

Modelo de predicción de rendimiento de trigo a partir de NDVI: aplicación en el contexto de la agricultura de precisión

Raúl Rivas^{1,2}
Dora Ocampo^{1,2}
Facundo Carmona^{1,3}

¹ Instituto de Hidrología de Llanuras *Dr. Eduardo J. Usunoff*, ² Comisión de Investigaciones Científicas de Buenos Aires, Pinto 399, B7000GHG, Tandil. Buenos Aires – Argentina
rrivas@rec.unicen.edu.ar
dora.ocampo@rec.unicen.edu.ar

³ Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica de Argentina
facundo.carmona@rec.unicen.edu.ar

Abstract. We present an equation to estimate the yield (R) of wheat (*Triticum*) from Normalized Difference Vegetation Index obtained through Landsat 5 Thematic Mapper images. The study area corresponds to a farm located South West of the República Oriental del Uruguay. The prediction model equation obtained is an exponential function ($R = \alpha \cdot e^{\beta \cdot NDVI}$). The statistical comparison between the measured data at the field and those estimated by the model results are RSME 534 kg ha⁻¹ and bias 168 kg ha⁻¹. The usefulness of satellite images of medium resolution for use in precision agriculture in the definition of returns to scale plot. The information obtained is the first step to implement a differential management within the same plot.

Keywords: Precision Agriculture, Yield Mapping, Exponential **Function, Landsat images, vegetation index**

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 (AP) (Martínez y Bordes, 2005). Un claro ejemplo de ello es la información actualizada y adecuadamente referenciada del estado del cultivo requerida por la AP (López et al. 2007).

En el ámbito del Mercado Común del Sur (MERCOSUR) se observa una revolución tecnológica que ha demostrado y demuestra una muy alta competitividad y productividad. Por lo tanto es necesario complementar el desarrollo regional con estudios técnicos científicos que faciliten un manejo del sistema productivo bajo AP.

En este contexto, el índice de área foliar (IAF) es una variable clave utilizada por fisiólogos y por investigadores que aplican modelos matemáticos para estimar el follaje de la cubierta vegetal, así como la previsión del crecimiento y rendimiento del cultivo (Haboudane et al. 2004). La determinación del IAF es fundamental para comprender los procesos biofísicos del dosel de los árboles y de los cultivos, y para predecir el crecimiento y la productividad (Daughtry et al. 1992; Goetz y Prince, 1996; Liu et al. 1997; Moran et al. 1995, 1997; Tucker et al. 1980).

Entre los métodos de estimación del IAF se encuentran modelos basados en el uso de información captada desde sensores remotos, en este sentido las imágenes de satélite pueden proporcionar una adecuada cuantificación del IAF mediante el uso de índices (Haboudane et al. 2004; Farrel y Rivas, 2010; Hively et al. 2009) y una estimación de parámetros físicos de la vegetación, entre otros (López et al. 2007, Pinheiro et al. 2007). Las imágenes facilitan el análisis de la variabilidad del cultivo y la producción de materia seca con la finalidad de mejorar el diagnóstico, la toma de decisiones y la eficiencia en el uso de insumos (tratamientos variables en plaguicidas, fertilizantes y agua de riego, entre otras).

La característica más sobresaliente de las imágenes de satélite, en AP, es la predicción del rendimiento de los cultivos utilizando como base fórmulas que combinan bandas espectrales

de la region visible e infrarrojo cercano del espectroelectromagnético (Stanhill et al. 1972; Sridhar et al. 1994; Taylor et al. 1998; Reynolds et al. 2000; Oberthur et al. 2007). El índice mas utilizado para la estimación de rendimiento en cultivos es el Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) (Moges et al. 2004).

El objetivo de este trabajo es desarrollar una función que relacione el NDVI con el rendimiento (R) en trigo (*Triticum*) con la finalidad de lograr mapas de rendimiento a partir de imágenes de satélite de resolución media.

