La generación de los mapas de rendimiento se realizó a partir de los datos registrados por el monitor de rendimiento de la cosechadora. En primer lugar, se efectuó una depuración de la base de datos mediante la eliminación de valores extremos (por fuera de la media ± 3 desvíos), considerados atípicos por su posible origen en errores instrumentales o condiciones operativas no representativas. No se aplicaron filtros espaciales adicionales durante el procesamiento. Posteriormente, los datos depurados fueron interpolados y convertidos a formato ráster utilizando el software QGIS (QGIS, 2025), mediante el método de interpolación por ponderación inversa de la distancia (IDW, por sus siglas en inglés). Este método estima los valores en ubicaciones no muestreadas en función de los valores conocidos circundantes, ponderando su influencia inversamente con la distancia. Para esta interpolación se empleó un coeficiente de distancia (distance coefficient) de 30, lo que permitió generar una superficie continua del rendimiento en el lote con un equilibrio adecuado entre suavidad y detalle espacial (Cho, J. B. et al, 2021).

Para analizar la relación entre el IVN y el rendimiento del maíz, se procesaron datos de los mapas en la plataforma Google Colab, lo que permitió una integración directa con Google Drive para facilitar la carga, manipulación y almacenamiento de archivos en la nube. Se construyó un conjunto de datos unificado a partir de capas de IVN y valores de rendimiento espacialmente coincidentes. A través del entorno Python, se utilizaron las bibliotecas pandas, matplotlib y scipy.stats para el manejo, visualización y análisis

estadístico de los datos. Se calculó el coeficiente de correlación de Pearson para cuantificar la relación lineal entre ambas variables.

3. RESULTADOS

3.1. Seguimiento a campo del cultivo

El cultivo de maíz fue implantado mediante siembra directa el 20 de diciembre de 2023, como cultivo de segunda en la campaña 2023/24, tras la cosecha de un cultivo de cebada. El rendimiento obtenido en la cebada fue de 4.100 kg/ha en el lote 1 y de 3.600 kg/ha en el lote 2. Para la siembra de maíz se utilizó el híbrido 9734 de la empresa Stine, un material de ciclo corto, adecuado para fechas de siembra tardías y de segunda en la región. Se trata de un híbrido de grano dentado, con tecnología Viptera 3, medianamente susceptible a enfermedades como roya y tizón, y susceptible al virus del Mal de Río IV. La densidad de siembra fue de 60.000 plantas por hectárea.La fertilización consistió en la aplicación de 80 kg/ha de fosfato diamónico (18-46-0).

Durante el ciclo del cultivo se recopilaron datos meteorológicos de la estación del Servicio Meteorológico Nacional (SMN) ubicada en Olavarría, a aproximadamente 20 km de los lotes de estudio (Figura 5). Las precipitaciones fueron abundantes antes del inicio del ciclo, destacándose fuertes tormentas en diciembre de 2023 que acumularon un total de 280 mm. En contraste, durante enero de 2024 se registraron apenas 12 mm, un valor considerablemente inferior al promedio histórico mensual de 89 mm (período 2012–2024). En febrero y marzo, coincidiendo con el período crítico del cultivo, las precipitaciones fueron similares o superiores a la media histórica. En total, durante todo el ciclo (desde la siembra hasta la cosecha) se acumularon 860 mm, lo que representa un 24% más que el promedio histórico para el período diciembre–agosto (692 mm). En cuanto a las temperaturas, la Figura 6 muestra su evolución a lo largo del ciclo. La temperatura máxima media fue de 20,9 °C, la mínima media de 8,3 °C y la media general de 14,6 °C, datos similares a los históricos. El día más caluroso se registró el 2 de febrero de 2024 con 37,3 °C, mientras que el más frío fue el 7 de julio, con una mínima de -6,5 °C.

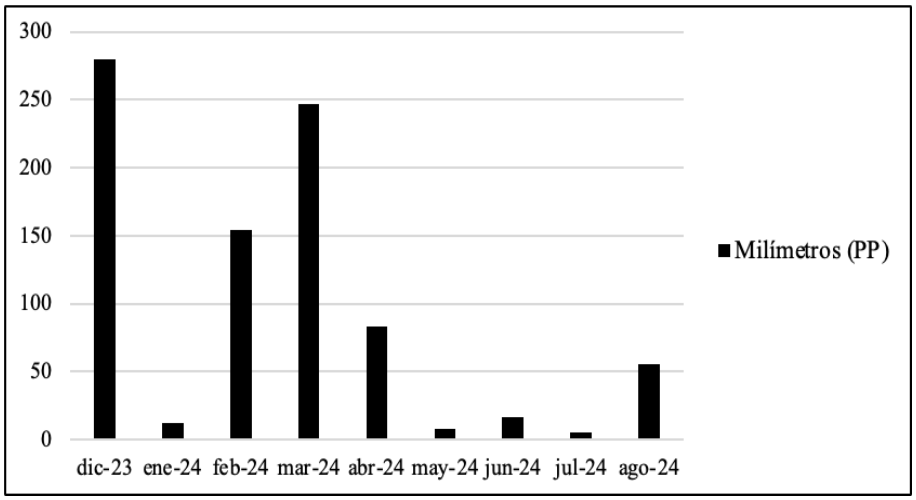

Figura 5. Precipitaciones mensuales (mm) en el partido de Olavarría durante el ciclo del cultivo entre diciembre de 2023 y agosto de 2024. Datos provenientes del Servicio Meteorológico Nacional.

