

Diferenciación entre cultivos de soja y maíz tempranos o tardíos a partir de series de tiempo de NDVI

Miguel Nolasco^{1,2}, Sebastián Arnulphi¹, María Florencia Pérez Nores¹, Emiliano Ramirez¹, Maximiliano Miguel Alzogaray¹, Mónica Graciela Balzarini^{1,2}

¹Facultad de Ciencias Agropecuarias, Universidad Nacional de Córdoba. Córdoba (Argentina).

² CONICET, Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, Argentina.

Resumen. Los cultivos de soja (*Glycine max* (L.) y maíz (*Zea mays* L.) en Argentina se realizan como cultivos de primera o segunda, según fecha de siembra y longitud de ciclo. La cadena productiva demanda mapas de cultivos de alta precisión y para ello es necesario diferenciar cuando se habla de estos cultivos, si la siembra ha sido temprana o tardía. Una limitante para su producción es la disponibilidad de datos de referencia a terreno que describan la variabilidad en fechas de siembra. El objetivo del presente trabajo fue agrupar datos de referencia a terreno en los subtipos temprano y tardío, para lotes con cultivo de soja y maíz, para los departamentos Unión y Gral. Roca de la provincia de Córdoba. Para la delimitación de los lotes agrícolas, se utilizaron imágenes Sentinel 2. La curva fenológica de los cultivos se construyó con datos de NDVI-8day de Landsat 7 y 8, usando registros de momentos tempranos y tardíos de una misma campaña agrícola. Se calculó el máximo NDVI para distintas fechas y se procesó, en la nube, con una metodología basada en el agrupamiento anidado de series temporales tanto de los máximos NDVI como de la serie temporal promedio del índice de vegetación. Los resultados exhibieron que existen diferencias en la proporción de área muestreada por cultivo y fecha de siembra. Ambos cultivos muestran alta prevalencia en el departamento Unión. El enfoque metodológico aplicado permitió analizar patrones fenológicos de ambos cultivos y diferenciar fechas de siembra. El método de agrupación K-means aplicado sobre toda la serie de valores de NDVI promedio de la temporada produjo mejores resultados que el método que utiliza un solo dato correspondiente a la fecha en la que se registró el máximo valor de NDVI estival.

Palabras clave: Landsat, Sentinel 2, curvas fenológicas, cultivos de primera y segunda.

1 Introducción

En el año 2018 el sector agropecuario de la provincia de Córdoba aportó, en forma directa, \$128.960 millones al Producto Geográfico Bruto provincial lo que representa un 17,6% del total (Dirección General de Estadísticas y censos de Córdoba, 2020). Los cultivos más preponderantes son soja (*Glycine max* (L.) y maíz (*Zea mays* L.), tanto en superficie sembrada (90% del total provincial) como en producción. Para la campaña

2018/2019 se sembraron 4.077.700 y 2.784.400 hectáreas con los cultivos de soja y maíz. En tanto la producción fue de 14.970.100 y 22.941.400 toneladas respectivamente (Bolsa de Cereales de Córdoba, 2020).

Poseer información fiable y temprana sobre la distribución y dinámica de cultivos es importante para la coordinación de los diferentes agentes que intervienen en el sistema productivo (Chen et al., 2018). Por una parte, conocer con certeza la superficie y ubicación del área sembrada para cada cultivo es de utilidad para gestionar la comercialización y logística de los insumos necesarios para la producción. Los datos de superficie sembrada por cultivo en conjunto con la modelación de cultivos permite estimar la producción a nivel regional (Ovando et al., 2018). Para el área geográfica de la provincia de Córdoba diversas instituciones generan estadísticas sobre superficie y producción (Bolsa de Cereales de Córdoba, 2020; Ministerio de Agricultura, 2020), recientemente se han publicado mapas temáticos sobre tipo de cultivo (Infraestructuras de Datos Espaciales de Córdoba, 2018; Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria, 2019). Sin embargo, estos datos se publican con posterioridad a la finalización de la campaña agrícola, por lo que indagar en metodologías que permitan generar mapas precisos de cultivos y de manera oportuna es una necesidad.

En los últimos años se ha realizado una amplia investigación en el desarrollo de técnicas para la generación de mapas de cultivos a través de datos de teledetección (Cai et al., 2018). Con los avances en la tecnología de los sensores y las capacidades de procesamiento se han desarrollado múltiples enfoques de trabajo, que se diferencian según la escala espacio temporal de trabajo, el número y tipo de escenas involucradas, y los algoritmos de clasificación que se aplican (Orynbaikyzy et al., 2019). Los conjuntos de datos de referencia a terreno sobre tipo de cultivo existen en todo el mundo, pero son esporádicos en su época, propósito y calidad (Johnson, 2019). En su mayoría, por los altos costos de la etapa de muestreo se trabaja con una clase por cultivo agrícola, a pesar que en una misma región existe variabilidad en los momentos de siembra y en la longitud del ciclo de las variedades (de Abelleira & Verón, 2020). La variabilidad debida a diferencias en fechas de siembra puede sesgar los modelos de clasificación (Nolasco et al., 2017), además para correr los modelos es necesario que todos los cultivos hayan finalizado su ciclo de cultivo (Chen et al., 2018).

El objetivo del presente trabajo fue desarrollar un protocolo metodológico para separar datos de referencia a terreno de los cultivos soja y maíz en los subtipos de siembras tempranas y tardías con el fin de desarrollar mapas diferenciados por subclases.