2. Metodología

Se estudia un establecimiento de 509 ha ubicado al suroeste de la República Oriental del Uruguay (33° 34' S, 58° 11' W, 32 m de altitud) de las cuales 361 ha se encuentran sembradas con trigo. La zona de estudio se localizó en el establecimiento El Bravío propiedad de la empresa Agronegocios del Plata S.A. y presenta un relieve irregular requiriendo la aplicación de una agricultura por ambientes. El clima es templado y la precipitación se caracteriza por su extrema irregularidad y variabilidad, siendo el promedio anual de 1030 mm. Para validar la información se realizaron cortes de trigo en dos establecimientos ubicados en cercanía al área de estudio (Rodríguez Folle 33° 37' S, 57° 53' W y Don Carlos 33° 35' S, 57 ° 57' W).

2.1 Cultivo utilizado

El trigo es de ciclo largo (variedad BIOINTA 2004) y fue sembrado con una densidad de 140 kg ha⁻¹. El cultivo se realizó en condiciones de secano y la rotación del predio fue trigo-soja o trigo-maíz. Se fertilizó de forma variable de acuerdo a cada ambiente.

La obtención de la ecuación de predicción de R de trigo fue calculada a partir datos de la cosecha 2009. El R medido correspondió a datos del monitor modelo Green Star montado en la máquina cosechadora John Deere. El sistema está conectado a un receptor GPS para georeferenciar el dato de cosecha de los puntos muestreados. Con la cobertura de puntos muestreados se procedió a generar coberturas raster de las diferentes parcelas utilizando el método de interpolación del vecino más próximo. La información obtenida se utilizó para obtener la relación R-NDVI.

2.2 Pretratamiento de las imágenes de satélite

Se utilizaron dos imágenes captadas por el satélite Landsat 5 TM, correspondientes a las fechas: 2 de octubre de 2009 y 5 de octubre de 2010 (momento del espigado). Con los valores de las bandas 3 (0,63-0,69 µm) y 4 (0,76-0,90 µm) se calculó el NDVI para cada imagen considerada.

Las imágenes en cuenta digital (CD) se transformaron en radiancia (Ecuación 1):

$$L_{\lambda sat} = G_{\lambda} CD + B_{\lambda} \quad (1)$$

donde λ (µm) indica la longitud de onda, y G_{λ} (Wm⁻²sr⁻¹µm⁻¹) y B_{λ} (Wm⁻²sr⁻¹µm⁻¹) son los coeficientes de transformación de CD a valores de radiancia (Chander y Markham, 2003; Chander et al. 2007).

Posteriormente se calculo la reflectividad de superficie (ρ_{λ}) para las bandas 3 y 4 del sensor TM aplicando la Ecuación 2 (considerando una superficie uniforme Lambertiana y libre de nubes) (Schroeder et al. 2006):

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi(L_{\lambda sat} - L_{\lambda p})}{T_{\lambda v}(E_{\lambda 0} d^{-2} \cos \theta_z T_{\lambda z} + E_{\lambda down})} \quad (2)$$

donde π (sr) representa la hipótesis de superficie Lambertiana, $L_{\lambda\text{sat}}$ ($\text{Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$) es la radiancia a tope de la atmósfera registrada por el sensor, $L_{\lambda\text{p}}$ ($\text{Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$) es la radiancia registrada como resultado de la interacción de la radiación electromagnética con los componentes atmosféricos, $T_{\lambda\nu}$ () es la transmisividad atmosférica desde la superficie hacia el sensor, $E_{\lambda 0}$ es la irradiancia solar espectral exoatmosférica (en $\text{Wm}^{-2}\mu\text{m}^{-1}$), d es la distancia Tierra-Sol medida en unidades astronómicas (UA), θ_z es el ángulo cenital solar, $T_{\lambda z}$ () es la transmisividad atmosférica en la dirección de la iluminación solar y $E_{\lambda\text{down}}$ ($\text{Wm}^{-2}\mu\text{m}^{-1}$) es la irradiancia difusa del cielo hacia abajo.

