

Metodología para estimar cual es la fecha óptima de adquisición de imágenes Landsat para estimar el rendimiento en un lote de soja en el marco de la agricultura de precisión

Gustavo Ovando¹, Antonio de la Casa¹, Luciano Bressanini¹, Jorge Martínez¹, Cristian Miranda², Desirée Miretti¹, Franco Melano¹, y Juan Pablo Moglia¹

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

² Establecimiento “Las Delicias”. Córdoba (Argentina).

Resumen. La predicción temprana del rendimiento permite que la agricultura de precisión (AP) pueda mejorar la producción. La teledetección se ha empleado para el pronóstico de rendimiento a partir de una sola observación o con una integral en el tiempo del NDVI durante el ciclo del cultivo.

El objetivo de este trabajo es evaluar el desempeño de diferentes índices de vegetación (IV) calculados a partir de imágenes Landsat, para estimar el rendimiento de soja en el marco de la AP. El cociente entre la reflectancia del infrarrojo cercano respecto a la del rojo, se mostro como el IV que presentó los mayores coeficientes de correlación con el rendimiento, a lo largo del ciclo del cultivo. Los mayores valores de correlación se obtuvieron a mediados y fines de enero. Este comportamiento se observo tanto para los IV instantáneos como para aquellos acumulados a lo largo del ciclo del cultivo.

Palabras clave: agricultura de precisión, índices de vegetación, rendimiento, soja.

1 Introducción

Desde el año 2000, en agricultura extensiva, se está produciendo una verdadera revolución tecnológica que hace uso de herramientas de localización y posicionamiento en el espacio al que se ha dado el nombre de Agricultura de Precisión [1].

La agricultura de precisión es un sistema de producción que promueve las prácticas de manejo variable dentro de un lote, en concordancia con las condiciones del sitio. Este sistema se basa en nuevas herramientas y recursos de información provistos por las tecnologías modernas. Ellas incluyen los sistemas de posicionamiento global (GPS), sistemas de información geográfica (SIG), herramientas de monitoreo del rendimiento, sensores de suelos, plantas y pestes, teledetección y tecnologías de tasa variable para la aplicación de agroquímicos [2] para permitirle a los productores

agropecuarios manejar la variabilidad dentro del lote y de esa manera maximizar la tasa costo/beneficio, en lugar de emplear el manejo tradicional para todo el lote [3].

La agricultura de precisión involucra el manejo del cultivo en parcelas de menor tamaño que el lote. La predicción del rendimiento basada en parámetros del crecimiento del cultivo de etapas tempranas es un propósito deseado, para permitir que la agricultura de precisión pueda mejorar la producción. Para alcanzar estos objetivos, se requiere datos espaciales a una escala adecuada que describa la variabilidad del rendimiento, condición del cultivo en ciertas fases del crecimiento, estados de los nutrientes del suelo, factores agronómicos, estado de humedad y presiones ejercidas por malezas y plagas [4].

El monitoreo, la interpretación y la toma de decisión sobre la variabilidad espacial dentro del lote en el desempeño del cultivo a través de técnicas de la agricultura de precisión les brinda a los agricultores beneficios económicos y ambientales [5].

La variabilidad espacial en un lote de cultivo crea una necesidad para la agricultura de precisión. Medios económicos y rápidos de identificar la variabilidad espacial que son obtenidos a partir del empleo de la geotecnología (imágenes de teledetección del lote de cultivo, procesamiento de imágenes, modelado y empleo de GPS) y técnicas de minado de datos para el desarrollo del modelo [6].

