

UTILIZACIÓN DE IMÁGENES MULTIESPECTRALES OBTENIDAS POR VEHÍCULO AÉREO NO TRIPULADO PARA LA DETERMINACIÓN DE ZONAS INTRA-LOTE CON MAYOR RENDIMIENTO Y CALIDAD EN TRIGO (*Triticum aestivum* L.)

Guido Bessone¹, Juan P. Vélez²; Fernando Scaramuzza²; Diego Villarroel², Paola Salvatierra³

¹Universidad Nacional de Villa María. guido_bessone@hotmail.com

²INTA EEA Manfredi, CR Córdoba. jpablovelez@gmail.com

³IAPCH-Universidad Nacional de Villa María. Villa María, Cba. Argentina. salvatierrapaolaluciana@gmail.com

INTRODUCCION

Históricamente, el trigo (*Triticum aestivum* L.) ha sido considerado en Argentina como un cultivo tradicional con una fuerte participación a nivel regional, siendo la alimentación humana el principal destino de su producción. El contenido de proteína en granos, además, es utilizado como un indicador indirecto del contenido de gluten, por la que se logran bonificaciones durante la comercialización que permiten mejorar la rentabilidad final del cultivo.

En los últimos años, se han realizado numerosos trabajos de investigación que han intentado describir la dependencia espacial entre las propiedades del suelo y del cultivo de trigo, la utilización de índices espectrales para cuantificar la variabilidad espacial de dichas propiedades y la influencia que las mismas tienen sobre el crecimiento de la planta, su rendimiento y la calidad del grano, en particular, el contenido de proteína lograda.

En muchos estudios, además, se hace referencia en como la utilización de la percepción remota dentro del sistema productivo de cultivos extensivos, cada vez toma un papel más relevante como una herramienta adicional de manejo. Mediante plataformas satelitales y vehículos aéreos no tripulados (UAV - por sus siglas en inglés), se hace posible obtener una gran cantidad de datos de la vegetación. La percepción remota puede definirse como el conjunto de técnicas que permiten la recolección de datos de un área determinada sin entrar en contacto directo con ella (12). Implica la medición de la energía electromagnética que los objetos reflejan en formas de ondas diferenciadas según su longitud medida en nanómetros (nm). Aunque la sucesión de valores de longitudes de onda es continua, suelen establecerse una serie de bandas en donde la radiación electromagnética manifiesta un comportamiento similar. La organización de estas bandas de longitudes de onda se denomina espectro electromagnético (3) comprendiendo distintos tipos de familias (2).

La combinación de bandas mediante algoritmos como lo son el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), el índice de borde rojo de diferencia normalizada (NDRE) y la combinación del índice de reflectancia de la absorción de clorofila y el índice de vegetación ajustado al suelo (TCARI/OSAVI; por sus siglas en inglés) permiten evaluar características espectrales de la vegetación y por lo tanto, analizar cualitativamente o cuantitativamente su estado relativo, determinando la influencia de factores como sequías, anegamientos, incendios, plagas, granizo o deficiencias nutricionales.

El NDVI es uno de los índices más conocidos y utilizados, basa su estimación por el contraste entre la zona de máxima absorción en el rojo (entre los 670 nm y 710 nm) debido a los pigmentos de clorofila y la máxima reflexión en el infrarrojo (800 nm a 1300 nm.) causado por la estructura celular de la hoja (4), resultando ser un buen estimador de la fracción fotosintéticamente activa absorbida por el canopeo. En el cultivo de trigo, además, se han encontrado fuertes asociaciones entre los mapas generados a través del índice y los de rendimiento mediante el monitor de la cosechadora (8). El NDRE se caracteriza por incorporar el área espectral del borde rojo (entre los 710 nm a 730 nm) en reemplazo de la del rojo. La misma tiende a reflejar la región del espectro en que la reflectancia de la vegetación pasa de ser baja a alta, permitiendo captar mejor las variaciones de la canopia del cultivo (7). El índice TCARI/OSAVI, relaciona dos índices; TCARI que mide la profundidad de absorción de clorofila en el rojo (670 nm) en relación a los máximos picos de reflectancia en el verde (550 nm) y borde rojo (710 nm). Sin embargo, es sensible a la reflectancia del suelo, por lo que es corregido con el índice OSAVI que utiliza bandas del rojo e infrarrojo cercano (800 nm) para reducir su influencia y realzar la sensibilidad a las variaciones relacionadas con el

contenido de clorofila (11). El objetivo del presente trabajo fue evaluar, previo a la cosecha del cultivo, la capacidad predictiva de diferentes índices espectrales (NDVI, NDRE y TCARI/OSAVI) del rendimiento y la calidad del cultivo y la capacidad de éstos para determinar zonas intra-lote diferenciadas en calidad y rendimiento, permitiendo así segregar la cosecha en función de zonas homogéneas para su posterior comercialización diferenciada.