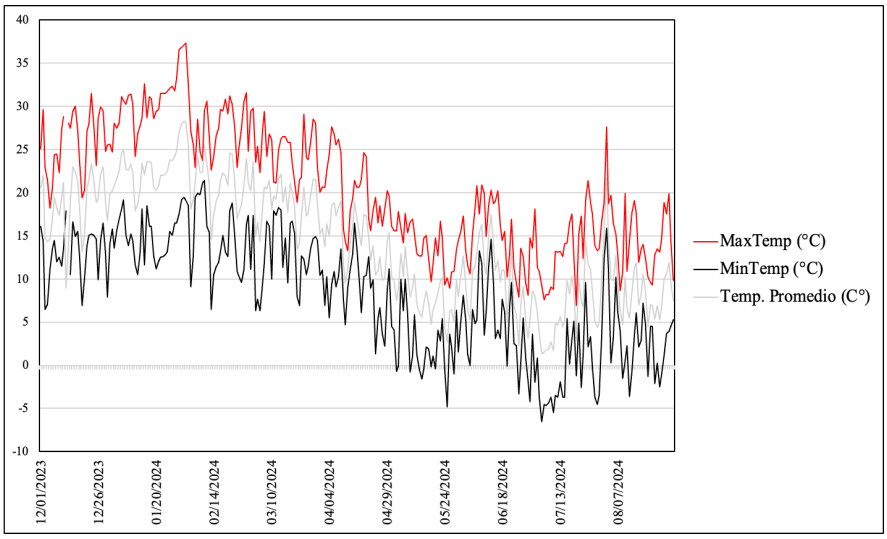

Figura 6. Evolución de la temperatura máxima, media y mínima (°C) en el partido de Olavarría durante el ciclo del cultivo. Datos provenientes del Servicio Meteorológico Nacional.

Durante la emergencia del cultivo, se detectó una elevada infestación de cebada espontánea en ambos lotes, por lo que se realizó un tratamiento herbicida de control químico. La mezcla aplicada incluyó 2 L/ha de glifosato, 1,5 L/ha de 2,4-D, 1 kg/ha de atrazina y 200 cm³/ha de Tordón. En la Tabla 1 se puede observar la información recolectada del monitoreo del cultivo en los dos lotes de estudio. El estado general durante el ciclo fue regular, debido a que la elevada presión de malezas al inicio del ciclo generó una emergencia despareja y que, sanitariamente, el cultivo estuvo afectado por el síndrome de achaparramiento de maíz. En ese sentido, se detectaron síntomas compatibles con la mencionada enfermedad a partir del mes de marzo, incluyendo

enanismo, entrenudos cortos y clorosis generalizada en plantas aisladas. El 14 de abril de 2024 se tomaron muestras de plantas sintomáticas en ambos lotes, las cuales fueron enviadas al Instituto de Patología Vegetal (IPAVE – INTA) para su análisis fitosanitario (ver anexo). Los resultados indicaron la ausencia de *Spiroplasma kunkelii* (principal causante del achaparramiento), pero confirmaron la presencia de fitoplasmas asociados al complejo del síndrome. Cabe destacar que durante las recorridas a campo no se registró la presencia visible de *Dalbulus maidis* (chicharrita del maíz), principal vector de estos patógenos, lo cual sugiere una posible infección temprana o de baja presión vectorial no detectada visualmente. En la figura 7 se observan los principales síntomas del cultivo.

En cuanto al periodo crítico del cultivo, el maíz de segunda lo transitó entre la última semana de febrero y las dos primeras de marzo (Tabla 1), momento en el que ocurrieron los procesos de floración, polinización y cuajado de granos. Este intervalo es determinante en la definición del rendimiento potencial, ya que se establece el número de granos por planta. Si bien durante este período se registraron precipitaciones adecuadas y temperaturas favorables para el desarrollo reproductivo, el cultivo presentaba un establecimiento desparejo que afectó visiblemente la sincronía en la floración.

Figura 7. Foto izquierda síntomas en planta síndrome achaparramiento del maíz, fecha: 10/4/24. Foto derecha síntomas en espigas síndrome achaparramiento del maíz fecha: 17/5/24.

Tabla 1. Resumen de datos relevados a campo de los lotes 1 y 2 durante la campaña 23/24. Estado de desarrollo del maíz según escala de Ritchie (Ritchie et al, 1993).

Fecha	Desarrollo	Estado general	Enfermedades	Plagas	Malezas	Cometarios
5/1/24	V1-V2	Regular	No se registraron.	No se registraron	Cebada.	Elevada competencia con cebada emergida.
12/1/24	V2-V3	Regular	No se registraron.	No se registraron.	No se registraron.	Las hojas presentaban manchas fisiológicas por el uso reciente de herbicidas post-emergentes. El control de la cebada fue bueno.
20/1/24	V3-V4	Regular	No se registraron.	Isoca.	No se registraron.	Hojas acartuchadas y algo de daño por isoca. Cultivo desparejo
26/1/24	V4 - V5	Regular	No se registraron.	No se registraron.	No se registraron.	Cultivo desparejo, diferencias visibles de tamaño entre las plantas.
6/2/24	V7-V9	Regular	No se registraron.	Tucura.	No se observan.	Plantas desparejas en cantidad de hojas y daño por tucuras.
16/2/24	V7-V9	Regular	No se registraron.	Tucura.	Cebada.	Presencia de malezas. Plantas en variado estado de desarrollo.
26/2/24	VT-R1	Regular	No se registraron.	No se observan.	No se registraron.	Desarrollo desparejo en algunas zonas del lote.
7/3/24	R1-R2	Regular	Síndrome de achaparramiento de maíz	No se registraron.	No se registraron.	Primero registro de sintomatología de achaparramiento. Hojas marcadas o rotas.
2/4/24	R2-R3	Regular	Síndrome de achaparramiento de maíz. Roya y Carbón.	No se registraron.	No se registraron.	Sintomatología de achaparramiento. Elevada presencia de roya y carbón.
10/4/24	R2-R4	Regular	Síndrome de achaparramiento de maíz. Roya y Carbón.	No se registraron.	No se registraron.	Muy afectado por síndrome de achaparramiento.
17/5/24	R4 – R6	Regular	Síndrome de achaparramiento de maíz. Roya y Carbón.	Isoca.	No se registraron.	Muy afectado por síndrome de achaparramiento. Lote desparejo. Plantas todavía verdes. Presencia de isoca.