2 Materiales y Métodos

2.1 Área de estudio

El presente estudio se desarrolló en la región central de Argentina, en el área sur de la provincia de Córdoba. Específicamente abarcó los departamentos Unión y General Roca con una superficie de 11100 y 12600 km² respectivamente (Fig. 1). El clima en la zona es templado cálido con aumento del déficit hídrico hacia el oeste (Pérez et al., 2015). Los principales cultivos estivales son soja y maíz (Cáceres & Gras, 2020). Como

cultivos secundarios, se destacan, los cultivos de maní en Gral. Roca, y el de sorgo en Unión. Los suelos son de origen eólico, constituidos por materiales franco limosos en el departamento Unión, y franco arenosos en el departamento General Roca (Jarsún et al., 2003).

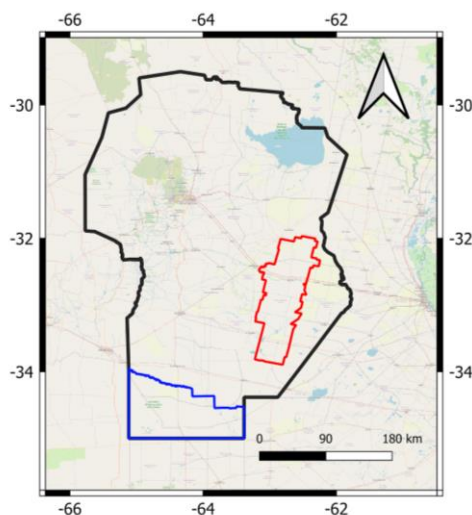


Fig. 1. Ubicación geográfica del departamento Unión (rojo), y Gral. Roca (azul).

2.2 Datos de referencia a terreno

Se utilizaron datos de referencia a terreno sobre el tipo de cobertura del suelo (vegetación natural y agrícola) de la campaña agrícola estival 2015-2016 (Bolsa de Cereales de Córdoba, 2016). Los registros abarcaban sitios ubicados a lo ancho y largo de cada departamento. Para cada sitio, correspondiente con un lote, se registró el tipo de cobertura, y se guardaron sus coordenadas geográficas mediante un punto localizado en el centro del lote. Para el departamento Unión se relevaron 1079 lotes, y para el departamento Gral. Roca 1162.

2.3 Datos satelitales

Se utilizaron datos satelitales provenientes de sensores satelitales ópticos. Imágenes Sentinel 2 (Drusch et al., 2012) se utilizaron para demarcar los límites de cada lote. Fueron seleccionadas escenas con el menor porcentaje de nubes, una correspondiente al mes de diciembre y otra correspondiente a marzo. De esta forma se logró abarcar, tanto lotes con cultivo de primera y de segunda respectivamente en estadios fenológicos próximos a la floración. De cada imagen se descargaron las bandas ópticas e infrarrojo cercano, ambas de 10 metros de resolución. Para delimitar los lotes se utilizaron las composiciones color real (red, blue, green) y falso color compuesto (NIR, red, blue).

2.4 Propuesta de Análisis

Para el análisis de los patrones fenológicos de los cultivos se recurrió a la serie de tiempo del Índice de Diferencia Normalizada de Vegetación (NDVI). Para este estudio, se define "curva de fenología" como la curva a través de una serie temporal de valores de NDVI. Las curvas fenológicas se generaron en base a los productos NDVI-8day TOA (Top of atmosphere) de los Satélites Landsat 7 y Landsat 8 (Irons et al., 2012) del periodo agosto 2015 – junio 2016. Los datos fueron adquiridos a través de plataformas web. Las imágenes Sentinel 2 fueron descargadas de la plataforma Landviewer (<https://eos.com/landviewer>). En caso de la serie NDVI-8day, esta se procesó y descargó por medio de la plataforma Google Earth Engine (Gorelick et al., 2017).

2.4.1 Acondicionamiento de los datos de referencia a terreno

A partir de los puntos de muestreo georeferenciados, se creó un archivo vectorial con áreas buffer que abarcaban un radio de 100m alrededor del centro de cada lote. Para cada fecha y sensor con disponibilidad de datos de NDVI se calculó el valor promedio y desvío estándar del conjunto de píxeles que englobaba cada área buffer. Se realizó un recorte de los valores comprendidos entre el 01 de noviembre de 2015 y 1 de abril de 2016, de manera de abarcar el periodo donde los cultivos estivales se encontraban fotosintéticamente activos. Entonces se identificó el máximo valor promedio de NDVI, este valor y su correspondiente fecha fueron guardados en los atributos del archivo vectorial.

La fecha donde cada área buffer expresaba el máximo valor del promedio de NDVI, se utilizó para elegir la imagen Sentinel 2 que serviría de referencia en la demarcación de los límites de cada lote. Si el máximo valor promedio de NDVI se producía antes del 1° de febrero, se utilizaba la imagen adquirida en diciembre, caso contrario se utilizaba la imagen de marzo. Los polígonos que demarcaban los límites de cada lote fueron guardados en un nuevo archivo vectorial. Este archivo vectorial se utilizó para calcular el valor promedio del conjunto de píxeles que englobaba cada lote agrícola. Adicionalmente, se calculó el área de cada lote y la superficie total muestreada por tipo de cobertura.

Para eliminar los datos raros o atípicos, se realizó una depuración de la base de datos de valores promedio de NDVI por lote. Fueron descartados los registros por fecha y sensor que presentaban un valor promedio de NDVI menor a 0,2 ya que estos se relacionan a píxeles sin presencia de cultivos activos (Xiao et al., 2014). Los registros asociados a lotes cuyo valor máximo de NDVI promedio durante el ciclo del cultivo eran menores 0,70 también fueron descartados. Esto último se realizó teniendo en cuenta que pueden corresponderse a lotes que no desarrollaron su etapa reproductiva, es decir no completaron su ciclo de cultivo (Gitelson et al., 2014), por haberse cosechado como cultivo en verde o haberse secado intencionalmente.