OBJETIVOS

Objetivo general

- Determinar zonas dentro del lote diferenciadas en rendimiento y calidad de un cultivo de trigo a través del análisis geoespacial de imágenes multiespectrales.

Objetivos específicos

- Determinar la distribución espacial del rendimiento y proteína del cultivo de trigo sobre el área total del ensayo.
- Crear mapas de predicción espacial de rendimiento y proteína sobre el área total del ensayo y evaluar la calidad de la predicción mediante la evaluación de la varianza de la predicción.
- Crear mapas con los índices NDVI, TCARI/OSAVI y NDRE.
- Analizar si los mapas de índices de vegetación presentan patrones particulares a las condiciones de fertiriego, riego y secano.
- Evaluar la capacidad predictiva de zonas de mayor rendimiento y proteínas utilizando los mapas de NDVI, TCARI/OSAVI y NDRE.
- Evaluar la asociación entre proteínas y el índice TCARI/OSAVI.
- Evaluar la asociación entre rendimiento y los índices NDVI y NDRE.

MATERIALES Y MÉTODOS

Lugar de experimentación

El área de estudio corresponde a un lote experimental de 10 hectáreas ubicado en la Estación Experimental Agropecuaria INTA Manfredi (31° 51' 58" S y 63° 44'59" O), Córdoba, Argentina.

Características edáficas y climatológicas

El ensayo se encuentra ubicado en la Región Semiárida Central de la Provincia de Córdoba, donde la precipitación anual media es de 740mm, de las cuales el 75% ocurren en el semestre más caluroso. Los suelos son Haplustoles énticos (Serie Oncativo) y típicos (Serie Manfredi), de textura franco-limosa, pH ligeramente ácido (6,2 a 6,5) y baja agregación.

Características generales.

Partiendo de la delimitación del lote dada por el propio círculo de riego del pivot de 40 ha, la unidad de observación se ubicó sobre ¼ del mismo. Así, la superficie de observación fue de 2 ha, existiendo tres condiciones diferenciales de manejo agronómico dentro la misma, las cuales fueron fertiriego, riego y secano, con aproximadamente 0.66 ha cada una. La siembra de la variedad de trigo BIOINTA 1005 se efectuó el día 11 de junio del 2015 mediante una sembradora Agrometal utilizando un distanciamiento entre surcos de 0,17cm y una profundidad de siembra de 4 cm. Las densidades de siembra prescriptas fueron de 150 kg ha⁻¹ para la situación con riego y fertiriego y 110 kg ha⁻¹ para secano. En todos los casos se realizó una fertilización de base de 20 kg N ha⁻¹ utilizando urea granulada.

En las dos zonas con riego complementario por pivot se aplicaron un total de 276 mm a lo largo de todo el ciclo del cultivo. La zona de fertiriego fue lograda a través del agregado de fertilizante líquido nitrogenado UAN (28-32% de N equivalente) en dos momentos del ciclo, 60 Kg N ha⁻¹ en macollaje y 70 Kg N ha⁻¹ en hoja bandera.

Relevamiento de datos

Los diferentes índices espectrales fueron registrados en el estadio de floración a través del sensoramiento con un vehículo aéreo no tripulado (UAV) y una cámara multispectral Micasense Red Edge montada sobre el mismo. El rendimiento y el porcentaje de proteína en granos se determinaron en la cosecha del cultivo con monitores montados sobre una cosechadora Don Roque 125R.

Procesamiento de datos.

El objetivo del post-procesamiento de la información recolectada fue la de obtener una tabla concatenada de todas las variables involucradas, con el mismo número de datos y compartiendo la ubicación para cada uno en particular de manera de eliminar la disparidad existente sobre la cantidad de puntos generados por cada método de muestreo. En la figura 1 puede apreciarse un esquema ilustrativo que resume todas las etapas de análisis realizadas en cada uno de los softwares involucrados.