Para estimar los valores de los coeficientes $T_{\lambda z}$, $T_{\lambda\nu}$, $E_{\lambda\text{down}}$ y $L_{\lambda\text{p}}$ se utilizó el método conocido como Resta de Superficies Oscuras (del inglés *Dark Object Subtraction* o DOS). Este supone que la imagen de satélite contiene píxeles con una reflectividad porcentual cercana a cero (zonas oscuras) como por ejemplo aquellos correspondientes al agua clara y profunda, una densa forestación, sombra, entre otros, y que, por lo tanto, es posible asociar la señal registrada por el sensor en estos píxeles principal y casi completamente a los efectos producidos por la dispersión atmosférica (o *scattering*) $L_{\lambda\text{p}}$ (Chavez, 1988).

Posteriormente las imágenes se corregistraron con una imagen de referencia de 15 m de resolución.

2.3 Ecuación de estimación de rendimiento

Para la obtención de la ecuación de predicción de cosecha se aplicó el método de dispersión de datos utilizando como variable dependiente el dato de cosecha (obtenido por medio del monitor de rinde en la cosecha 2009) y como variable independiente el NDVI (obtenido con la imagen del 2 de octubre de 2009). Los pares NDVI-R utilizados en la dispersión corresponden a áreas de rendimiento homogéneo (con una desviación en el rendimiento inferior a los 300 kg ha⁻¹) que superaran las 2 ha (aproximadamente 500 píxeles en la imagen). Posteriormente a la dispersión de datos se ajustó una función exponencial considerando que ésta es la que mejor responde al rendimiento de trigo en relación con el NDVI (Moges et al. 2004).

2.4 Validación de la ecuación de rendimiento

Para validar la ecuación obtenida se realizaron cortes de trigo en los establecimientos Rodríguez Folle y Don Carlos. Se efectuaron 16 cortes de trigo en diferentes ambientes, en cuadrados de 2 ha dentro de los cuales se tomaron 10 muestras al azar de 1 m² cada una. Se contaron las espigas y granos por espiga y se promediaron. Luego se calculó el rinde con el peso de 1000 semillas de trigo. Con los cortes y pesadas se estimó el rendimiento de la campaña 2010.

Finalmente, con los datos de corte se evaluó el modelo exponencial ajustado por medio de: el coeficiente de determinación (r^2), el bias (MBE), la raíz cuadrada del error cuadrático medio ($RMSE$), el error relativo (RE) y el índice de concordancia de Willmott (d ; Willmott, 1981) (Ecuaciones 3 a 7).

$$r^2 = \frac{[\sum(E_i - E)(O_i - \bar{O})]^2}{\sum(E_i - E)^2 \sum(O_i - \bar{O})^2} \quad (3)$$

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - E_i)}{N} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - E_i)^2}{N}} \quad (5)$$

$$RE = \frac{RMSE}{\bar{O}} \quad (6)$$

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - E_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|E_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2} \quad (7)$$

donde N es el número de observaciones, O_i es el valor observado y E_i es el valor estimado. \bar{E} y \bar{O} son los valores medios de E y O .

El modelo perfecto es cuando b (pendiente de la regresión lineal) = $r^2 = d = 1$ y $MBE = RMSE = RE = 0$. El mejor modelo debe tender a los límites anteriores, siendo bueno el ajuste del modelo cuando $d \geq 0,95$, $RE \leq 0,20$, b está cerca de 1 y $r^2 > 0,80$ (Pereira, 2004; Stockle et al. 2004; Cai et al. 2007).

