

CAPÍTULO 7

ISBN 978-987-543-443-1

http://cursosihlla.bdh.org.ar/Libro_011/

Estimación de rendimiento de trigo por ambientes a partir de datos del sensor Thematic Mapper

Dora Ocampo^{1,2}, Raúl Rivas^{1,2}, Facundo Carmona^{1,3}, Hugo Figueredo⁴ y Leticia Palazzani⁴

¹ Instituto de Hidrología de Llanuras “Dr. Eduardo J. Usunoff” (UNCPBA – CIC – Municipalidad de Azul), sede Tandil, Pinto 399, B7000GHG Tandil, Buenos Aires, Argentina.

² Comisión de Investigaciones Científicas de Buenos Aires (CIC)

³ Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica de Argentina (ANPCyT).

⁴ Solaris Geotecnología, Trenque Lauquen, Buenos Aires, Argentina.

Correo electrónico: dora.ocampo@rec.unicen.edu.ar

1. Introducción

La predicción del rendimiento de los cultivos permite ampliar el conocimiento de las relaciones clima/cultivo y generar información necesaria para la planificación y manejo de la producción agropecuaria (De la Casa y Ovando, 2007). Actualmente algunos modelos de predicción están sustentados en la capacidad de observación del territorio de los sensores remotos. En este sentido, 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-Casasnovas y Bordes, 2005).

La AP, también llamada Manejo Sitio-específico de cultivos (Whelan y McBratney, 2000), permite adecuar el manejo de suelos y cultivos a la variabilidad presente dentro de un lote en respuesta a las necesidades específicas de cada lugar (Bongiovanni, 2003; Lee *et al.*, 2010). Un ejemplo donde la AP permite la asociación entre mapas de variables y decisiones de manejo es el estudio del índice de área foliar (*LAI*, *Leaf Area Index*). El *LAI* 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). Entre los métodos de estimación del *LAI* 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 LAI mediante el uso de índices (Haboudane *et al.*, 2004; Hively *et al.*, 2009; Farrel y Rivas, 2010) y una estimación de parámetros físicos de la vegetación, entre otros (López *et al.*, 2007, Pinheiro *et al.*, 2007). De esta forma, las imágenes de satélite 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 región visible e infrarrojo cercano del espectro electromagnético (Stanhill *et al.*, 1972; Sridhar *et al.*, 1994; Taylor *et al.*, 1998; Reynolds *et al.*, 2000; Oberthur *et al.*, 2007). En general, el NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) constituye un indicador propicio para el estudio de los cultivos y de la vegetación en general (Rouse *et al.*, 1974) y uno de los índices más utilizado para la estimación de rendimiento en cultivos (Moges *et al.*, 2004). Bajo este planteo, varios autores han estudiado los cultivos a partir de índices de vegetación. Moriondo *et al.* (2007) estudiaron la relación entre el NDVI obtenido por medio del sensor AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*) y un modelo de simulación para estimar el rendimiento (CropSyst www.bsyse.wsu.edu/CS_Suite/CropSyst/index.html) de trigo en la región de Grosseto y Foggia (Italia). Desde el punto de vista del ciclo del cultivo, De la Casa y Ovando (2007) evaluaron la relación entre NDVI logrado con el sensor AVHRR y el rendimiento de maíz en las distintas etapas del cultivo con el objetivo de desarrollar un modelo de predicción a escala departamental. Farrel y Rivas (2008) analizaron la correlación existente entre el EVI (*Enhanced Vegetation Index*) logrado con el sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) y el rendimiento de cultivos de girasol en el centro de la Provincia de La Pampa, donde los resultados mostraron errores de estimación de entre 500 y 800 kg ha⁻¹.

En este contexto, 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. Materiales y Métodos

2.1. Área de estudio y cultivo

Se estudia un establecimiento de 509 ha ubicado al suroeste de la República Oriental del Uruguay (ROU) (33° 34' Sur, 58° 11' Oeste, 32 m de altitud) de las cuales 361 ha se encuentran sembradas con trigo (Figura 1). 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 que requiere un manejo diferencial del terreno. Habitualmente, este manejo diferencial del terreno se corresponde con la posición del paisaje: loma, media loma y bajo. Entonces, los ambientes presentes en el área de estudio corresponden a: loma (A), ambiente productivo; media loma (B), ambiente donde la productividad varía de acuerdo a las condiciones del año (seco o húmedo y a los cultivos de invierno y verano); y bajo (D), ambiente con bajo rendimiento todos los años.