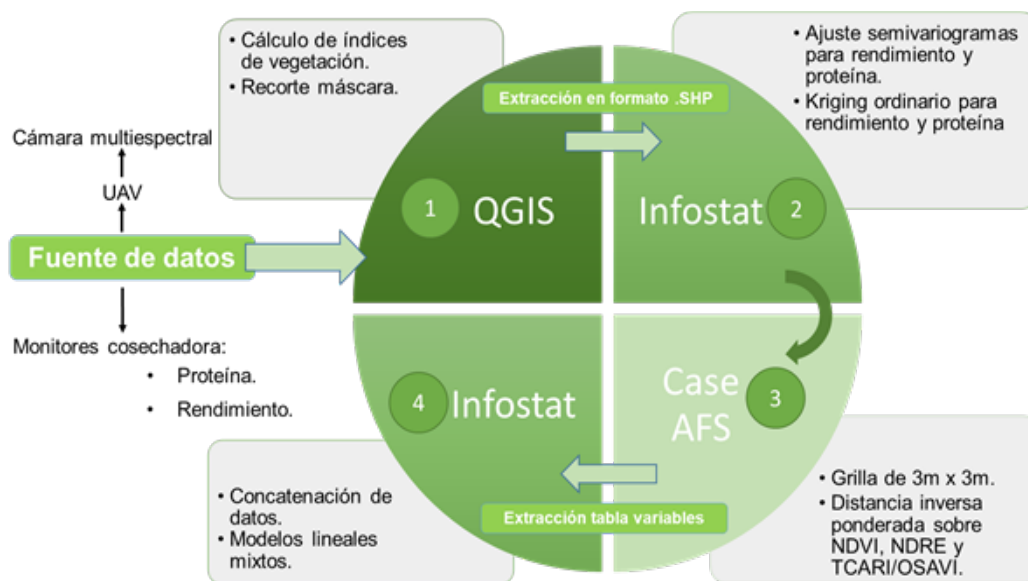


Figura 1. Esquema del procedimiento de análisis

El procesamiento de datos se dividió según el origen del muestreo de datos; • Imagen multispectral obtenida con UAV: 1) cálculo de índices de vegetación NDVI, NDRE, TCARI/OSAVI, 2) interpolación mediante el método de distancia inversa ponderada (IDW). • Datos de los monitores de rendimiento y calidad: 3) selección del modelo de semivariograma y estimación de parámetros por mínimos cuadrados ponderados y 4) predicción de valores en sitios no muestreados mediante interpolación Kriging. El cálculo de índices de vegetación se realizó con el software QGIS 2.14 (13) combinando bandas individuales de la imagen multispectral mediante las siguientes operaciones matemáticas.

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{Red + NIR}$$

$$NDRE = \frac{NIR - Red\ edge}{Red\ edge + NIR}$$

$$TCARI/OSAVI = \frac{3 * (Red\ edge - Red) - 0.2 * (Red\ edge - Green) * \left(\frac{Red\ edge}{Red}\right)}{(1 + 0.16) * \left(\frac{NIR - Red}{NIR + Red + 0.16}\right)}$$

La interpolación por el método IDW se llevó a cabo con el software CASE AFS 5.52 (3). La estimación de semivariogramas y sus parámetros se realizó mediante el software Infostat (6), se seleccionó el mejor ajuste utilizando el criterio de Akaike (1). Luego, con el objetivo de predecir valores de ambas variables en sitios no muestreados se utilizó interpolación Kriging con el mismo

software Infostat (6). Entre los métodos específicos de Kriging que utilizan todos los datos simultáneamente (ordinario, simple, universal) se optó por el ordinario, en donde la media de la variable es estimada localmente. Mientras que la predicción asignada a los puntos incógnita fue por bloques.

Los mapas resultantes de las 5 variables fueron recortados y presentados en una grilla de 3m x 3m con el software CASE AFS (3), permitiendo luego concatenarse en una única tabla bajo las mismas coordenadas geográficas.

Análisis estadístico.

Se determinó el grado de asociación del rendimiento con los índices espectrales NDVI y NDRE y la variable proteína con el índice TCARI/OSAVI mediante modelos lineales mixtos. Además, se confeccionaron mapas geoestadísticos para evaluar la distribución espacial de cada una de las variables evaluadas a través de los sectores del lote.

RESULTADOS

La modelación la variabilidad espacial en función de la distancia a través de semivariogramas dio como resultado dos funciones ajustadas y permitió obtener los parámetros Rango, Sill y Nugget (Tabla 1) que luego se utilizaron en la interpolación Kriging.