3.2. Seguimiento del cultivo con imágenes satelitales

En las Figuras 8 y 9 se puede observar la evolución del IVN durante el ciclo de cultivo de los dos lotes de maíz de segunda, a partir de imágenes provistas por los satélites Landsat 8 y Sentinel 2, respectivamente. Luego del proceso de filtrado por nubosidad, se obtuvieron 34 imágenes útiles de Sentinel 2 sobre un total de 99 (un 33%), lo que permitió un monitoreo más frecuente y detallado del desarrollo del cultivo. En cambio, para Landsat 8 había disponibles 18 imágenes en totales, con una menor resolución

temporal debido a su menor frecuencia de revisita y mayor afectación por cobertura nubosa, de las que solo 8 se pudieron usar para describir la curva de evolución del índice (44%). Para la serie de datos obtenidos de Sentinel 2, el valor máximo de IVN fue de 0,73 para el lote 1 y 0,74 para el lote 2, valores registrados el 17 de abril de 2024. En la serie de Landsat 8 el valor máximo fue de 0,72 en ambos lotes, observado el 24 de marzo de 2024. Esto nos indica que el cultivo de maíz en cada lote alcanzó valores máximos similares a pesar de variar el momento exacto de adquisición de cada imagen y las características espectrales y espaciales de cada sensor. La evolución general del IVN en ambas series permitió identificar las fases de mayor crecimiento vegetativo, coincidentes con los estadios reproductivos del cultivo entre los meses de febrero y marzo del 2024. En las figuras 10 y 11 se puede observar el comportamiento espacial del IVN de ambos satélites, en lo que se observan diferencias en la dinámica entre los lotes, posiblemente asociadas a variaciones en el estado sanitario y el grado de homogeneidad en la implantación.

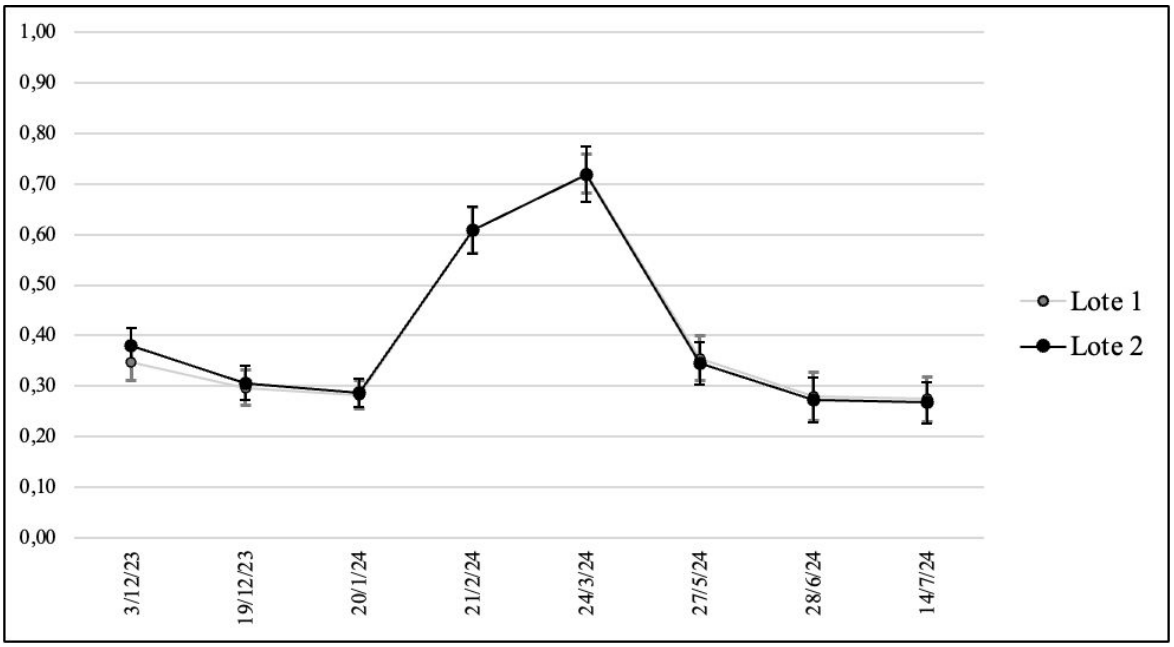

Figura 8. Evolución del IVN durante el ciclo del cultivo de maíz de segunda en los lotes 1 y 2. Datos calculados con imágenes de la misión satelital Landsat 8.

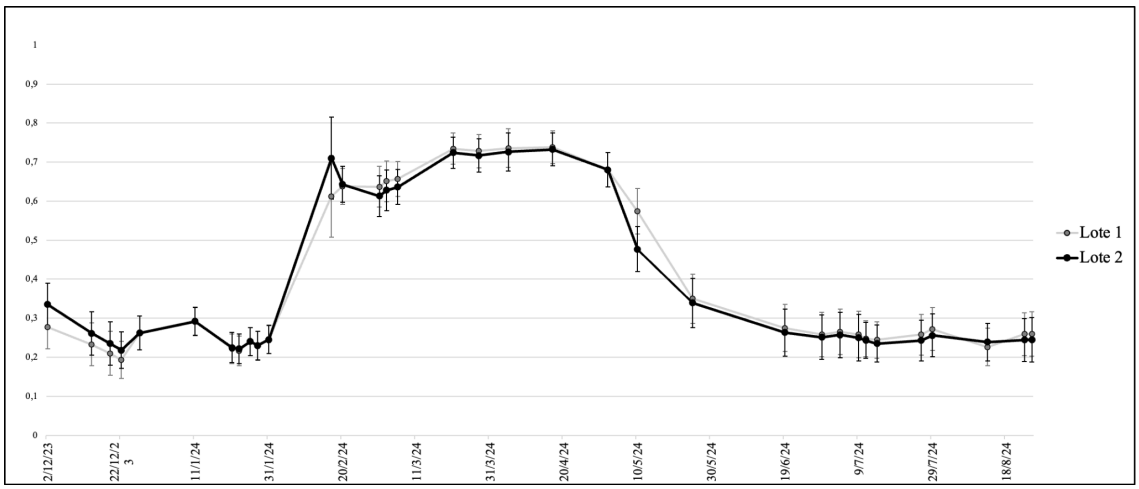

Figura 9. Evolución del IVN durante el ciclo del cultivo de maíz de segunda en los lotes 1 y 2. Datos calculados con imágenes de la misión satelital Sentinel 2.