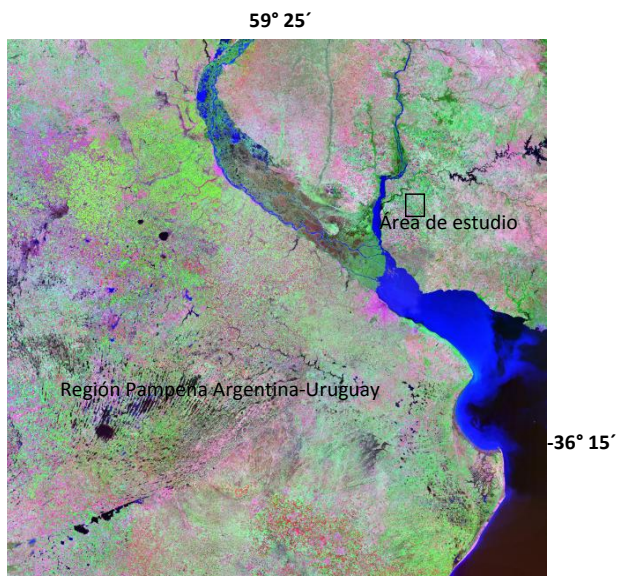


Figura 1. Ubicación de la región de estudio en la República Oriental del Uruguay.

El clima es templado y la precipitación se caracteriza por su extrema irregularidad y variabilidad, siendo el promedio anual de 1030 mm (2000-2009). Para validar el modelo aplicado se utilizó información de dos establecimientos ubicados en la cercanía del área de estudio (Rodríguez Folle 33° 37' Sur, 57° 53' Oeste y Don Carlos 33° 35' Sur, 57° 57' Oeste).

El trigo implantado en las parcelas 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 estimación de la ecuación de predicción de *R* de trigo fue calculada a partir de datos de la cosecha 2009. El *R* medido correspondió a datos del monitor modelo Green Star montado en una máquina cosechadora John Deere. El sistema está conectado a un receptor GPS para georreferenciar 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

Dos imágenes captadas por el sensor Thematic Mapper (TM) a bordo del satélite Landsat 5 fueron utilizadas para el análisis de rendimiento (en ambos casos las imágenes toman al cultivo en el 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. La Tabla 1 muestra las dos fechas utilizadas de la escena 225-83 del *World-wide Reference System*.

El tratamiento digital de las imágenes, previo a la estimación del *NDVI*, es el mismo seguido en el Capítulo 1, Apartado 2.2.

Tabla 1. Sensor y fecha de captura de las 2 imágenes utilizadas.

<i>Escena</i>	<i>Sensor</i>	<i>Fecha de adquisición</i>
(225-83)	TM	02/10/2009
(225-83)	TM	05/10/2010

2.3 Desarrollo y validación del modelo

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 rendimiento en la cosecha 2009) y como variable independiente el *NDVI* (obtenido con la imagen del 2 de octubre de 2009). Los pares *R-NDVI* utilizados en la dispersión corresponden a áreas de rendimiento homogéneo (desviación $\pm 300 \text{ kg ha}^{-1}$) mayor o igual a 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).

Para validar la ecuación obtenida se tomaron muestras del cultivo. A partir de una recolección manual, se realizaron cortes de trigo en los establecimientos Rodríguez Folle y Don Carlos.

Se efectuaron 16 cortes en diferentes ambientes, en cuadrados de 2 ha dentro de los cuales se tomaron 10 muestras al azar de 1 m^2 cada una. Se contaron las espigas y granos por espiga y se promediaron. Luego se calculó el rendimiento 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 los índices estadísticos: 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) (Tabla 2).

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

Tabla 2. Estadísticos aplicados en el análisis.

<i>Estadísticos</i>	<i>Ecuaciones</i>
r^2	$\frac{\left[\sum (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O}) \right]^2}{\sum (P_i - \bar{P})^2 \sum (O_i - \bar{O})^2} \quad (1)$
MBE	$\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)}{n} \quad (2)$
$RMSE$	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (3)$
RE	$\frac{RMSE}{O} \quad (4)$
d	$1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (P_i + O_i)^2} \quad (5)$

donde n es el número de observaciones, O_i es el valor observado, P_i es el valor calculado, P y O son los valores medios de P_i y O_i ($O_i' = O_i - O$, $P_i' = P_i - P$).