Tabla 1. Parámetros semivariograma rendimiento y proteína.

Parámetros/Variable	Rendimiento	Proteína
Rango	129.94	67.67
Sill	0.51	1.52
Nugget	0.29	0.57
Modelo	Esférico	Esférico
AIC	1837.40	338.30
BIC	1807.63	354.55

Mapas de predicción espacial para rendimiento y proteína

La estimación de puntos no muestreados sobre las variables rendimiento y proteína mediante la técnica de kriging ordinario por bloques resultó en los mapas de las Figuras 2 y 3.

Rendimiento

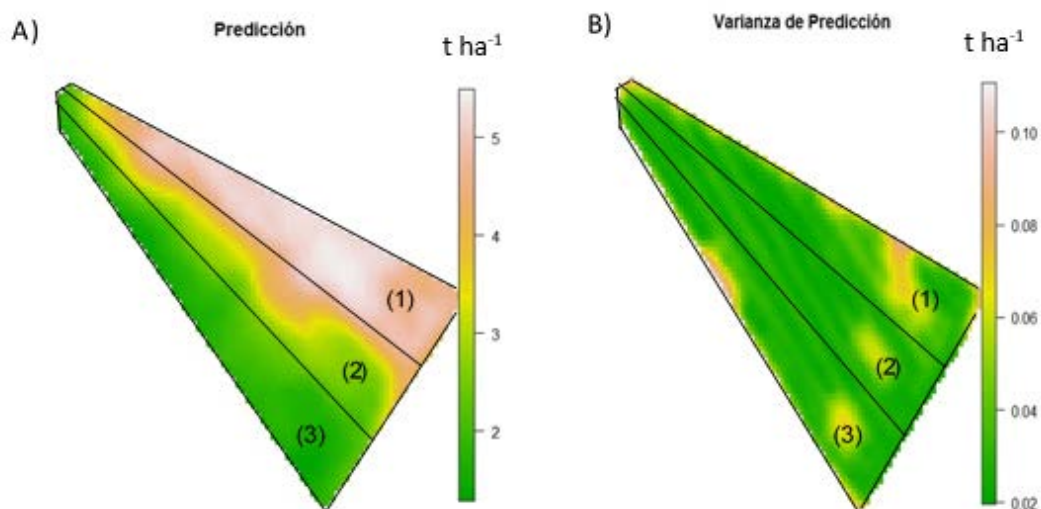


Figura 2. Mapa de rendimiento cuantificado con el monitor al momento de la cosecha (A) y varianza de la predicción del rendimiento (B). Los índices (1), (2) y (3) representan las zonas de manejo agronómico de fertiriego, riego y seco, respectivamente.

Proteína

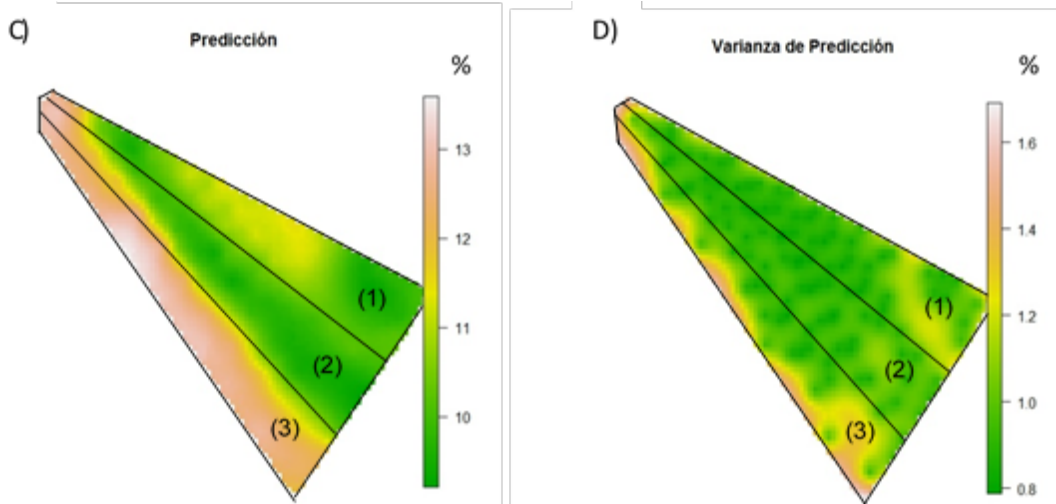


Figura 3. Mapa de proteína (%) cuantificada con el monitor al momento de la cosecha (C) y varianza de la predicción de proteína (D). Los índices (1), (2) y (3) representan las zonas de manejo agronómico de fertiriego, riego y seco respectivamente.