3. Resultados

La relación establecida entre R y NDVI es la siguiente expresión exponencial:

$$R = \alpha \cdot e^{\beta \cdot NDVI} \quad (8)$$

donde R viene dado en $kg\ ha^{-1}$, α toma el valor $523\ kg\ ha^{-1}$ y β el valor 2.5. El valor de NDVI corresponde al obtenido luego de corregida la imagen de efectos atmosféricos y α y β fueron ajustados por mínimos cuadrados. El coeficiente de determinación logrado para el ajuste fue de 0.84 (Figura 1).

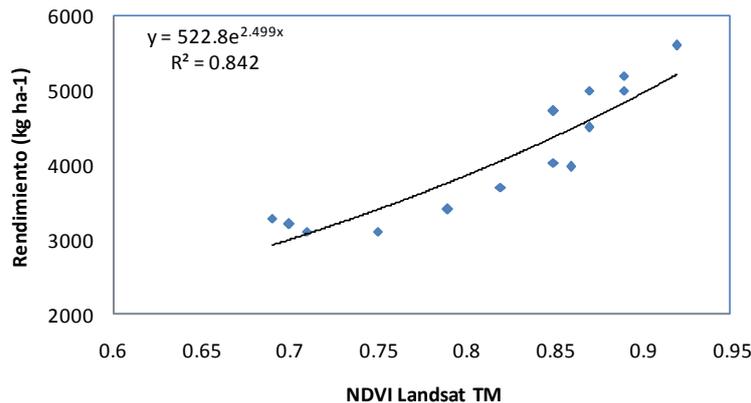


Figura 1. Correlación entre el rendimiento del trigo y el NDVI

En la Figura 1 se puede observar que existe una relación clara entre el NDVI y el R para las condiciones analizadas en el cultivo en estudio.

La Figura 2 muestra el mapa de rendimiento logrado (aplicando la ecuación 8) con la imagen de NDVI del 5 de octubre de 2010 de los dos campos en los cuales se validó el modelo. Se puede observar la variabilidad espacial que muestra cada campo con trigo y a la vez la respuesta en rendimiento de los diferentes ambientes (loma, media loma y bajo).

La ecuación exponencial (8) se validó con la información aportada de los cortes, correspondiente a los 16 cuadrados de 2 ha que se muestran en la Figura 3 con una distribución representativa de cada ambiente (A: ambiente productivo, B: la productividad del ambiente varía de acuerdo a las condiciones del año (seco o húmedo) y a los cultivos de invierno y verano, D: ambiente con bajo rendimiento todos los años. Los subíndices b, cv, p indican condiciones particulares del ambiente, por ejemplo Bb: ambiente bajo de productividad variable).