Mientras que los mapas de rendimiento pueden destacar las regiones de lotes que son consistentemente pobres en rendimiento, ellos ofrecen algunas ideas sobre las razones de los bajos rendimientos y por lo tanto, las intervenciones factibles para gestionar dichas áreas para aumentar la ganancia o reducir impactos ambientales. Sin embargo, el acoplamiento de los mapas de rendimiento con información adicional del suelo o basada en vegetales puede proporcionar este tipo de información que no estaría disponible a partir de la simple inspección de los mapas de rendimiento. Los análisis de suelo tienen la limitante de ser puntuales y muchas veces la extrapolación espacial de esta información es limitada y requiere de supuestos sobre la uniformidad de los atributos del suelo dentro de las zonas. Algunas de estas limitaciones se pueden superar mediante el empleo de la teledetección, para identificar diferencias en la biomasa y estado del vegetal y asociarlas con las áreas de bajo rendimiento [5].

El empleo benéfico de las imágenes satelitales para el manejo de cultivos en la agricultura ha sido conocido desde 1929, cuando se empleó la fotografía aérea para mapear suelos. La teledetección para evaluar la condición de los cultivos se basa en la relación entre la reflectancia multiespectral, temperatura del canopy del cultivo, fotosíntesis y evapotranspiración [2]. Los primeros intentos combinaron datos espectrales con información meteorológica, edáfica y otros parámetros de los cultivos para modelar el crecimiento vegetal y el rendimiento [7]. Los principales requisitos para los sistemas de teledetección para el manejo de establecimientos agropecuarios: cobertura frecuente, disponibilidad rápida de los datos, resolución espacial de 2 a 25 m, e integración con datos meteorológicos y agronómicos en sistemas expertos [8].

En las últimas décadas, varios índices de vegetación (IV) provenientes del a teledetección en el dominio óptico fueron desarrollados y empleados para estimar las

propiedades biofísicas del canopeo. Esos índices combinan la reflectancia espectral de dos o más bandas espectrales (generalmente rojo (R) e infrarrojo cercano (NIR)). La base de esta relación es la fuerte absorción de la luz roja por la clorofila y la baja absorción en el NIR por las hojas verdes [9]. A nivel del canopeo las reflectancias son mayores en las longitudes de onda del NIR a medida que transcurre el ciclo del cultivo, debido al incremento en biomasa [10].

El NDVI se muestra como un indicador sensible de la biomasa y del índice de área foliar en varios cultivos, lo cual puede emplearse para evaluar el desarrollo del cultivo a lo largo de la estación de crecimiento. Debido a que el rendimiento del cultivo está generalmente correlacionado con el desarrollo del canopeo, este índice puede emplearse para desarrollar una relación con el rendimiento. Una vez que se obtiene esta relación, entonces los productores pueden predecir su rendimiento a comienzo de la estación de crecimiento y consecuentemente planificar un mejor manejo de la cosecha [4].

La teledetección se ha empleado operacionalmente para el pronóstico de rendimiento. La manera más simple de realizar dicha estimación es correlacionar el rendimiento final del grano con una sola observación del NDVI o con una integral en el tiempo del NDVI en momentos específicos durante el ciclo del cultivo [11]. La selección de una fecha óptima de adquisición de una imagen depende de dos factores: la relación entre NDVI y una fase de desarrollo del cultivo y la relación entre el NDVI en ese momento y el rendimiento final [12].

Resulta importante el momento del ciclo del cultivo en el que se determina el IV en su relación con el rendimiento. La posibilidad de aplicar imágenes aéreas para monitorear y predecir el rendimiento potencial de maíz y soja a lo largo de la estación del cultivo fue abordada por [13]. [14], encontraron que los valores acumulados de NDVI presentaron una asociación positiva con el rendimiento de maíz, variable de acuerdo a la etapa de desarrollo y la fecha de siembra consideradas. Durante la etapa reproductiva, el NDVI expresó una elevada asociación con el rendimiento en cualquier fecha de siembra.

La relación entre rendimiento y NDVI puede no ser adecuada en condiciones meteorológicas extremas, la diferencia entre condiciones muy buenas y promedio de cultivos son enmascaradas por la saturación del NDVI, con valores por encima de 0,6 para maíz y soja [15]. En tal sentido existe una importante cantidad de publicaciones que se centran en evaluar distintos índices espectrales en términos de su sensibilidad a parámetros biofísicos de la vegetación, como así también a factores externos que afectan la reflectancia del canopeo [16]. En tal sentido, [6] investigaron el empleo de 4 IV para predecir el rendimiento de maíz durante 3 años

El objetivo de este trabajo es evaluar el desempeño de diferentes índices de vegetación calculados a partir de imágenes Landsat, para estimar el rendimiento de soja en el marco de la agricultura de precisión.