El análisis geoestadístico también permitió llevar a cada interpolación un grado de incertidumbre asociado que se representó en el espacio en forma de varianza, como puede apreciarse en las figuras 2B y 3B. De esta manera, aquellas zonas con menor varianza fueron las que presentaron un menor error y lograron puntos predichos más precisos.

Mapas de índice verde, rendimiento y proteína

A continuación, se presentan los resultados de cada variable luego de realizar la interpolación de los datos.

Un análisis visual del NDVI cuantificado a nivel de lote (Figura 4) permitió determinar que, si bien el NDVI es un buen descriptor del estado fisiológico y sanitario de la vegetación, la mayor proporción de la superficie del lote analizada exhibió altos valores de NDVI (Figura 4B) y éste patrón se explica por la saturación que este índice presenta por encima de un valor de índice de área foliar alcanzado (14).

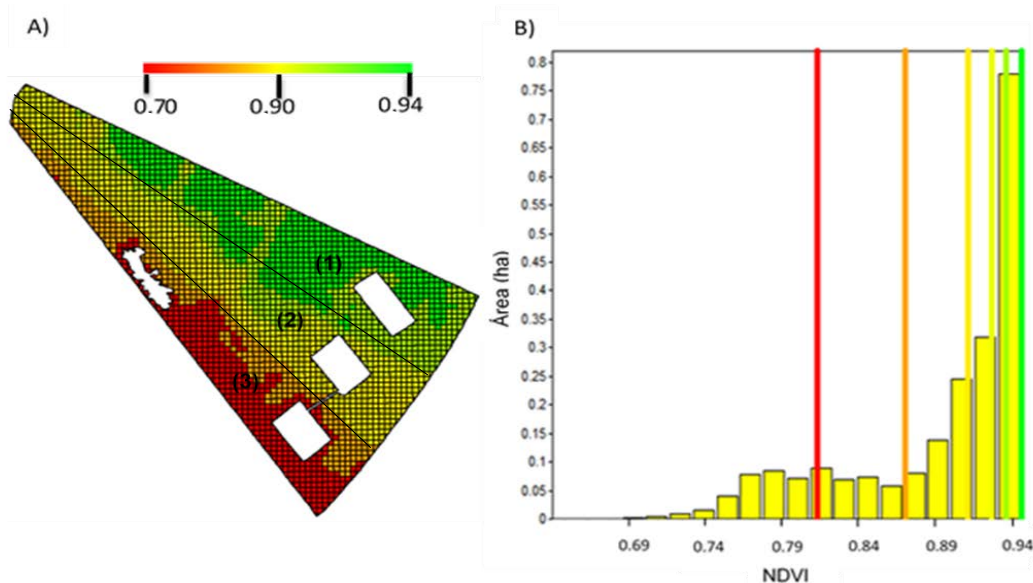


Figura 4. Mapa grilla de NDVI (A) e histograma de frecuencia relativa de NDVI en función de la superficie del lote analizada (ha) (B) durante el estadio de floración del cultivo. Las porciones

blancas en (A) representan zonas excluidas del análisis y los índices (1), (2) y (3) zonas de manejo agronómico de fertiriego, riego y secano. Sobre (B) las líneas verticales representan el valor más alto para cada rango de NDVI junto al color con el cual cada rango se visualiza en el mapa.