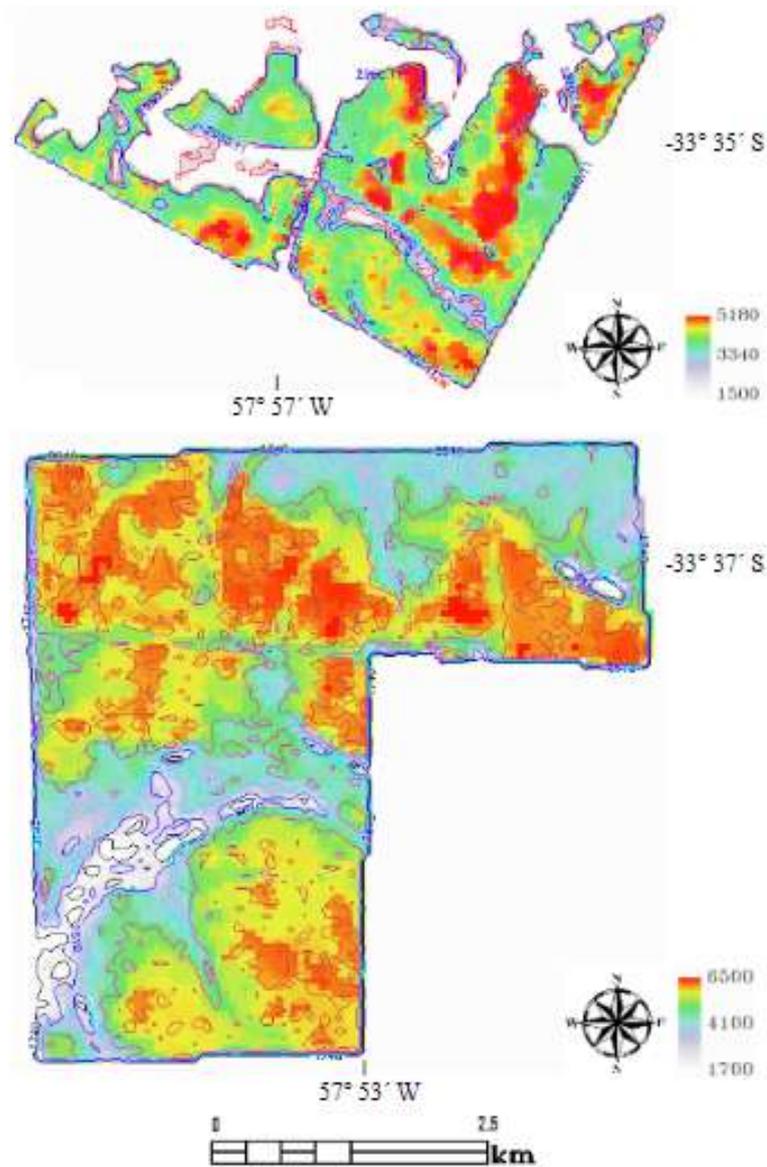


Figura 2. Mapa de rendimiento (kg ha^{-1}) estimado para los campos Don Carlos (arriba) y Rodríguez Folle (abajo). Sectores en color blanco corresponde a no dato.

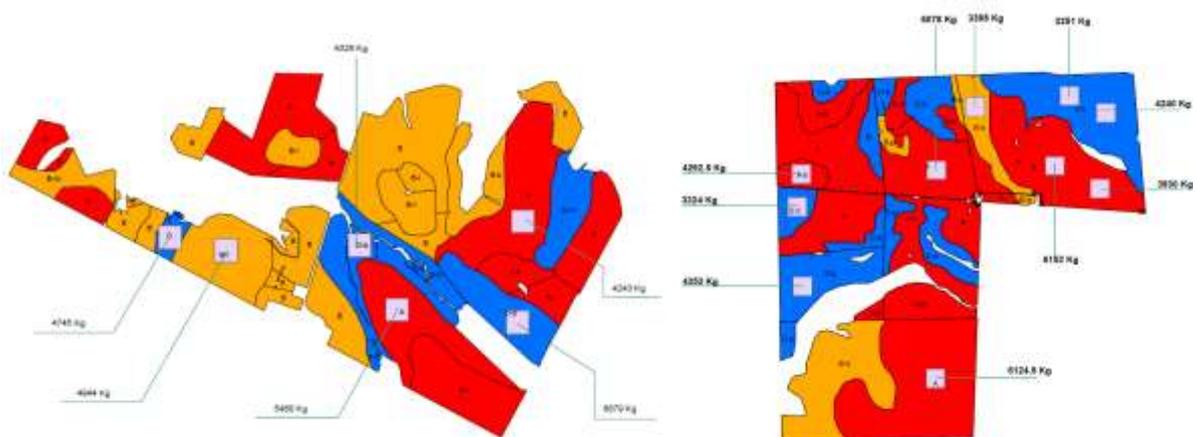


Figura 3. Áreas de corte utilizadas en la validación del modelo con la identificación del ambiente y el valor de rendimiento.

La Tabla 1 muestra el resultado de los estadísticos aplicados para la valoración de la ecuación de rendimiento conjuntamente con la indicación de las muestras utilizadas y la desviación observada (σ_O) y estimada (σ_E).