2 Materiales y métodos

2.1 Área de estudio

El presente trabajo se llevó a cabo en un lote con soja de secano, de aproximadamente 46 ha (figura 1) sembrado el 2 de diciembre de 2010 con la variedad Don Mario 4970 y un espaciamiento entre hileras de plantas de 0,525 m. La densidad de plantas a cosecha fue de 228.000 plantas/ha.

El lote se encuentra ubicado en el cinturón verde de la ciudad de Córdoba, Argentina (31°33' lat. Sur, 64°05' long. Oeste, 402 m s.n.m.). El suelo del sector se clasificó como Haplustol éntico, serie Manfredi, limosa fina, mixta, térmica [17], sin limitaciones para la agricultura bajo riego.

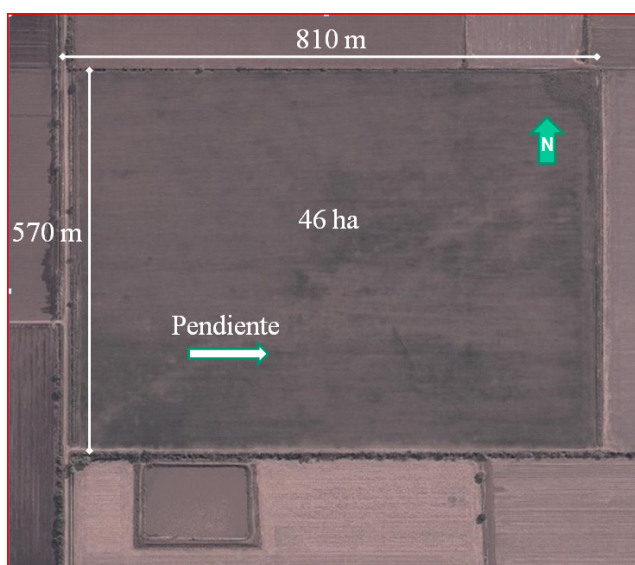


Fig. 1. Dimensiones y orientación del lote en estudio.

2.2 Datos de campo

A cosecha se elaboro un mapa de rendimiento con una cosechadora equipada con monitor de rendimiento, obteniendo en promedio un valor de rendimiento cada 1,97 m de recorrido lineal, con un ancho de corte de 8,8 m.

El rendimiento de soja obtenido del monitor, fue filtrado empleando algoritmos que remueven valores erróneos asociados con la dinámica de la cosechadora y errores del operador.

Los datos fueron interpolados a una grilla de 30 x 30 m debido a la resolución espacial de la imagen Landsat empleando como interpolador a la media móvil con un radio de búsqueda de 0,00461°, de modo tal que se generó una matriz de datos de 18 filas por 26 columnas.

2.3 Datos satelitales

Se utilizaron 6 imágenes Landsat de los sensores TM y ETM obtenidas de *U.S. Geological Survey* con correcciones estándar de terreno (Nivel 1T) que proporciona precisión radiométrica y geométrica sistemática mediante la incorporación de puntos de control, mientras que utiliza un modelo digital de elevación (DEM) para mejorar la exactitud topográfica. Se emplearon las imágenes correspondientes al Path 229 Row 82, con una resolución espacial de 30 m.

El detalle de las imágenes utilizadas puede verse en la tabla 1, en el mes de febrero no se pudo disponer de imágenes debido a la presencia de nubosidad.

Tabla 1. Detalle de las fechas e imágenes utilizadas en este estudio.