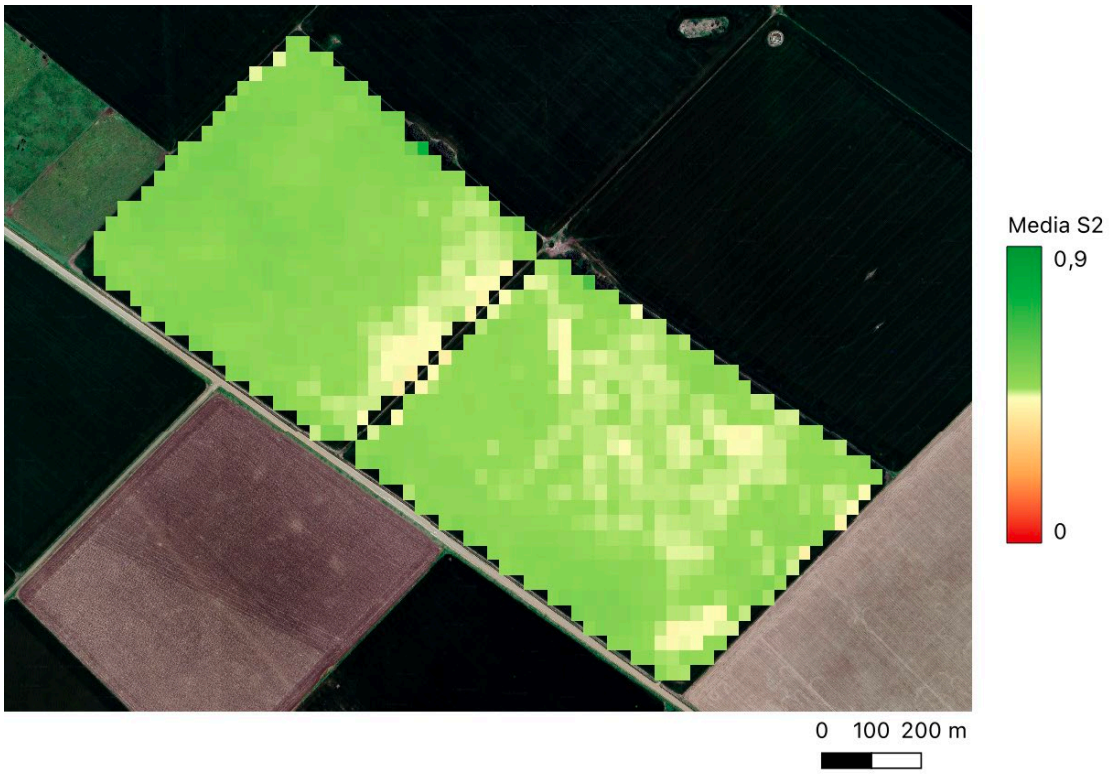

Figura 10. Media de IVN durante el ciclo del cultivo de los lotes 1 y 2. Datos calculados con imágenes de la misión satelital Sentinel 2.

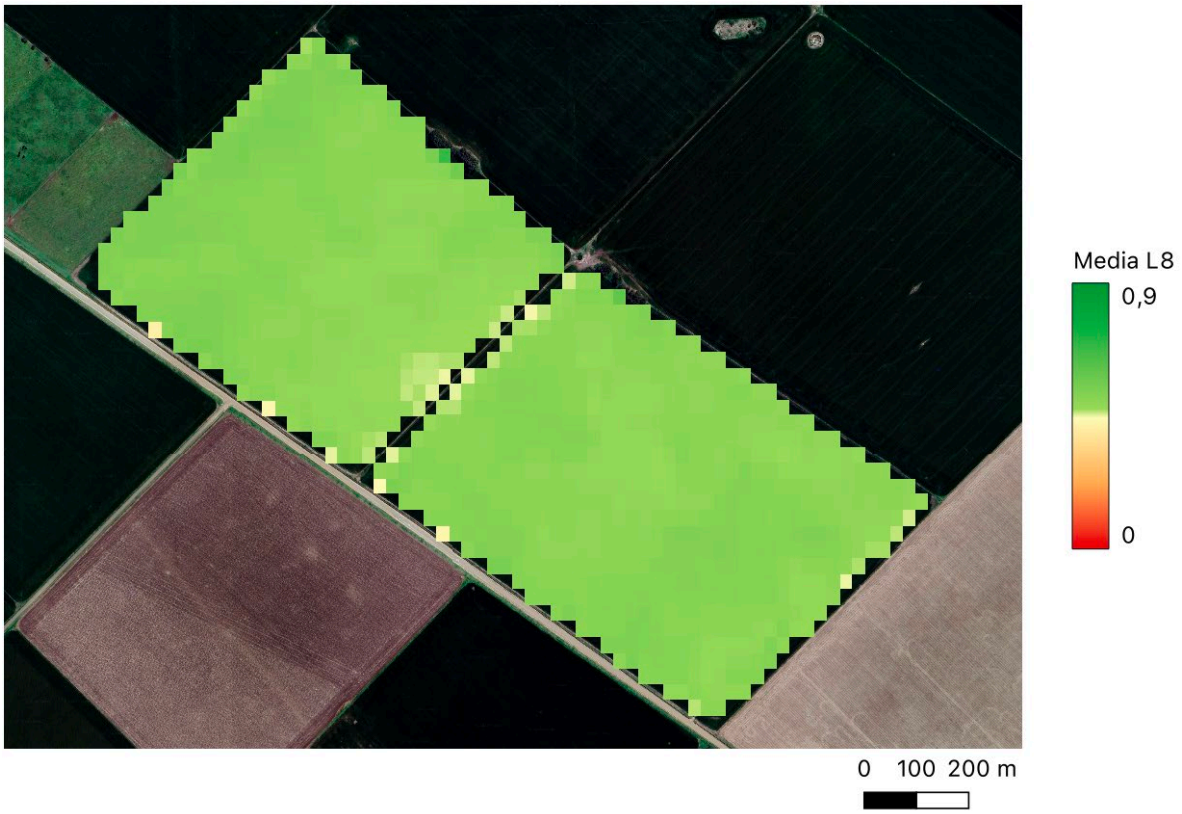

Figura 11. Media de IVN durante el ciclo del cultivo de los lotes 1 y 2. Datos calculados con imágenes de la misión satelital Landsat 8.

3.3. Productividad del cultivo de maiz

El rendimiento de los lotes fue calculado utilizando los mapas de rendimiento elaborados con los datos del monitor de la cosechadora (figuras 12 y 13). En los mapas se puede observar la distribución espacial del rendimiento, el cual fue heterogéneo en ambos lotes. El promedio de rendimiento en el lote 1 fue de 3,71 tn/ha (desvío de 0,97 tn/ha), con un máximo de 6,07 tn/ha y un mínimo de 1,34 tn/ha. En el lote 2 el promedio fue de 3,86 tn/ha (desvío de 1 tn/ha), el máximo de 5,49 tn/ha y el mínimo de 1,1 tn/ha. En la tabla 2 se pueden observar en detalle los estadísticos calculados de los mapas de rendimiento.