La Figura 2 de la página siguiente resume de manera simplificada la metodología aplicada para la estimación de rendimiento de trigo por ambientes utilizando imágenes del satélite Landsat Thematic Mapper.

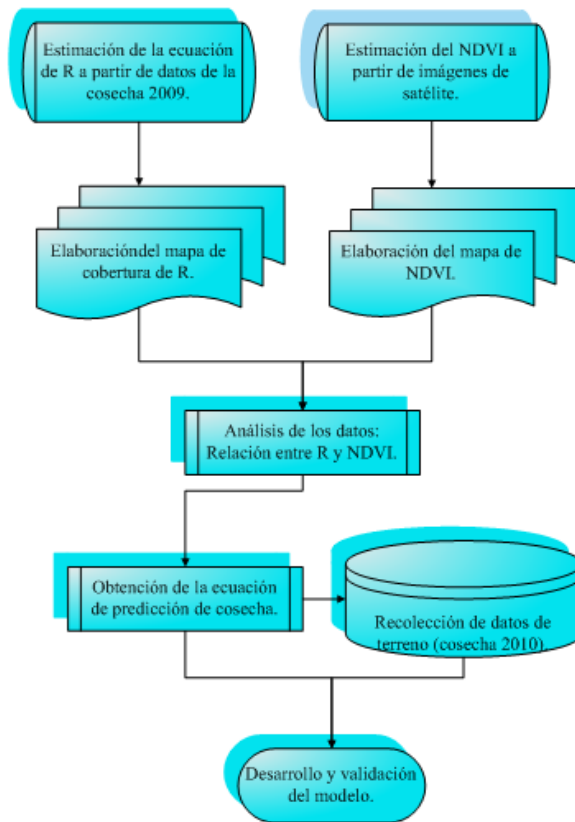


Figura 2. Esquema de la metodología seguida para la obtención de la ecuación de rendimiento.

3. Resultados y Discusión

3.1. Relación entre rendimiento y el NDVI

La Ecuación 6 muestra la función ajustada para la dispersión de datos R - $NDVI$.

$$R = \alpha \cdot e^{\beta \cdot NDVI} \quad (6)$$

donde R viene dado en kg ha^{-1} , α toma el valor 100 kg ha^{-1} y β el valor 4,2. El valor de $NDVI$ corresponde al obtenido luego de corregida la imagen de los efectos atmosféricos y α y β fueron ajustados por mínimos cuadrados. El coeficiente de determinación logrado para el ajuste fue de 0,82 (Figura 3).

En la Figura 3 se puede observar que existe una relación clara entre el $NDVI$ y el R para las condiciones analizadas en el cultivo de trigo estudiado. El ajuste

exponencial muestra que para valores elevados de *NDVI* se reduce el aumento de *R* mostrando que la respuesta no es lineal.

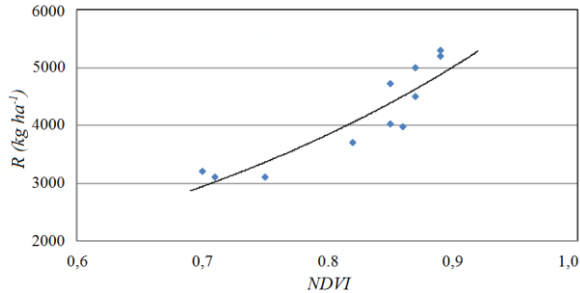


Figura 3. Dispersión de la relación *R* - *NDVI* y función de ajuste obtenida.

La Figura 4 (a y b) muestra el mapa de rendimiento logrado (aplicando la Ecuación 6) 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 considerados en el estudio.