Fecha	20/12/10	05/01/11	13/01/11	21/01/11	29/01/11	02/03/11
Satélite/Sensor	Landsat 5 TM	Landsat 5 TM	Landsat 7 ETM	Landsat 5 TM	Landsat 7 ETM	Landsat 7 ETM

Los valores de contador digital (CD) de las bandas 2; 3 y 4 (verde, roja e infrarroja cercana) fueron transformados a valores de radiancia espectral L_{λ} en el límite superior de la atmósfera, con la siguiente expresión:

$$L_{\lambda} = gain \cdot CD + offset \quad (1)$$

Los valores de gain y offset fueron obtenidos de los archivos de información que acompañan las imágenes.

Y para el cálculo de la reflectancia en el límite superior de la atmósfera (ρ_λ):

$$\rho_\lambda = \frac{\pi \cdot L_\lambda \cdot d^2}{ESUN_\lambda \cdot \cos(\theta_s)} \quad (2)$$

donde π (sr) representa la hipótesis de superficie Lambertiana, L_λ ($Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$) es la radiancia a tope de la atmósfera registrada por el sensor, $ESUN_\lambda$ es la irradiancia solar espectral exoatmosférica ($Wm^{-2}\mu m^{-1}$), d es la distancia Tierra-Sol medida en unidades astronómicas (UA), θ_s es el ángulo cenital solar. Los valores de $ESUN_\lambda$ y d se obtuvieron del manual de Landsat, en tanto que θ_s fue obtenido de los archivos de información que acompañan las imágenes.

Con los valores de reflectancia espectral en el límite superior de la atmósfera se procedió a calcular los siguientes índices de vegetación:

- Índice de vegetación de la diferencia normalizada (NDVI)

$$NDVI = \frac{\rho_{irc} - \rho_r}{\rho_{irc} + \rho_r} \quad (3)$$

- Índice del cociente (SR)

$$SR = \frac{\rho_{IRC}}{\rho_r} \quad (4)$$

- Índice de vegetación de la diferencia normalizada verde (GNDVI)

$$GNDVI = \frac{\rho_{irc} - \rho_v}{\rho_{irc} + \rho_v} \quad (5)$$

Donde ρ_v , ρ_r , ρ_{irc} son las reflectancias en el verde, rojo e infrarrojo cercano, respectivamente.

2.4 Procesamiento de los índices de vegetación.

Como los píxeles de la imagen de los índices de vegetación no coinciden exactamente con los del rendimiento, también se tuvo que remuestrear a los IV, empleando en este caso la metodología del vecino más próximo.

Una vez que la información de IV y de rendimiento tuvo la misma posición geográfica, se procedió a evaluar el desempeño de los distintos IV en estimar el rendimiento mediante el coeficiente R^2 entre los distintos IV para cada fecha de la imagen y el rendimiento, también se evaluó el mismo coeficiente de los valores de los IV acumulados con el rendimiento.

3 Resultados y discusión

Los valores de R^2 para los distintos IV y fechas se muestran en la figura 2.