Tabla 2. Datos estadísticos de los mapas de rendimiento.

Lote	Media (tn/ha)	Mediana (tn/ha)	Desvío estándar (tn/ha)	Mínimo (tn/ha)	Máximo (tn/ha)
1	3,71	3,77	0,97	1,34	6,07
2	3,86	4,01	1,00	1,10	5,49

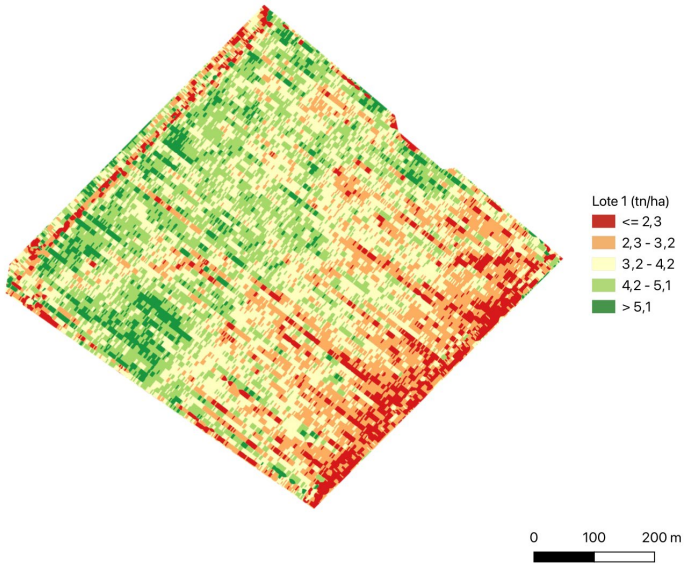

Figura 12. Mapa de rendimiento (tn/ha) del lote 1 elaborado a partir del método de interpolación IDW utilizando QGIS a partir de datos del monitor de rendimiento.

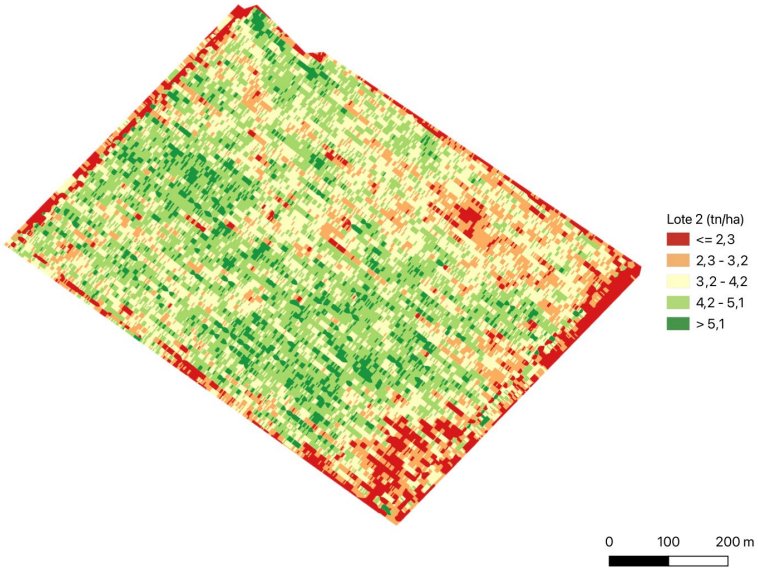

Figura 13. Mapa de rendimiento (tn/ha) del lote 2 elaborado a partir del método de interpolación IDW utilizando QGIS a partir de datos del monitor de rendimiento.

3.4. Correlación entre mapas de IVN y rendimiento

En la Tabla 3 se presentan los coeficientes de correlación de Pearson calculados entre los valores máximos del IVN (obtenidos a partir de imágenes Landsat 8 y Sentinel 2) los mapas de rendimiento de los dos lotes evaluados. En promedio, la correlación se ubicó entre 0.31 y 0.52, evidenciando una relación positiva, de magnitud moderada y estadísticamente significativa. Este resultado respalda la utilidad del IVN como indicador indirecto de la productividad del cultivo, aportando una herramienta valiosa para el monitoreo y la estimación del rendimiento a partir de imágenes satelitales.

Para este análisis se empleó específicamente la banda correspondiente a los valores máximos de IVN de cada lote, ya que estos representan el pico de cobertura vegetal durante el ciclo productivo y permiten captar con mayor precisión las variaciones en la cobertura y el estado sanitario del cultivo. Los coeficientes más altos se registraron en el Lote 1, con una correlación de 0.52 para Sentinel 2 y 0.48 para Landsat 8, mientras que en el Lote 2 los valores fueron algo menores, alcanzando 0.31 y 0.42, respectivamente. Esta diferencia puede estar vinculada a variaciones en la calidad de la imagen, la resolución espacial o características propias de cada lote.

Tabla 3. Coeficiente de correlación de Pearson entre los mapas de valores máximos de IVN calculado con imágenes Landsat 8 y Sentinel 2 y los mapas de rendimiento de los lotes 1 y 2.

	IVN Landsat 8	IVN Sentinel 2
Lote 1	0.48	0.52
Lote 2	0.42	0.31

4. DISCUSIÓN

Este trabajo se centró en la descripción de la evolución temporal del Índice de Vegetación Normalizado (IVN), uno de los indicadores más utilizados en aplicaciones agropecuarias por su capacidad para reflejar el estado y vigor de los cultivos a lo largo del ciclo productivo. A partir del procesamiento y análisis de imágenes satelitales proveniente de Landsat 8 y Sentinel 2, se logró caracterizar espacialmente el comportamiento del cultivo y su relación con los mapas de rendimiento elaborados a partir de datos de cosecha. Además, contar con mediciones directas a campo resultó fundamental para interpretar adecuadamente la información remota y fortalecer conocimiento acerca de su uso como herramienta de diagnóstico y apoyo a la toma de decisiones agronómicas.