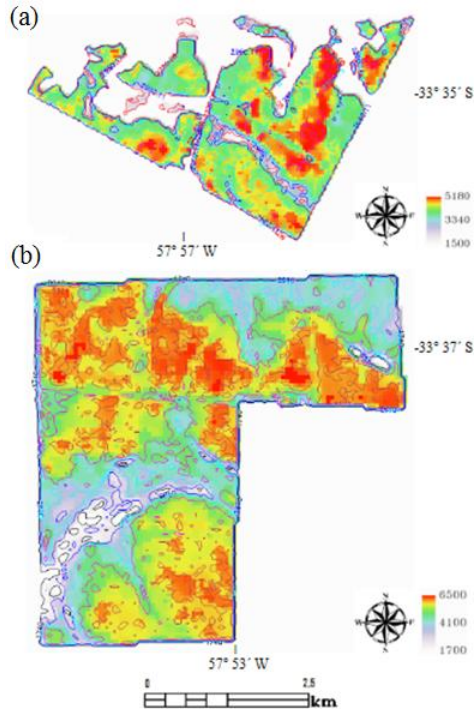


Figura 4. Mapas de *R* (kg ha⁻¹) estimados para el campo Don Carlos (a) y para el campo Rodríguez Folle (b).

La función exponencial (Ecuación 6) se validó con la información aportada de los cortes de trigo, correspondiente a las áreas de 500 píxeles que se muestran en la Figura 5 (a y b), con una distribución representativa de cada ambiente (A, B, D).

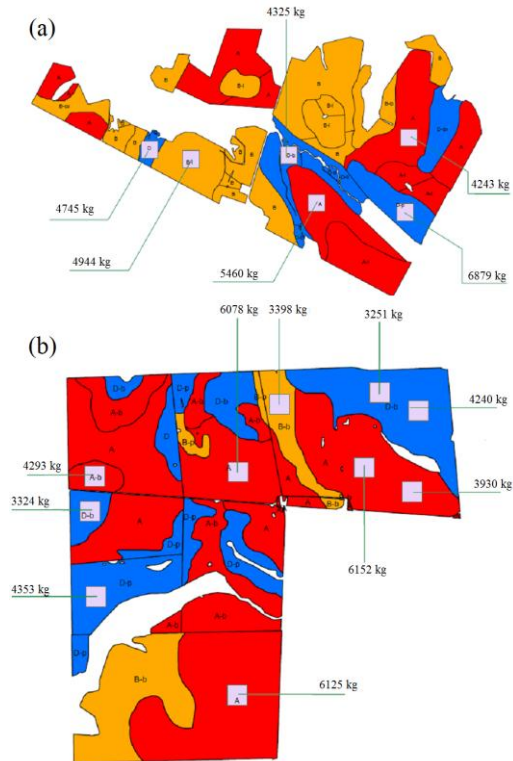


Figura 5. Áreas de corte utilizadas en la validación del modelo con la identificación del ambiente y el valor R para el campo Don Carlos (a) para el campo Rodríguez Folle (b). Los índices b , cv , p indican condiciones particulares del ambiente, por ejemplo $B-b$: ambiente bajo de productividad variable.

3.2 Validación del modelo

La Tabla 3 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 3. Resultados de los estadísticos utilizados para evaluar la validación el modelo de rendimiento. MBE, RMSE σ_O y σ_E expresados en kg ha^{-1} (N es el número de datos).

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

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 y un r^2 inferior al esperado en un modelo óptimo. En la Figura 6 se puede apreciar la comparación entre valores observados y estimados que denota la una subestimación para R altos.

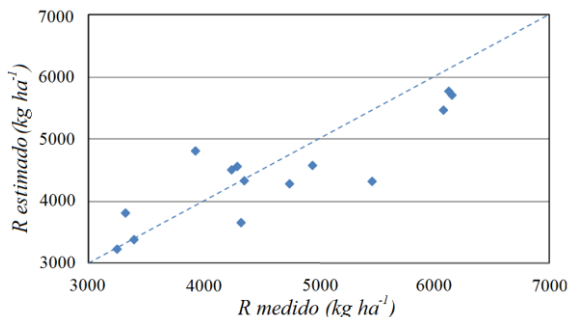


Figura 6. Dispersión entre R observados (medidos) y estimados.

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 valores del índice de vegetación $NDVI$. Se ha observado 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 analizar el comportamiento en otras variedades, considerando condiciones climáticas diferentes a las tratadas en este estudio.

El trabajo destaca la utilidad de las imágenes de satélite de resolución espacial de $30 \text{ m por } 30 \text{ m}$. Dicha resolución es la apropiada para su uso en agricultura de precisión en establecimientos con ambientes que excedan las 2 ha de extensión, particularmente en la delimitación y determinación de rendimiento por ambientes, es decir, realizando un manejo diferencial dentro de una misma parcela.