Tabla 1. Resultados de los estadísticos utilizados para evaluar el modelo de rendimiento.

b	r^2	MBE (kg ha ⁻¹)	$RMSE$ (kg ha ⁻¹)	RE	d
0,67	0,74	168	534	0,12	0,96
$\sigma_O = 798$ kg ha ⁻¹ ;		N = 16			
$\sigma_E = 1019$ kg ha ⁻¹ ;		N = 16			

Los valores de los estadísticos utilizados muestran una adecuada aptitud del modelo para la estimación de R aunque es perceptible un valor de b bajo. En la Figura 4 se puede observar el diagrama de comparación entre valores observados y estimados que denota claramente el efecto del parámetro b.

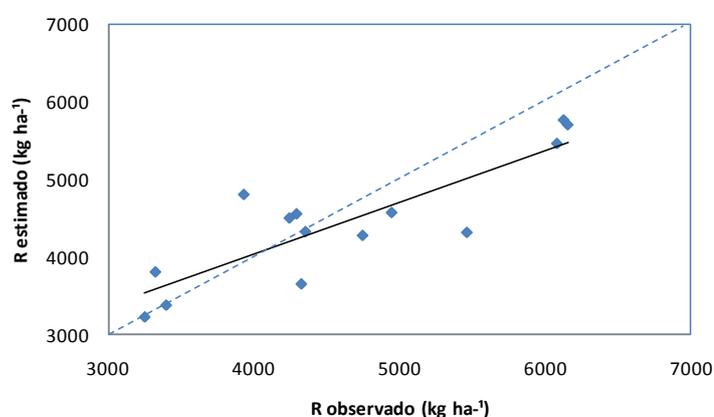


Figura 4. Diagrama de dispersión entre rendimientos observados y estimados.

4. Conclusiones

En el presente trabajo se ha logrado una estimación de rendimiento de trigo a partir de una función exponencial que requiere como dato de entrada un mapa de Normalized Difference Vegetation Index. Como puede apreciarse existe una relación directa entre el rendimiento del trigo y el índice de vegetación (estimado a partir de una imagen Landsat 5 Thematic Mapper). Las variaciones del índice reproducen adecuadamente los cambios en el rendimiento de trigo. La validación de la función de rendimiento muestra que el modelo presenta un error de estimación del 12 % con tendencia a sobreestimar del orden de 168 kg ha⁻¹. Se puede observar que para rendimientos bajos el modelo sobreestima y que para rendimientos superiores a los 4800 kg ha⁻¹ el modelo subestima. Queda por analizarse el comportamiento en otras variedades, considerando condiciones climáticas diferentes a las tratadas en este trabajo.

El trabajo destaca la utilidad de las imágenes de satélite de resolución espacial de 30 m por 30 m. Dicha resolución es la apropiada para su uso en agricultura de precisión, particularmente en la delimitación y determinación de rendimientos a escala de parcela.

La información obtenida en este trabajo constituye el paso previo para implementar un manejo diferencial dentro de una misma parcela.

Agradecimientos

Los autores desean expresar su agradecimiento a la empresa Agronegocios del Plata por los datos provistos y por la financiación total de esta investigación. Además destacamos la

colaboración de Solaris Geotecnología, Ing. H. Figueredo y Tec. L. Palazzani, por la ayuda brindada.