En relación con los valores máximos de IVN registrados, se observó que tanto para la serie proveniente de Sentinel 2 (0,73) como para la de Landsat 8 (0,72), los niveles alcanzados fueron inferiores a lo esperable para un cultivo de maíz en condiciones óptimas, donde el IVN suele superar los 0,80 durante el pico de desarrollo vegetativo (Gitelson et al., 2003; Viña et al., 2011). Esta diferencia puede explicarse por diversos factores. En primer lugar, el establecimiento desparejo del cultivo, previamente mencionado, pudo haber limitado la cobertura uniforme en los lotes, reduciendo la reflectancia en el infrarrojo cercano. En segundo lugar, la presencia del síndrome de achaparramiento del maíz, confirmado por diagnóstico positivo a fitoplasma, puede haber comprometido la actividad fotosintética de las plantas afectadas, disminuyendo el vigor general del cultivo (Balbi et al., 2024). Además, la nubosidad presente durante fechas clave del desarrollo vegetativo pudo haber impedido la adquisición de imágenes coincidentes con el verdadero pico fisiológico, especialmente en el caso de Landsat 8, cuya frecuencia de revisita es menor y cuya sensibilidad a la cobertura nubosa es mayor en comparación con Sentinel 2 (Roy et al., 2014). En conjunto, estos factores permiten interpretar los valores observados como representativos de un cultivo que atravesó condiciones subóptimas, pese a la ocurrencia de lluvias y temperaturas oportunas.

Por otro lado, fue necesario analizar la evolución del IVN en los lotes de maíz de segunda con la trayectoria típica de los maíces tempranos. Según datos del INTA Pergamino, las siembras tardías se desarrollan bajo condiciones climáticas distintas a las tempranas, con menor radiación, temperaturas más extremas y, aunque con menor potencial de rendimiento, presentan mayor estabilidad gracias a las lluvias durante el período crítico (Cirilo, 2015). En maíces de siembra temprana (septiembre–octubre), el IVN suele alcanzar valores superiores a 0,85 durante diciembre–enero, favorecidos por alta radiación solar y fotoperíodo prolongado (Viña et al., 2011). En contraste, los maíces

tardíos, como los evaluados en este estudio, presentan picos de IVN desplazados hacia marzo–abril, con valores máximos alrededor de 0,73, en consonancia con el patrón esperado para siembras de segunda.

La integración de datos provenientes de distintas misiones satelitales, como Landsat 8 y Sentinel 2, aportó una base para el seguimiento de los cultivos en tiempo casi real. Estudios de campo respaldan el uso conjunto de series temporales de IVN derivadas de estos sensores para monitorear con alta precisión todas las etapas fenológicas, desde el verde inicial hasta la madurez y cosecha (Boori et al., 2020), evidenciando beneficios en el monitoreo detallado de cultivos como el maíz. De esta forma, al combinar sensores se logra una mayor frecuencia en el seguimiento, se mitigan los vacíos por nubosidad y se optimiza la relación entre resolución temporal y espacial. Esta sinergia resulta esencial para tomar decisiones de manejo, anticipar posibles limitaciones y estimar la evolución del cultivo de manera más ajustada, particularmente en contextos de alta variabilidad climática.

En cuanto a la elaboración de los mapas de rendimiento del maíz, este trabajo no profundiza acerca de los diversos métodos de interpolación espacial que permiten generar superficies continuas a partir de datos puntuales, como los registrados por monitores de rendimiento en cosechadoras. Sin embargo es importante mencionar que entre los más utilizados en el ámbito de la agricultura de precisión se encuentran la Interpolación por Ponderación Inversa de la Distancia (IDW), el Kriging y la interpolación por splines. Cada método tiene sus particularidades: por ejemplo, Kriging permite modelar la autocorrelación espacial mediante el uso de variogramas, y ofrece estimaciones con una medida de error asociada, aunque requiere mayor conocimiento técnico y configuración estadística (Goovaerts, 1997; Webster & Oliver, 2007). En cambio, el método IDW, utilizado en este trabajo, se destaca por su simplicidad operativa, rapidez de procesamiento y facilidad de implementación en entornos como QGIS, lo que lo convirtió en una opción adecuada, al igual que en otras aplicaciones similares (Burrough & McDonnell, 1998; Li & Heap, 2011; Urricariet el al., 2011). De esta manera utilizar IDW en QGIS permitió generar una superficie continua del rendimiento del cultivo de maíz de forma eficiente y representativa.

Los coeficientes de correlación obtenidos en este estudio son consistentes con los reportados por otros autores que realizaron análisis similares, relacionando mapas de valores máximos de IVN con la productividad a nivel de lote (De La Barrera et al, 2018). Sin embargo, en investigaciones que evalúan rendimientos promedios de lotes junto con valores promedio de IVN, la magnitud de la correlación suele ser mayor, ya que la agregación de datos atenúa la variabilidad local y reduce la influencia de factores

puntuales que pueden afectar la respuesta espectral. En este trabajo se optó por utilizar el IVN por ser uno de los índices más conocidos y ampliamente empleados en estudios de monitoreo agrícola, pero es importante destacar que existen otras bandas del espectro electromagnético y otros índices de vegetación que, dependiendo de la situación, pueden mostrar correlaciones más altas con el rendimiento (Ovando et al, 2019). Finalmente, estos resultados subrayan que, para realizar una ambientación precisa, es fundamental contar con datos históricos de rendimiento de varios años y evaluar cuidadosamente qué tipo de información espectral es más relevante utilizar según las características de cada lote y campaña.

El presente análisis se enmarcó en un contexto de transformación digital del sector agropecuario, donde la agricultura de precisión cobra un papel central. Esta disciplina, orientada a optimizar la toma de decisiones a partir de datos, se potencia notablemente con el desarrollo de herramientas y plataformas capaces de procesar grandes volúmenes de información geoespacial y productiva. En este sentido, el uso combinado de Google Earth Engine, Google Colab, Python y QGIS, junto con las ventajas del almacenamiento en la nube y el avance del Internet de las Cosas (IoT), ofrece nuevas oportunidades para monitorear, modelar y comprender fenómenos agronómicos con una escala, precisión y eficiencia muy ata.