2.4.2 Análisis estadístico

La estimación del periodo de cultivo, i.e. temprano o tardío, se realizó sobre los cultivos que ocupan la mayor superficie en cada departamento. Se probaron dos estrategias de agrupamiento (Fig. 2). La primera estrategia agrupaba los lotes según la fecha en la

que el lote exhibió el máximo valor de NDVI. En este caso la cantidad de grupos dependió del número de fechas en la que los lotes alcanzaron el máximo valor de NDVI. La segunda estrategia se basaba en un agrupamiento por el algoritmo K-means (Jain, 2010), a partir de los valores de NDVI de cada fecha y sensor. En la parametrización del algoritmo se utilizó la métrica distancia euclídea, las variables (de 35 fechas) fueron estandarizadas, el número de configuraciones iniciales se fijó en 5, y se imputaron los registros faltantes. El número ideal de clústeres se determinó con el método del codo. El método consiste en graficar la heterogeneidad dentro de los clústeres en función del número de clústeres, se elige el codo de la curva como el número de grupos a usar.

Para evaluar el desempeño de cada método se comparó el estadístico suma de cuadrado dentro (SSCD). La SSCD se calcula como la suma de los cuadrados de las diferencias con respecto a la media por fecha para cada clúster, luego son sumados los valores de todas las fechas. La SSCD representa una medida de variación o desviación con respecto a la media del grupo.

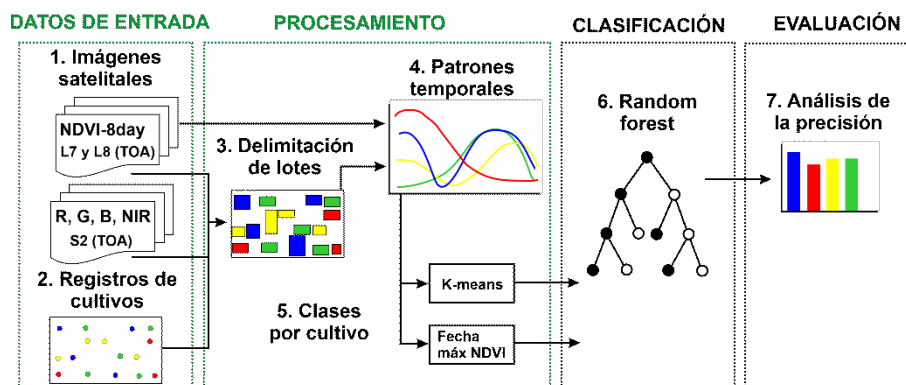


Fig. 2. Diagrama de flujo del proceso de generación de mapas de cultivos. Recuadros de color verde, representan las etapas desarrolladas en el presente trabajo.

3 Resultados y discusión

3.1 Datos de referencia a terreno

Para el departamento Unión, la mayoría de los sitios muestreados corresponden a lotes agrícolas con cultivo de Soja (765), y Maíz (175). Entre estos dos cultivos, se abarcó el 91,2 % del área muestreada (Tabla 1). Mientras que en el departamento Gral. Roca, predominan los lotes muestreados con los cultivos de Soja (428), Maíz (216) y Maní (103). Entre los tres cultivos se abarcó el 88,6% del área muestreada (Tabla 2). Respecto a las dimensiones de los lotes, en el departamento Unión los valores promedio de lotes de soja, maíz, y maní (45, 49 y 32 ha respectivamente) son menores en comparación con los valores promedios de los lotes de soja, maíz y maní ubicados en el departamento Gral. Roca (72, 60 y 62 ha respectivamente). Si se comparan los valores promedio con los de la mediana, este último es menor en ambos departamentos, lo cual indicaría una distribución asimétrica positiva.

Tabla 1. Estadística descriptiva sobre el número de lotes y superficie de los tipos de cobertura muestreados en el departamento Unión, campaña agrícola 2015/16.

Tipo de cobertura	n	Superficie (ha)					% relativo
		Media	Mín	Máx	Mediana	Total	
Alfalfa	33	19	4,8	42,2	17,2	627,8	1,3
Maíz	175	49,1	5,7	245,7	37,6	8595,2	18,2
Maní	11	32,6	4,7	95,3	23,6	358,6	0,7
Monte	1	95,9	95,9	95,9	95,9	95,9	0,2
Pastizal Natural	33	39,7	3,4	92,3	29,2	1312,6	2,7
Rastrojo	18	54,3	12,7	278,9	34,3	978,9	2
Soja	765	45	2,4	263,8	36,1	34493,2	73
Sorgo	22	33,8	5,8	86	30,3	745,3	1,5
Total/Media	1058	44,6	2,4	278,9		47207,8	100

Tabla 2. Estadística descriptiva sobre el número de lotes y superficie de los tipos de cobertura muestreados en el departamento General Roca, campaña agrícola 2015/16.

Tipo de cobertura	n	Superficie (ha)					% relativo
		Media	Mín	Máx	Mediana	Total	
Alfalfa	16	21,4	3,4	59,2	16,1	342,6	0,6
Colza	1	14,5	14,5	14,5	14,5	14,5	0,03
Girasol	2	55,7	45,0	66,3	55,7	111,4	0,2
Maíz	216	60,7	3,9	377,6	40,9	13129,7	23,1
Maní	103	62,7	6,4	282,9	54,9	6460,5	11,3
Pastizal natural	108	48,3	5,7	504,9	29,7	5216,6	9,1
Rastrojo	3	43,7	15,7	79,1	36,2	131,1	0,2
Soja	428	72	3,1	605	47,8	30839,5	54,2
Sorgo	28	20	2,5	74,2	11,4	561,1	0,9
Total/Media	905	44,6	2,5	605		56807,3	100

Al comparar las áreas muestreadas por cultivo con las estimaciones del MAGyP para las áreas sembradas por los análogos cultivos (Ministerio de Agricultura, 2020), se observa que los valores porcentuales son acordes entre ambas fuentes. Se podría decir que los datos del muestreo son representativos de las superficies ocupadas por los principales cultivos.