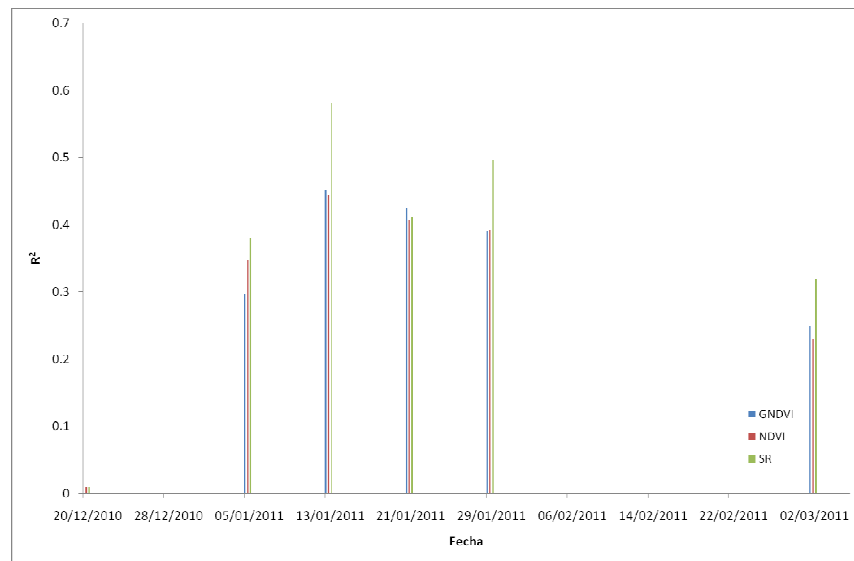


Fig. 2. Variación del valor de R^2 para distintas fechas de las imágenes y distintos índices de vegetación.

Los mayores valores de R^2 se observan para todos los IV en la fecha 13/1/2011, el IV que presenta el mejor desempeño para la mayoría de las fechas es el SR. Resultados similares fueron informados por [6] quienes encontraron que las imágenes de mitad de estación del cultivo de maíz fueron las que mejor correlacionaron con el

rendimiento. Por otra parte [12] emplearon valores de NDVI instantáneos en la ventana de floración del trigo como estimadores del rendimiento, asumiendo que la biomasa estimada en ese momento tiene una relación positiva con el rendimiento del cultivo.

Los valores de R^2 obtenidos entre los IV acumulados a partir de la primer imagen hasta la última fecha considerada con respecto al rendimiento de soja se muestran en la figura 3, donde también puede observarse mejor desempeño general del SR con un mayor valor para el 13/1/2011, en tanto que los otros índices presentan sus valores más elevados en las fechas 13/1/2011 y 21/1/2011.

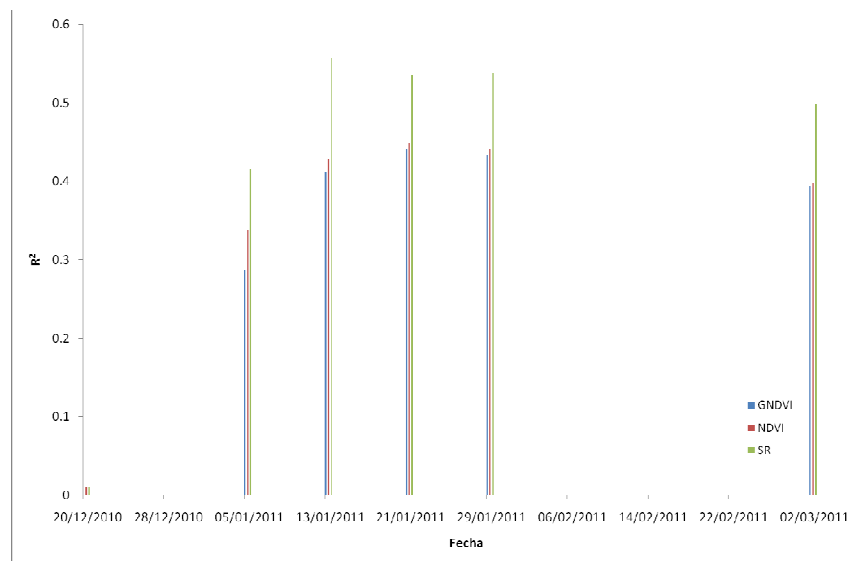


Fig. 3. Variación del valor de R^2 para distintas fechas de las imágenes y distintos índices de vegetación acumulados desde la fecha de la primera imagen.

En las fechas óptimas los IV instantáneos producen valores más elevados de R^2 que cuando se consideran los IV acumulados.