Referencias

- Cai J., Liu Y., Lei T., Pereira L. 2007. Estimating reference evapotranspiration with the FAO Penman-Monteith equation using daily weather forecast messages. **Agricultural and Forest Meteorology**, 145:22-35.
- Chander G.; Markham B. 2003. Revised Landsat-5 TM Radiometric Calibration Procedures and Postcalibration Dynamic Ranges. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 41(11), 2674-2677.
- Chander G.; Markham B.; Barsi J. 2007. Revised Landsat-5 Thematic Mapper Radiometric Calibration. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, 4(3), 490-494.
- Chavez J. 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. **Remote Sensing of Environment**, 24, 459-479.
- Chavez J. 1996. Image-based atmospheric correction- Revisited and improved. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 62(9), 1025-1036.
- Daughtry, C. S. T., Gallo, K. P., Goward, S. N., Prince, S. D., Kustas, W. (1992). Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. **Remote Sens. Environ.**, 39, 141– 152.
- Goetz S., Prince, S. 1996. Remote sensing of net primary production in boreal forest stands. **Agric. For. Ecol.**, 78, 149–179.
- Haboudane, D.; Miller, J.; Pattey, E.; Zarco-Tejada, P.; Strachan, I. 2004. 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.
- Hively W., Lang M., McCarty G., Keppler J., Sadeghi A., McConnell L. 2009. Using satellite remote sensing to estimate winter cover crop nutrient uptake efficiency. **Journal of soil and water conservation**, 64 (5): 303-313.
- Liu J., Chen J., Cihlar J., Park, W. 1997. A process-based boreal ecosystem productivity simulator using remote sensing inputs. **Remote Sens. Environ.**, 62: 158– 175.
- López-Lozano R.; Casterad, M, Herrero-Isern J. 2007. Relación entre desarrollo del cultivo, rasgos edáficos y rendimiento en una parcela de maíz mediante teledetección y SIG. **En Teledetección - Hacia un mejor entendimiento de la dinámica global y regional**, Editores Rivas R. Grisotto, M Sacido, 43-50.
- Martínez-Casasnovas J., Xavier Bordes A. 2005. Viticultura de precisión: Predicción de cosecha a partir de variables del cultivo e índices de vegetación. **En: Teledetección avances en la observación de la Tierra**. Editores Arbelo M., Gonzalez A., Perez J., 33-36.
- Moges M., Raun W., Mullen, R. Freeman K., Johnson G., Solie J. 2004. Evaluation of Green, Red, and Near Infrared Bands for Predicting Winter Wheat Biomass, Nitrogen Uptake, and Final Grain Yield. **J. of Plant Nutr.** 27 (8): 1431-1441.
- Moran M., Inoue Y., Barnes E. 1997. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. **Remote Sens. Environ.**, 61: 319– 346.
- Pereira A. 2004. The Priestley-Taylor parameter and the decoupling factor for reference evapotranspiration. **Agricultural and Forest Meteorology**, 125:305-313.
- Pinheiro Povh F., Gimenez L., Salvi J. Frasson F., Molin J., Pauletti V. 2007. Uso de sensor óptico ativo aplicado ao manejo de nitrogênio em trigo. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, INPE, 343-350.
- Farrel M., Rivas R. 2010. Relación entre índices de vegetación provenientes de imágenes MODIS y el rendimiento en girasol en el área centro de la pampa, Argentina. **Revista Ciencia** 5 (19):29-43. Universidad de Catamarca, Argentina.
- Schroeder T.; Cohen, W.; Song C.; Canty M.; Yang, Z. 2006. Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon. **Remote Sensing of Environment** 103: 16-26.
- Stockle C., Kjelgaard J., Bellocchi G. 2004. Evaluation of estimated weather data for calculating Penman-Monteith reference evapotranspiration. **Irrigation Science**, 23:39-46.
- Taylor S., Raun W.R.; Solie J., Johnson G., Stone M., Whitney R. 1998. Use of spectral radiance for collecting nitrogen deficiencies and estimating soil variability in an established Bermuda grass pasture. **J. Plant Nutr.** 21 (11): 2287–2302.
- Tucker C., Holben B., Elgin J, McMurtrey, J. 1980. Relationship of spectral data to grain yield variations. **Photogramm. Eng. Remote. Sens.**, 46: 657– 666.
- Willmott, C. 1981. On the validation of models. **Physical Geography**, 2:181-194.