Finalmente, se considera que la determinación temprana de rendimientos de cultivos debe ser el comienzo de una serie de técnicas a desarrollar por un emprendimiento agropecuario, realizando mapeos sucesivos de rendimiento para lograr un adecuado conocimiento de los ambientes y un manejo integrado de los

cultivos. De esta forma se genera información base que puede aplicarse en la planificación y manejo de la producción agropecuaria en busca de dar respuestas a la productividad y competitividad presentes en el sector.

Agradecimientos

Los autores desean expresar su agradecimiento a la empresa Agronegocios del Plata (República Oriental del Uruguay) por los datos provistos y por la financiación de esta investigación. Además, destacamos la colaboración de los Ingenieros de la empresa en la provisión de información de terreno y en los análisis de laboratorio requeridos.

Referencias

1. Bongiovanni, R. La Agricultura de Precisión en la Cosecha. Revista IDIA 2003, 21, 85-90.
2. Cai, J.; Liu, Y.; Lei, T.; Pereira, L. Estimating reference evapotranspiration with the FAO Penman-Monteith equation using daily weather forecast messages. *Agricultural and Forest Meteorology* 2007, 145, 22-35.
3. 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* 2007, 67 (4), 362-371.
4. Farrell, M.; Rivas, R. Relación entre índices de vegetación provenientes de imágenes MODIS y el rendimiento en girasol en el área centro de la pampa, Argentina. *Revista Ciencia* 2010, 5 (19), 29-43. Universidad de Catamarca, Argentina.
5. Farrell, M.; Rivas, R. Relación entre índices de vegetación provenientes de imágenes de MODIS y el rendimiento en girasol en el área centro de La Pampa, Argentina. XII Reunión Argentina de Agrometeorología, San Salvador de Jujuy-Argentina. 2008, 183-184.
6. Haboudane, D.; Miller, J.; Pattey, E.; Zarco-Tejada, P.; Strachan, I. 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*. 2004, 90, 337-352.
7. Hively, W.; Lang, M.; McCarty, G.; Keppler, J.; Sadeghi, A., McConnell, L. Using satellite remote sensing to estimate winter cover crop nutrient uptake efficiency. *J. Soil Water Conservation* 2009, 64 (5), 303-313.
8. Lee, W. S.; Alchanatisb, V.; Yangc, C.; Hirafuji, M.; Moshoue, D.; Lif, C. Sensing technologies for precision specialty crop production. *Computing and Electronics in Agriculture* 2010, 74, 2-33.
9. López-Lozano, R.; Casterad, M.; Herrero-Isern, J. 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. R. Rivas, M. Grisotto, M. Sacido: Argentina, 2007, 43-50.

10. Martínez-Casasnovas, J.; Bordes, X. 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. M. Arbelo, A. González, J. Pérez: España, 2005, 33-36.

11. Moges, M.; Raun, W.; Mullen, R.; Freeman K.; Johnson G.; Solie J. Evaluation of Green, Red, and Near Infrared Bands for Predicting Winter Wheat Biomass, Nitrogen Uptake, and Final Grain Yield. *Journal of Plant Nutrition* 2004, 27, (8), 1431-1441.

12. Moriondo, F.; Maselli, M.; Bindi, A. simple model of regional wheat yield based on NDVI data. *Europ. Journal of Agronomy*. 2007, 26, 266–274.

13. Pereira, A. The Priestley-Taylor parameter and the decoupling factor for reference evapotranspiration. *Agriculture and Forest Meteorology* 2004, 125, 305-313.

14. Pinheiro Povh, F.; Gimenez, L.; Salvi, J.; Frasson, F.; Molin, J.; Pauletti, V. Uso de sensor óptico ativo aplicado ao manejo de nitrogênio em trigo. *Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, INPE, 2007, 343-350.*

15. Rouse, J. W.; Haas, R. W.; Schell, J. A.; Deering, D. H.; Harlan, J. C. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation. Greenbelt, MD. USA, NASA/GSFCT, 1974.

16. Whelan, B.M.; McBratney, A.B. The null hypothesis of precision agriculture management. *Precision Agriculture* 2000, 2, 265-279.

17. Willmott, C. On the validation of models. *Physical Geography* 1981, 2, 181-194.