A modo de ejemplo se muestran en la figura 4, los valores interpolados de SR y de rendimiento del lote, para la fecha óptima 13/01/2011

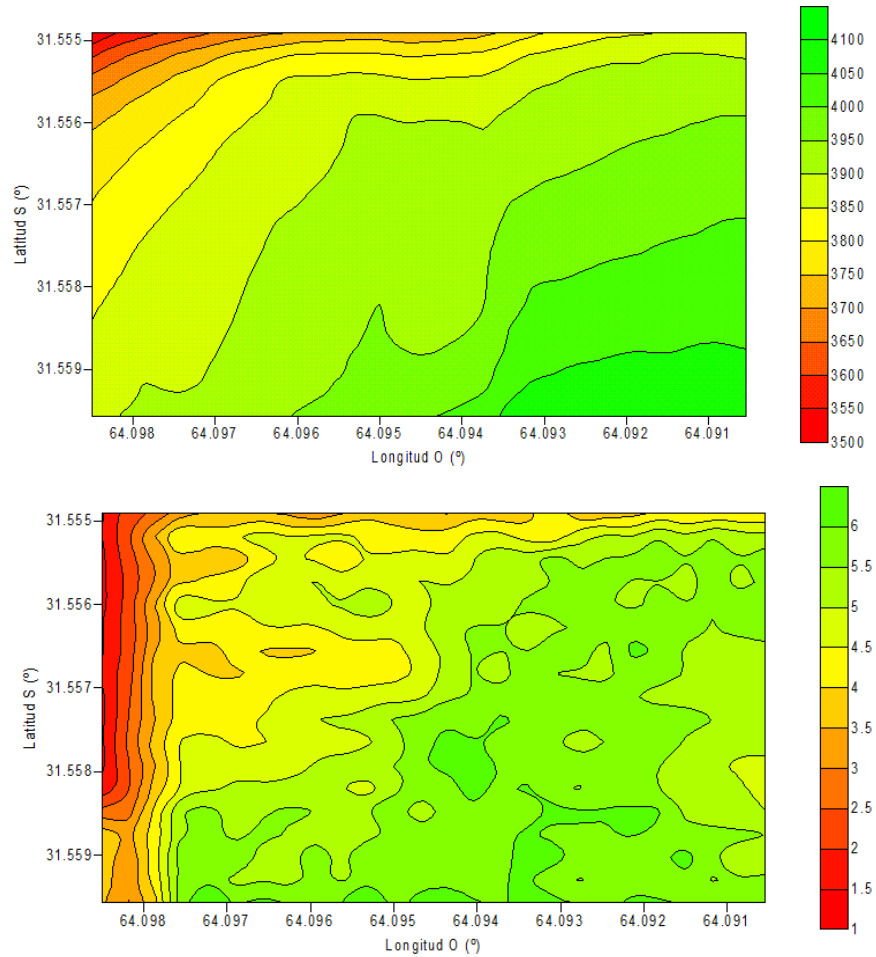


Fig. 4. Variación del rendimiento (arriba) y del índice de vegetación SR (abajo) para la fecha óptima (13/1/2011) en el lote.

En la figura 4 puede observarse el patrón que mantiene el rendimiento con el SR para la fecha 13/1/2011, con mayores valores de índice y de rendimiento en la porción sureste del lote en tanto que los menores índices y rendimientos se ubicaron en la posición noroeste.

Para el manejo de la agricultura de precisión, dependiendo de la estrategia de manejo adoptada, el grado de error puede no ser una limitante. Los productores que prefieren un manejo zonal, podrían requerir precisión en la estimación del rendimiento medio zonal. Aquellos quienes adopten tasas variables de aplicaciones requerirán mayor precisión en la estimación del rendimiento [12].

4 Conclusiones

El cociente entre la reflectancia del infrarrojo cercano respecto de la reflectancia en el rojo, se mostró como el índice de vegetación que presentó los mayores coeficientes de correlación con los valores de rendimiento, a lo largo del ciclo del cultivo de soja.

Los mayores valores de correlación entre los índices de vegetación estudiados y el rendimiento de soja se obtuvieron a mediados y fines de enero, momento en que el cultivo aún no ha cubierto completamente el surco. Este comportamiento se observó tanto para los IV instantáneos como para aquellos acumulados a lo largo del ciclo del cultivo.