3.2 Agrupamiento por ciclo del cultivo

El agrupamiento de los datos depurados correspondiente a lotes de soja, utilizando las fechas de máximo NDVI, dio como resultado 7 clústeres en el departamento Unión (Fig. 3) y 8 en el departamento Gral. Roca (Fig. 4). Los clústeres abarcaban fechas de máximo NDVI desde el 27 de diciembre hasta el 21 de marzo. El análisis de las curvas fenológicas, muestra que los clústeres con fecha de máximo NDVI más tardía evidencian actividad fotosintética superior al resto de los clústeres entre los meses de agosto y diciembre de 2015. Esto último indicaría presencia de cultivo invernal. Sin embargo, los valores de NDVI promedio en ese periodo, son erráticos y bajos especialmente para el departamento Gral. Roca. Esto podría explicarse por la persistencia de pixeles con datos anómalos relacionados a la nubosidad y sus sombras (Bey et al., 2020).

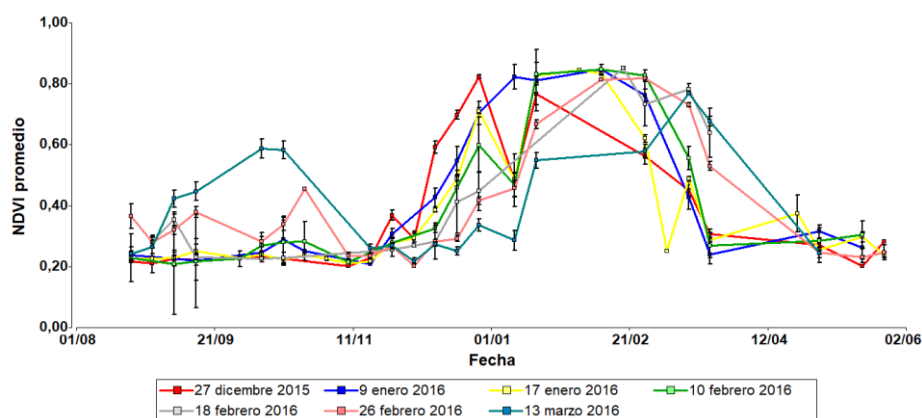


Fig. 3. Curvas fenológicas del cultivo de soja agrupadas según fecha de máximo NDVI. Campaña 2015-2016 departamento Unión.

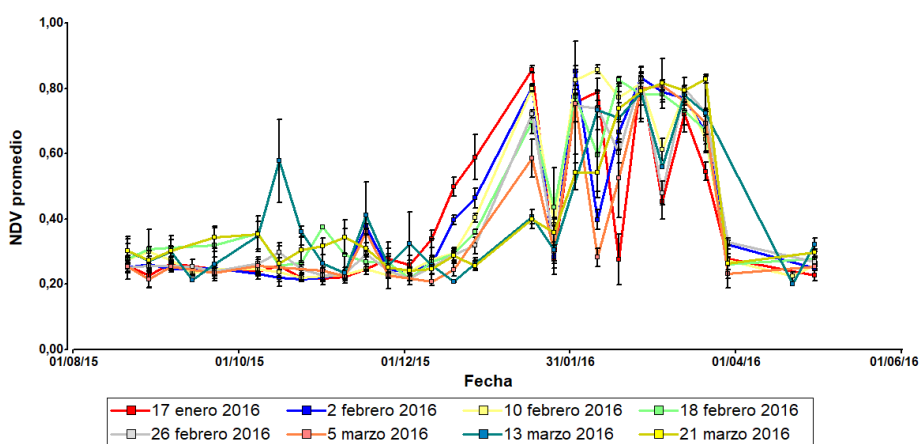


Fig. 4. Curvas fenológicas del cultivo de soja agrupadas según fecha de máximo NDVI. Campaña 2015-2016 departamento Gral. Roca.

El agrupamiento de los lotes con cultivo de soja utilizando el algoritmo K-means resultó en 5 y 4 clústeres para los departamentos Unión (Fig. 5) y Gral. Roca (Fig. 6) respectivamente. El análisis de las curvas fenológicas, evidencia de forma más marcada la presencia de cultivo invernal, especialmente en los lotes del departamento Unión. El clúster Grupo 4 del departamento Unión exhibe valores de NDVI promedio de mayor magnitud y por un periodo más amplio respecto al clúster Grupo 2 de Gral. Roca. Este comportamiento se corresponde con los registros del MAGyP, quienes para la campaña agrícola 2015/16 estimaron una superficie sembrada con trigo (cultivo invernal) de 112500ha en el departamento Unión, y de 72400 en el departamento Gral. Roca, con rendimientos de 3400 y 2600qq respectivamente. Así mismo para los datos del departamento Unión la evidencia de cultivo invernal es coherente con el desplazamiento hacia fechas más tardías de la curva fenológica del cultivo estival en el clúster 4. Vale decir que en el mismo departamento la curva fenológica del periodo estival del clúster 5 también se encuentra desplazada hacia la derecha, aunque no se evidencia presencia de cultivo invernal. Este hecho indicaría que la elección de realizar un cultivo tardío no solo depende de la presencia de cultivo invernal. Cuando se analizan los valores de NDVI promedio que alcanzan los lotes del Grupo 5 en el periodo estival, estos son mayores a los correspondientes del Grupo 4, resultado que podría relacionarse al déficit hídrico acentuado por la presencia de cultivos invernales.