5. CONCLUSIONES

El presente trabajo logró cumplir con el objetivo de analizar la evolución temporal del índice de vegetación IVN en un cultivo de maíz de segunda, a partir de imágenes satelitales de las misiones Sentinel 2 y Landsat 8, y relacionar dicha evolución con la productividad registrada mediante mapas de rendimiento obtenidos de cosechadora. A lo largo del ciclo, el cultivo se vio afectado por condiciones que condicionaron su desarrollo, como una emergencia despareja, elevada presión de malezas en etapas tempranas y la presencia del síndrome de achaparramiento del maíz. Estas limitantes se reflejaron tanto en los valores del IVN como en los rendimientos obtenidos, que resultaron moderados, con promedios cercanos a los 3.7–3.8 toneladas por hectárea. El seguimiento satelital permitió identificar momentos clave del ciclo, como el pico de actividad fotosintética en abril, y visualizar diferencias espaciales entre los lotes. Sentinel-2 ofreció una mayor resolución temporal que Landsat 8, lo cual resultó especialmente útil en etapas fenológicas críticas. La integración de los mapas de rendimiento con los datos de IVN permitió corroborar tendencias esperadas, destacando el valor del monitoreo remoto como herramienta complementaria a los relevamientos a campo. En definitiva, el uso combinado de datos satelitales, mapas de rendimiento y observaciones agronómicas constituye una estrategia eficaz para caracterizar el desempeño productivo de un cultivo. Esta aproximación no solo aporta información clave para la toma de decisiones a nivel predial, sino que también promueve una agricultura más eficiente, precisa y sustentable.

6. BIBLIOGRAFÍA

AAPRESID. (2023, diciembre). Ensayos de maíz tardío y de 2da en el Sur de Buenos Aires: ¿cuál fue el híbrido ganador? Asociación Argentina de Productores en Siembra Directa. https://www.aapresid.org.ar/blog/ensayos-maiz-tardio-2da-sur-buenos-aires-hibrido-ganador

AAPRESID. (2024, junio 10). Maíces tardíos en el sur bonaerense: estudios de AAPRESID e INTA generan información clave para ajustar la fertilización en la zona. Asociación Argentina de Productores en Siembra Directa. https://www.aapresid.org.ar/blog/maices-tardios-sur-bonaerense-estudios-aapresid-e-inta-generan-informacion-clave-ajustar-fertilizacion-zona

Balbi, E., Flores, F., Alberione, E., Baigorria, T., & Maury, M. (2024). Infección de achaparramiento en maíz y su impacto en el rendimiento en siembras tardías de la región núcleo maicera. Engormix / INTA EEA Marcos Juárez. https://www.engormix.com/agricultura/enfermedad-plaga-maiz/infeccion-achaparramiento-maiz-impacto_a54579/?utm_source=chatgpt.com

Bolsa de Comercio de Rosario. (2025). Balance semanal del mercado de granos. Recuperado de https://www.bcr.com.ar/es/mercados/investigacion-y-desarrollo/informativo-semanal/noticias-informativo-semanal/balance-13

Bonadeo, M., Repetto, L., Bessón, P., & Di Leo, N. (2020). La agricultura digital y los nuevos desafíos profesionales. Universidad Nacional de Rosario. Recuperado el 1 de abril de 2025, de https://rephip.unr.edu.ar/server/api/core/bitstreams/7a360283-c578-458f-985f-2a27274fc93c/content

Boori, M. S., Choudhary, K., & Kupriyanov, A. V. (2020). Crop growth monitoring through Sentinel and Landsat data based NDVI time-series. Computer Optics, 44(3), 409–419.

Burrough, P. A., & McDonnell, R. A. (1998). Principles of geographical information systems. Oxford University Press.

Cano-Mejía, B., Valdez-Cepeda, R. D., & López-Santos, A. (2023). Harvest estimation of forage corn (Zea mays L.) by means of spectral indices derived from LANDSAT-8 and SENTINEL-2. Revista Terra Latinoamericana, 41. https://doi.org/10.28940/terra.v41i0.1696

Cho, J. B., Guinness, J., Kharel, T. P., Sunoj, S., Kharel, D., Oware, E. K., ... & Ketterings, Q. M. (2021). Spatial estimation methods for mapping corn silage and grain

yield monitor data. Precision Agriculture, 22, 1501-1520. https://par.nsf.gov/servlets/purl/10283245

Cirilo, A. (2015, diciembre 18). Maíz tardío, una elección que aporta estabilidad. INTA Pergamino. intainforma.inta.gob.ar

De la Barrera, G., Pugliese, E., Seculin, J., & Yañez, E. (2018). Relación entre datos de mapas de rendimiento de cultivos de grano y el Índice de Vegetación Diferencial Normalizado (NDVI). Trabajo académico, Área de Consolidación: Métodos Cuantitativos para la Investigación Agropecuaria.

Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., & Merzlyak, M. N. (2003). Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. Remote Sensing of Environment, 58(3), 289–298. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00072-7

Gómez, J. A., & Pérez, M. (2018). Agricultura digital: Innovación y sostenibilidad. Recuperado de https://oa.upm.es/54767/1/2018Agriculturadigital.pdf

Goovaerts, P. (1997). Geostatistics for Natural Resources Evaluation. Oxford University Press.

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/10.1016/j.rse.2017.06.031

IBM. (2025). Geographic Information System. Recuperado el 1 de abril de 2025, de https://www.ibm.com/es-es/topics/geographic-information-system

INTA. (2023). Cartas de suelos República Argentina - Provincia de Buenos Aires. Recuperado de https://zenodo.org/records/6353509

INTA - Instituto de Suelos - CIRN. (2023). Cartas de Suelos República Argentina - Provincia de Buenos Aires (2.0) [Data set]. Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.7837681

Li, J., & Heap, A. D. (2011). A review of spatial interpolation methods for environmental scientists. Geoscience Australia, Record 2011/23.

Ovando, G., de la Casa, A., Díaz, G., Díaz, P., Bressanini, L., & Miranda, C. (2021). Desempeño de diferentes índices de vegetación de Sentinel-2 para estimar el rendimiento de soja en agricultura de precisión. AgriScientia, 38(2), 1–12. https://doi.org/10.31047/1668.298x.v38.n2.25148

Profertil. (2020). Los maíces tardíos y de segunda tienen una excelente rentabilidad. Recuperado de https://www.profertil.com.ar/wp-content/uploads/2020/08/los-maices-tardios-y-de-segunda-tienen-una-excelente-rentabilidad.pdf

QGIS Development Team. (2025). QGIS Geographic Information System (Versión 3.36.3). Open Source Geospatial Foundation. https://qgis.org

Rivas, R., Ocampo, D., & Carmona, F. (2011). Modelo de predicción de rendimiento de trigo a partir de NDVI: aplicación en el contexto de la agricultura de precisión. Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto-SBSR, Curitiba, PR, Brasil.