Agradecimientos. Los autores expresan su gratitud a la Secretaría de Ciencia y Técnica – Universidad Nacional de Córdoba - Argentina (Secyt-UNC) por el apoyo financiero que permitió la realización de este trabajo.

Referencias

1. Rivas, R., Ocampo, D., Carmona F.: Modelo de predicción de rendimiento de trigo a partir de NDVI: aplicación en el contexto de la agricultura de precisión. En: Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba, PR, Brasil (2011).
2. Seelan, S.K., Laguette, S., Casady G.M., Seielstad, G.A. Remote sensing applications for precision agriculture: A learning community approach. *Remote Sensing of Environment*, 88, 157—169 (2003).
3. Brisco, B., Brown, R., Hirose, J., McNairn, H., Staenz, K. Precision Agriculture and the Role of Remote Sensing: A Review. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 24(3), 315--327 (1998).
4. Zhang, M., O'Neill, M., Hendley, P., Drost, D., Ustin, S. L. Corn and soybean yield indicators using remotely sensed vegetation index. In: Proc. of the 4th International Conference on Precision Agriculture, 2, 1475--1481 (1998).
5. Robertson, M., Isbister, B., Maling, I., Oliver, Y., Wong, M., Adams, M., Bowden B., Tozer, P. Opportunities and constraints for managing within-field spatial variability in Western Australian grain production. *Field Crops Research*, 104, 60--67 (2007).
6. Panda, S.S., Ames, D.P., Panigrahi, S. Application of Vegetation Indices for Agricultural Crop Yield Prediction Using Neural Network Techniques. *Remote Sensing*, 2, 673—696 (2010)
7. Bauer, M. E. Spectral inputs to crop identification and condition assessment. *Proceedings of the IEEE*, 73, 1071--1085 (1985).
8. Jackson, R. D. Remote Sensing of vegetation characteristics for farm management. *Proceedings of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*, 475, 81--96 (1984).
9. Shanahan, J.F., Schepers, J.S, Francis, D.D., Varvel, G.E., Wilhelm, W.W., Tringe, J.M., Schlemmer, M.R., Major, D.J. Use of remote sensing imagery to estimate corn grain yield. *Agronomy Journal*, 95, 583--589 (2001).
10. Hatfield, J. L., Gitelson, A. A., Schepers, J. S., Walthall, C. L. Application of Spectral Remote Sensing for Agronomic Decisions. *Agron. J.*, 100,S-117--S-131 (2008).
11. Moran, M.S., Inoue, Y, Barnes, E.M. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management *Remote Sensing of Environment*, 61(3),319—346 (1997).

12. Lyle, G., Lewis, M., Ostendorf, B. Testing the Temporal Ability of Landsat Imagery and Precision Agriculture Technology to Provide High Resolution Historical Estimates of Wheat Yield at the Farm Scale. *Remote Sens.*, 5, 1549--1567 (2013).
13. Zhang, X., Shi, L., Jia, X., Seielstad, G., Helgason C. Zone mapping application for precision-farming: a decision support tool for variable rate application. *Precision Agric* 11:103--114 (2010).
14. de la Casa, A., Ovando, G. Integración del índice de vegetación de la diferencia normalizada (NDVI) y del ciclo fenológico de maíz para estimar el rendimiento a escala departamental en Córdoba, Argentina. *Agricultura Técnica (Chile)*, 67(4), 362--371 (2007).
15. Doraiswamy, P.C., Hatfield, J.L., Jackson, T.J., Akhmedov, B., Prueger, J., Stern, A. Crop condition and yield simulation using Landsat and MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 91, 548-559 (2004).
16. Haboudane, D., Miller, J.R., Pattey, E., Zarco-Tejada, P.J., Strachan I.B.. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 90, 337--352 (2004).
17. Jarsún, B., Gorgas, J., Zamora, E., Bosnero, H., Lovera, E., Ravelo, A., Tassile, J. Los suelos de Córdoba. Agencia Córdoba Ambiente e Instituto Nacional de Tecnología.