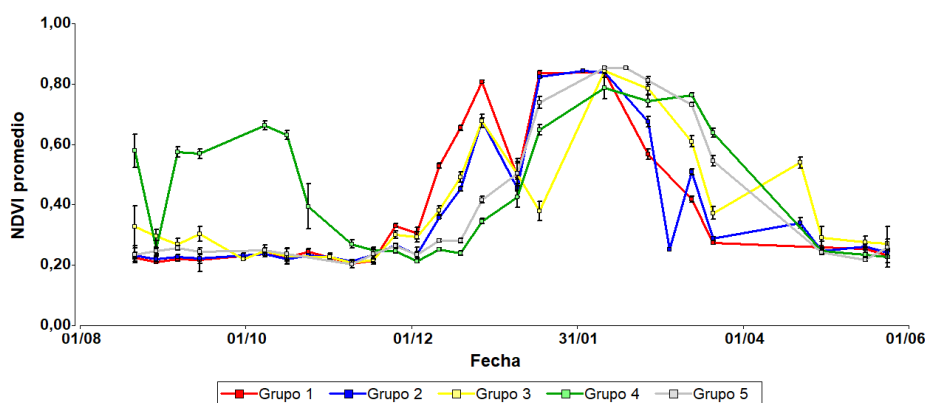


Fig. 5. Curvas fenológicas del cultivo de soja agrupadas utilizando el algoritmo K-means. Campaña 2015-2016 departamento Unión.

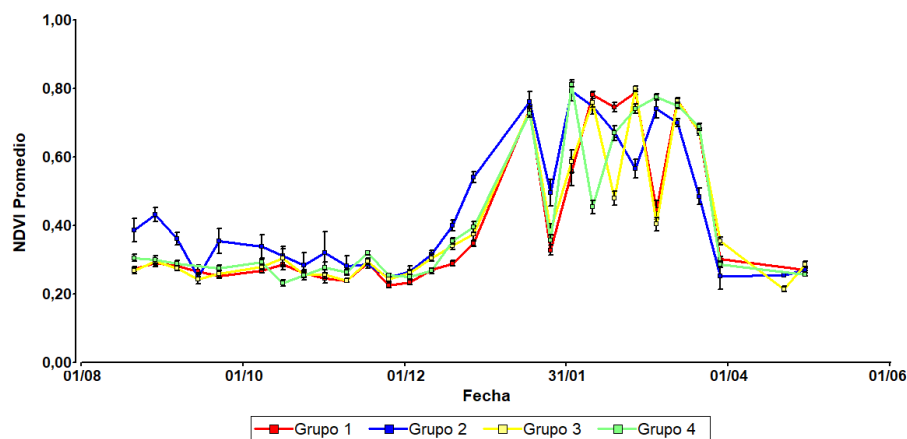


Fig. 6. Curvas fenológicas del cultivo de soja agrupadas utilizando el algoritmo K-means. Campaña 2015-2016 departamento Gral. Roca.

El agrupamiento de los lotes con cultivo de maíz utilizando las fechas de máximo NDVI, dio como resultado 6 clústeres en el departamento Unión (Fig. 7) y 8 en el departamento Gral. Roca (Figura 8). Los clústeres abarcaban fechas de máximo NDVI entre el 9 de noviembre y el 21 de marzo. El análisis de las curvas fenológicas muestra que los clústeres con fecha más tardía, exhiben actividad fotosintética superior al resto de los clústeres entre los meses de agosto y diciembre de 2015. Lo cual indicaría la presencia de cultivo invernal. Sin embargo, los registros en ese periodo son erráticos, principalmente para los datos del departamento Gral. Roca.

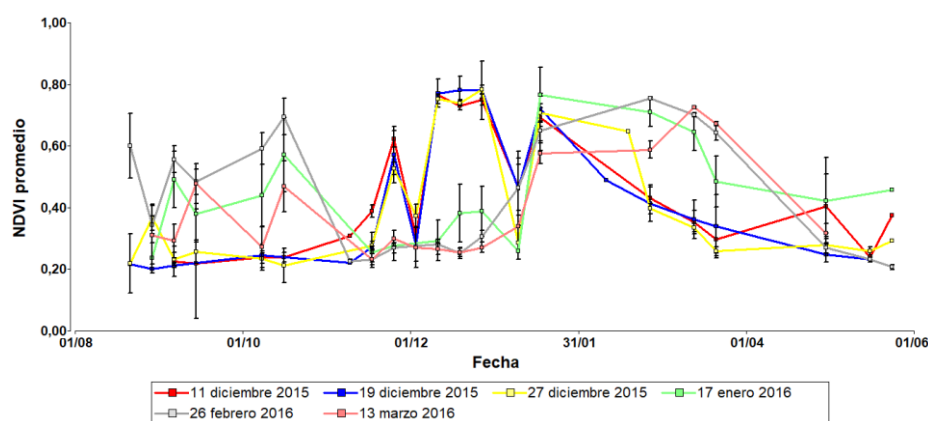


Fig. 7. Curvas fenológicas del cultivo de maíz agrupadas según fecha de máximo NDVI. Campaña 2015-2016 departamento Unión.