Ritchie, S. W., Hanway, J. J., & Benson, G. O. (1993). How a corn plant develops. Special Report No. 48, Iowa State University of Science and Technology, Cooperative Extension Service.

Robalo Cabrera, et al. (2024). Introducción a la teledetección en agronomía y ciencias afines. Editorial Universidad de Almería. Recuperado de https://books.google.com.ar/books?hl=es&lr=&id=l-9DEQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA3&dq=teledetección+agronomía&ots=qyXNGiG79Q&sig=HYn5u7QtNT-o9VnhKv5FfN0THYA&redir_esc=y#v=onepage&q=teledetección%20agronomía&f=false

Roy, D. P., Wulder, M. A., Loveland, T. R., Woodcock, C. E., Allen, R. G., Anderson, M. C., ... & Zhu, Z. (2014). Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. Remote Sensing of Environment, 145, 154–172. https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.001

Urricariet, S., Niborski, M., & Kvolek, C. M. (2011). Atributos del suelo y paisaje asociados a la variabilidad de rendimientos de maíz en la pampa arenosa. Ciencia del suelo, 29(1), 49-59.

Viña, A., Gitelson, A. A., Nguy-Robertson, A. L., & Peng, Y. (2011). Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops. Remote Sensing of Environment, 115(12), 3468–3478. https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.010

Webster, R., & Oliver, M. A. (2007). Geostatistics for Environmental Scientists (2nd ed.). John Wiley & Sons.

Zajac, C. C., Vallejos, A. G., Zajac, E. E., & Galantini, J. (2023). Análisis del rendimiento en cereales de invierno mediante mapas de rendimiento y el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) en el sudoeste bonaerense,

Argentina. Chilean Journal of Agricultural & Animal Sciences, 29(2), 95–102. Recuperado de https://revistas.udec.cl/index.php/chjaas/article/view/10500

7. ANEXOS

Anexo I: Análisis IPAVE

LABORATORIO DE PATOLOGIA VEGETAL
Unidad Integrada Balcarce
(INTA Balcarce - Facultad de Ciencias Agrarias, UNMdP)
IPADS BALCARCE (INTA-CONICET)
Ruta 226 Km 73.5 (7620) Balcarce
☎ 02266-439100 Int. 510
✉ eeabalcarce.lpatveg@.inta.gob.ar

INFORME DE DIAGNÓSTICO[1, 2]

Cliente Rosario Iturralde
Correo electrónico iturraldeelortegui.m@inta.gob.ar
Coordenadas geográficas -36.803476, -60.505107
Localidad/Partido ((según se informó en la planilla) Olavarría
Sitio/Lote Blanca Chica
Material/Hibrido Stine 9734-20 "El Corto", Stine
Tanda de envío: 1. **Fecha envío** 16-abr **N° interno LPV Balcarce** 2

Análisis solicitado. Análisis para determinación de fitoplasma en hojas de maíz provenientes de la zona SE de la provincia de Buenos Aires, que presentaban síntomas indicativos de achaparramiento.

Procedimiento de análisis. Las muestras usadas previamente para la determinación de *Spiroplasma* por ELISA se encontraban congeladas y se eligió una hoja (=una planta) al azar. **Técnica utilizada**. Se extrajo ADN total de planta empleando el método de CTAB (Doyle y Doyle, 1990). La calidad y cantidad de ADN fueron evaluadas mediante espectrofotometría en el dispositivo Nanodrop-1000 y en geles de agarosa al 1% teñidos con Gel-Red y visualizados en un analizador de imágenes BioRad. Los ADN se estandarizaron a 75-100 ng/µl y se analizaron mediante PCR directa empleando los cebadores universales para fitoplasmas P1P7 (amplicón de 1800 pb, operón 16S) y cebadores R16F2/R16R2 para PCR anidada (dilucion del P1P7 1:25) siguiendo protocolos estandarizados (Deng y Hiruki, 1991; Schneider et al., 1995) en un termociclador IVEMA T18. Las reacciones de PCR se realizaron con controles positivos y negativos para asegurar la consistencia del análisis.

Datos informados de la muestra.
Época de siembra (fecha exacta o aproximada): 20/12/2023. Cultivo antecesor: cebada. Fenología promedio: R3. Incidencia (cuantas plantas afectadas): Alta (30 plantas con síntoma cada 50 observadas). ¿Observó maíces guachos al momento de la siembra? No. Observó síntomas del achaparramiento del maíz (CSS) la campaña anterior?: No. Observó el vector en maíces guachos, malezas u otros cultivos?: No. Observó el vector en el cultivo de maíz?: No.

Resultado: POSITIVO.
Se observó amplificado del tamaño esperado (1240pb) en la PCR anidada para la muestra MZ2. Los controles analizados en las reacciones de PCR arrojaron los valores esperados para su fin. Los resultados aquí expresados solo se relacionan con las muestras analizadas

Fecha Informe IPAVE: 05/07/2024. **Responsable del Análisis**: Dr. Luis Conci, Instituto de Patología Vegetal (IPAVE) CIAP-INTA Tel.: +54-351-4973636/4343 - Fax.: +54-351-4974330, ipave.diagnostico@inta.gob.ar

Fecha Informe LPV INTA Balcarce: 12/07/2024. **Responsables de recepción de muestras y elaboración informe final**: Lic. Cs. Biol. Marina Montoya (*M. Sc.*). **Auxiliar Laboratorio**: Sr. Mauro Zabaleta.

Anexo II: Fotos recorridas a campo

Fecha recorrida: 05/01/2024

Fecha recorrida: 12/01/2024

Fecha recorrida: 19/01/2024

Fecha recorrida: 26/01/2024

Fecha recorrida: 06/02/2024

Fecha recorrida: 16/02/2024

Fecha recorrida: 26/02/2024

Fecha recorrida: 07/03/2024

Fecha recorrida: 02/04/2024

Fecha recorrida: 10/04/2024

Fecha recorrida: 17/05/2024

Fecha recorrida: 12/08/2024