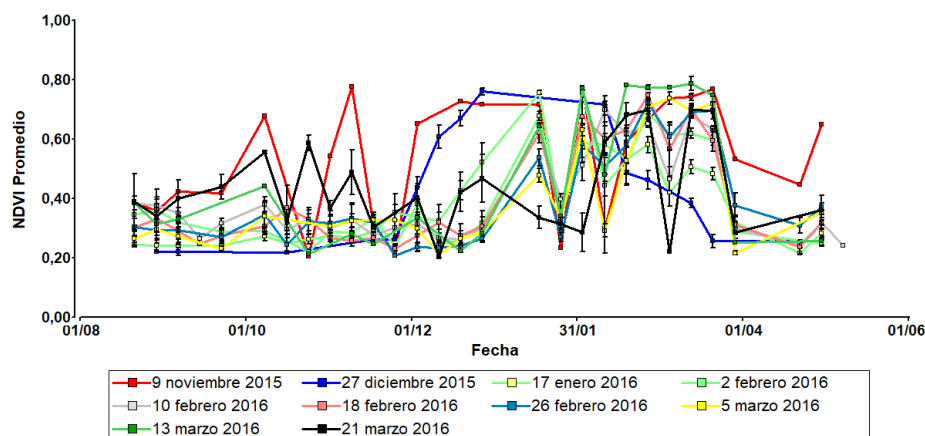


Fig. 8. Curvas fenológicas del cultivo de maíz agrupadas según fecha de máximo NDVI. Campaña 2015-2016 departamento Gral. Roca.

El agrupamiento de los lotes con cultivo de maíz utilizando el algoritmo K-means, resultó en 4 clústeres en ambos departamentos (Fig. 9 y 10). El análisis de las curvas fenológicas muestra que 2 clústeres (Grupo 2 y Grupo 4) del departamento Unión y 1 (Grupo 2) de Gral. Roca exhiben actividad fotosintética superior al resto entre los meses de agosto y diciembre de 2015. En el departamento Unión estos grupos presentan mayores valores de NDVI promedio, y por un mayor periodo, indicando más certeza en la presencia de cultivos invernales. Para ambos departamentos se observa que los grupos con evidencia de cultivo invernal, presentan curvas fenológicas del periodo estival desplazadas hacia la derecha, es decir se corresponden con cultivos estivales tardíos. El Grupo 3 en ambos departamentos no evidencia presencia de cultivo invernal, sin embargo, también exhiben curvas fenológicas del periodo estival desplazadas hacia fechas más tardías. Los resultados indican que la estrategia de realizar un cultivo estival temprano o tardío, no depende únicamente de la presencia o ausencia de cultivo invernal.

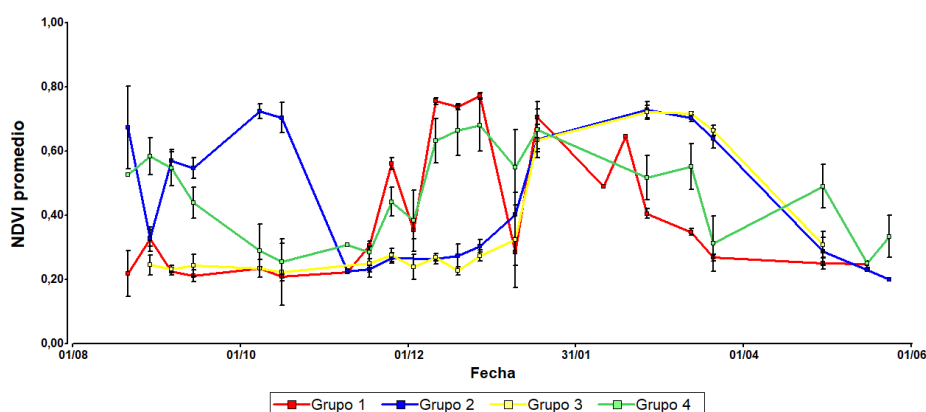


Fig. 9. Firmas fenológicas del cultivo de maíz agrupadas utilizando el algoritmo K-means. Campaña 2015-2016 departamento Unión.

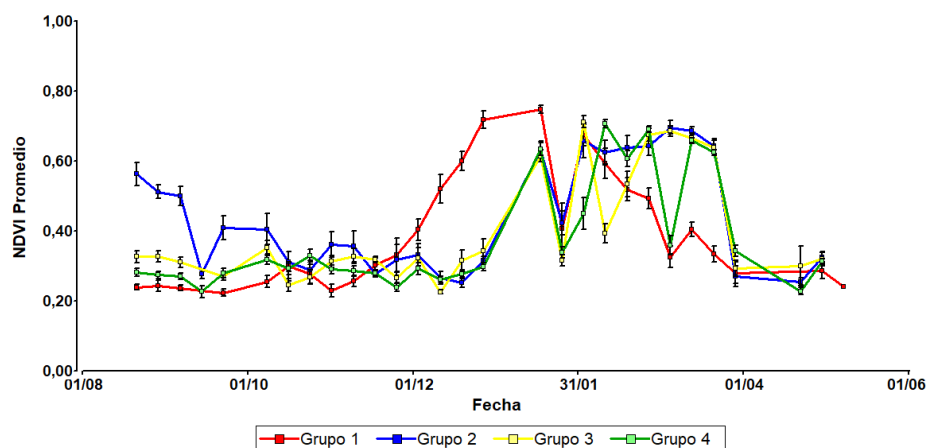


Fig. 10. Firmas fenológicas del cultivo de maíz agrupadas utilizando el algoritmo K-means. Campaña 2015-2016 departamento Unión.

Para ambos cultivos y departamentos el agrupamiento por medio de la fecha de máximo NDVI totalizó un valor de SSCD superior al valor totalizado usando el método de agrupamiento con el algoritmo K-means (Tablas 3 y 4). Siendo en promedio 42% superior para los datos del departamento Unión y 9% para el departamento Gral. Roca. Estos resultados indicarían que identificar las fechas en las cuales los cultivos alcanzan el mayor valor de NDVI, aunque brinda indicios del comportamiento fenológico de los cultivos, no sería suficiente para diferenciar cultivos tempranos de tardíos.

Tabla 3. Número de lotes (n) y suma de cuadrados dentro (SSCD) considerando los métodos de agrupamiento por fecha de máx NDVI y K-means, en cultivo de soja.

Fecha máx NDVI					K-means				
Unión		Gral. Roca			Unión		Gral. Roca		
Clúster	n	SSCD	n	SSCD	Clúster	n	SSCD	n	SSCD
27/12/2015	58	11,53			1	146	21,92	131	27,46
9/1/2016	7	0,76			2	201	14,51	74	28,04
17/1/2016	340	60,95	20	4,43	3	87	24,92	106	27,98
2/2/2016			75	17,73	4	125	24,86	109	35,08
10/2/2016	7	2,60	205	75,86	5	154	20,37		
18/2/2016	4	0,26	4	0,97					
26/2/2016	231	59,50	90	24,75					
5/3/2016			7	0,47					
13/3/2016	66	16,11	4	0,67					
21/3/2016			15	7,08					
Total	713	151,7	420	131,9		713	106,5	420	118,5

Tabla 4. Número de lotes (n) y suma de cuadrados dentro (SSCD) considerando los métodos de agrupamiento por fecha de máx NDVI y K-means, en cultivo de maíz.

Fecha máx NDVI					K-means				
Unión		Gral. Roca			Unión		Gral. Roca		
Clúster	n	SSCD	n	SSCD	Clúster	n	SSCD	n	SSCD
9/11/2015			1	0	1	63	4,84	19	4,37
11/12/2015	16	1,73			2	30	5,33	27	8,80
19/12/2015	3	0,30			3	27	2,31	38	11,57
27/12/2015	49	7,54	7	0,33	4	10	3,93	71	14,21
17/1/2016	8	2,47	24	7,50					
2/2/2016			23	5,78					
10/2/2016			64	20,06					
18/2/2016			12	3,87					
26/2/2016	34	7,92	16	3,68					
5/3/2016			5	0,47					
13/3/2016	20	3,44	1	0,14					
21/3/2016			2	0,17					
Total	130	23,4	155	42		130	16,4	155	38,9

Agrupar lotes de un mismo cultivo utilizando la serie de valores de NDVI promedio de la temporada, resulta en un método más efectivo de agrupamiento de cultivos con semejante estrategia de siembra, respecto al método que utiliza un único registro correspondiente al mayor valor de NDVI del periodo estival. Chen *et al.*, (2018) analizaron perfiles temporales de NDVI de seis patrones de cultivos en el estado de Mato Grosso, Brasil, y aunque los patrones de cultivo seleccionados poseían valores NDVI similares en periodos como los picos de verdor, les fue posible distinguirlos al utilizar

otros periodos. Estos autores encontraron que el número de picos como sus respectivas magnitudes, fueron útiles para diferenciar los patrones de cultivos, entre ellos soja-maíz. de Abelleira & Verón (2020) clasificaron cultivos de siete campañas estivales en la pampa ondulada (norte de Buenos Aires) utilizando imágenes de diferentes sensores y fechas, la clase maíz mostró bajas precisiones debido a la confusión entre las subclases temprano y tardío. Estos resultados indican que analizar las curvas fenológicas generadas del agrupamiento con K-means en las cuales se observa una marcada diferencia entre lotes tempranos y tardíos, permitiría seleccionar las imágenes con fechas más convenientes para mejor diferenciación.

Cai *et al.* (2018), encontraron que las mayores precisiones al diferenciar soja de maíz se producen en momentos cercanos al pico de NDVI. Johnson (2019) generó para los Estados Unidos mapas históricos de los principales cultivos, los cuales estaban liderados por soja y maíz. En la clasificación, atribuyó los errores a la cantidad y calidad de las imágenes disponibles. Particularmente encontró que era problemática la deficiencia de datos durante el pico de la temporada de crecimiento. La presencia de valores anómalos dificultó el análisis de los datos en nuestro trabajo. Por un lado, la presencia de píxeles contaminados con nubes en los productos NDVI-8day tanto de Landsat 7 y 8. Por el otro, los datos de referencia a terreno de tipo de cultivo con errores en su etiquetado. Este hecho hace necesario una depuración extra, tanto de la base de datos satelital, como la de referencia a terreno. La limitación en la disponibilidad de datos que produce la nubosidad, podría impedir identificar el momento en el cual el cultivo exhibe su mayor valor de NDVI. Por lo consiguiente, los valores encontrados, aunque son los más altos de la temporada de crecimiento, pueden estar temporalmente lejos de la fecha en la que se produce a campo el máximo valor de NDVI, agrupando lotes con distintas curvas fenológicas. El uso de imágenes de mayor resolución temporal podría ayudar a resolver esta problemática.

Conclusiones

Poder diferenciar las clases de cultivo en las subclases temprano y tardío, es de importancia para la clasificación de coberturas agrícolas.

El método de agrupación K-means aplicado sobre toda la serie de valores de NDVI promedio de la temporada obtuvo un performance mayor respecto al método que utiliza un solo dato correspondiente a la fecha en la que se registró el máximo valor de NDVI estival.

El hecho de que el lote agrícola evidencie presencia de cultivo invernal, no es condición suficiente para que el cultivo estival sea catalogado como tardío. Misma consideración se aplica a los lotes que no evidencian presencia de cultivo invernal, los cuales pueden exhibir de todas formas un ciclo tardío para el cultivo de verano. Razón por la cual se hace necesario el análisis de todo el ciclo estival para catalogar un cultivo estival como temprano o tardío.

Agradecimientos

Los autores agradecen a la Bolsa de Cereales de Córdoba, quienes a través de convenio con la FCA-UNC brindaron la base de datos que se utilizó en este trabajo, al CONICET por la beca doctoral asignada al primer autor, a la FCA-UNC por brindar los medios necesarios para el desarrollo de las actividades de investigación, y a la profesora Mónica Bocco por su colaboración y orientación en el análisis de teledetección.

Referencias

- Bey, A., Jetimane, J., Lisboa, S. N., Ribeiro, N., Siteo, A., & Meyfroidt, P. (2020). Mapping smallholder and large-scale cropland dynamics with a flexible classification system and pixel-based composites in an emerging frontier of Mozambique. *Remote Sensing of Environment*, 239(December 2019), 111611. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111611>
- Bolsa de Cereales de Córdoba. (2016). *Rally Agrícola BCCBA – Prime 5: Departamentos Unión y Marcos Juárez*. http://www.bccba.com.ar/images_db/noticias_archivos/3219-Descargar Informe 55.pdf#viewer.action=download
- Bolsa de Cereales de Córdoba. (2020). *Datos finales de producción*. <http://www.bccba.com.ar/estivales-6394.html>
- Cáceres, D. M., & Gras, C. (2020). A tipping point for agricultural expansion? Technological changes and capital accumulation in Argentina's rural sector. *Journal of Agrarian Change*, 20(1), 79–97. <https://doi.org/10.1111/joac.12336>
- Cai, Y., Guan, K., Peng, J., Wang, S., Seifert, C., Wardlow, B., & Li, Z. (2018). A high-performance and in-season classification system of field-level crop types using time-series Landsat data and a machine learning approach. *Remote Sensing of Environment*, 210(April 2017), 35–47. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.045>
- Chen, Y., Lu, D., Moran, E., Batistella, M., Dutra, L. V., Sanches, I. D. A., da Silva, R. F. B., Huang, J., Luiz, A. J. B., & de Oliveira, M. A. F. (2018). Mapping croplands, cropping patterns, and crop types using MODIS time-series data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 69(March), 133–147. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.03.005>
- de Abelleira, D., & Verón, S. (2020). Crop rotations in the Rolling Pampas: Characterization, spatial pattern and its potential controls. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 18(January). <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100320>
- Dirección General de Estadísticas y censos de Córdoba. (2020). *PGB 2018: conocé cómo le fue a la economía cordobesa*. Economía. <https://estadistica.cba.gov.ar/publicacion-sfi/pgb-2018-conoce-como-le-fue-a-la-economia-cordobesa/>
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Martimort, P., Meygret, A., Spoto, F., Sy, O., Marchese, F., & Bargellini, P. (2012). Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of*

- Environment*, 120, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>
- Gitelson, A. A., Peng, Y., & Huemmrich, K. F. (2014). Relationship between fraction of radiation absorbed by photosynthesizing maize and soybean canopies and NDVI from remotely sensed data taken at close range and from MODIS 250 m resolution data. *Remote Sensing of Environment*, 147, 108–120.
- 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>
- Infraestructuras de Datos Espaciales de Córdoba. (2018). *Mapas de cobertura del suelo de la provincia de Córdoba 2017/2018*. <https://www.mapascordoba.gob.ar/>
- Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. (2019). *Mapa Nacional de Cultivos – Campaña 2018/2019*. <http://www.geointa.inta.gob.ar/2019/09/10/mapa-nacional-de-cultivos-campana-20182019/>
- Irons, J. R., Dwyer, J. L., & Barsi, J. A. (2012). The next Landsat satellite: The Landsat Data Continuity Mission. *Remote Sensing of Environment*, 122, 11–21. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.026>
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011>
- Jarsún, B., Gorgas, J. A., Zamora, E., Bosnero, H., Lovera, E., Ravelo, A., & Tassile, J. L. (2003). *Recursos naturales de la provincia de Córdoba, los suelos: nivel de reconocimiento escala 1: 500.000*. Agencia Córdoba DAC y TSEM Dirección Ambiente y Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria INTA-Manfredi.
- Johnson, D. M. (2019). Using the Landsat archive to map crop cover history across the United States. *Remote Sensing of Environment*, 232(October 2018), 111286. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111286>
- Ministerio de Agricultura, G. y P. (2020). *Estimaciones Agrícolas*. <http://datosestimaciones.magyp.gob.ar/reportes.php?reporte=Estimaciones>
- Nolasco, M., Bocco, M., & Scavuzzo, C. (2017). Mapeo de cultivos agrícolas en Córdoba: una comparación del desempeño de tres algoritmos de clasificación. *Congreso Argentino de AgroInformática*, 1, 58. http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/62830/Documento_completo.pdf-PDFA.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Orynbaikyzy, A., Gessner, U., & Conrad, C. (2019). Crop type classification using a combination of optical and radar remote sensing data: a review. *International Journal of Remote Sensing*, 40(17), 6553–6595. <https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1569791>
- Ovando, G., Sayago, S., & Bocco, M. (2018). Evaluating accuracy of DSSAT model for soybean yield estimation using satellite weather data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 138, 208–217. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.02.015>
- Pérez, S., Sierra, E., Momo, F., & Massobrio, M. (2015). Changes in average annual precipitation in Argentina's Pampa Region and their possible causes. *Climate*, 3(1), 150–167. <https://doi.org/10.3390/cli3010150>
- Xiao, Y., Mignolet, C., Mari, J., & Benoît, M. (2014). Modeling the spatial distribution of crop sequences at a large regional scale using land-cover survey data: A case from France. *Computers and Electronics in Agriculture*, 102, 51–63. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.01.010>