El índice NDRE, por otra parte, difiere con respecto al NDVI ya que se utilizan bandas a lo largo del borde rojo en lugar de los principales picos de absorción y reflectancia utilizados para el cálculo del NDVI, permitiendo así discriminar las unidades de observación sin que el indicador alcance niveles de saturación. Por consiguiente, lo mencionado permite explicar por qué el índice NDRE exhibió un mayor grado de similitud con el mapa de rendimiento cuantificado en la cosecha del cultivo, sobre todo entre riego y fertiriego, pudiendo observarse la mejor distribución de puntos sobre el mapa e histograma (Figura 5). En cuanto al índice TCARI/OSAVI, no se encontró una relación visual directa al comparar su mapa (Figura 6) con el de proteína (Figura 7H), particularmente en cuanto a los bajos porcentajes de proteína hallados en la condición de riego y sobre los intermedios en fertiriego. Además, como Haboudane (9) plantearon, la performance del índice pudo haber disminuido cuando menor fue la variación entre el contenido mínimo y máximo de clorofila, parámetro normalmente observado en el cultivo de trigo (con rangos de intermedio a alto), explicando como en los resultados obtenidos el índice no logró diferenciar las condiciones de riego y fertiriego (Figura 6) presentando saturación; siendo importante destacar que también pudo ser sensible a otras variables de la vegetación, como IAF, estructura del canopeo notificado por Haboudane (10) y la radiación fotosintética absorbida. Luego, se incorporaron los puntos de proteína y rendimiento (Figura 7) predichos con anterioridad.

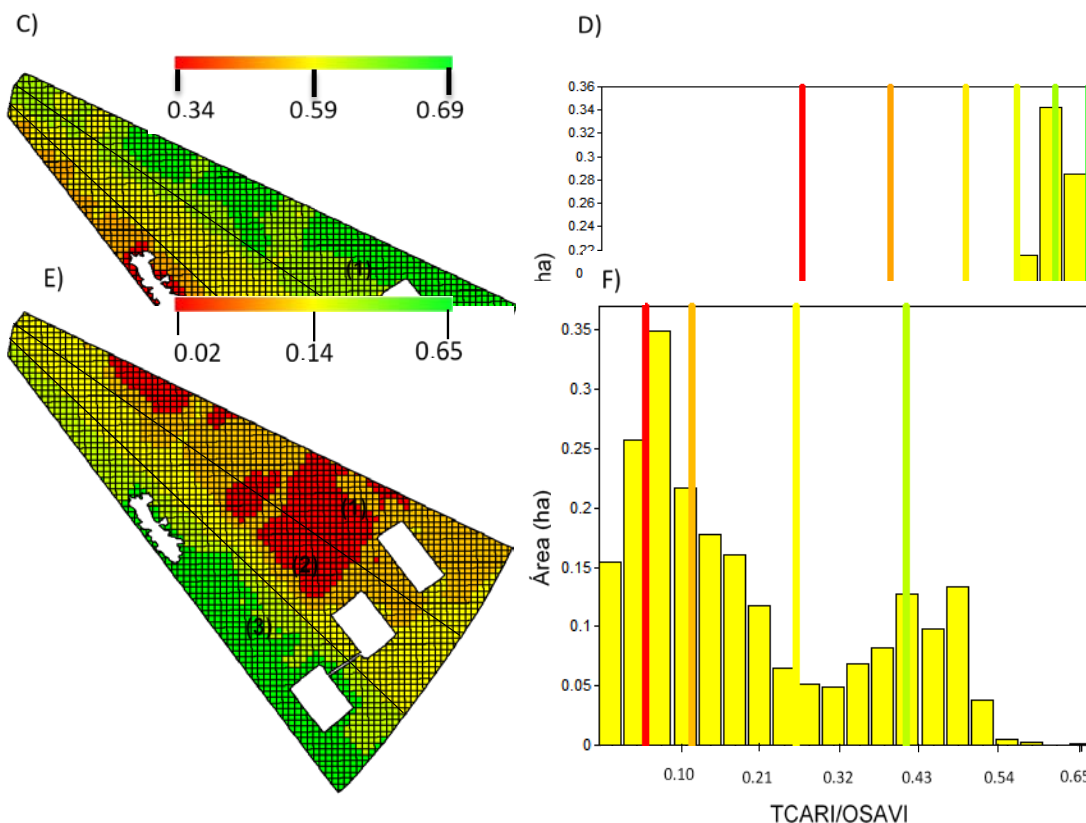


Figura 5. Mapa grilla de NDRE (C) e

histograma de frecuencia relativa de NDRE en función del área (ha) (D) durante el estadio de floración del cultivo. Las porciones blancas en (C) representan zonas excluidas del análisis y los índices (1), (2) y (3) zonas de manejo agronómico de fertiriego, riego y secano. Sobre (D) las líneas verticales representan el valor más alto para cada rango de NDRE junto al color con el cual cada rango se visualiza en el mapa.

Figura 6. Mapa grilla de TCARI/OSAVI (E) e histograma de frecuencia relativa de TCARI/OSAVI en función del área (ha) (F) durante el estadio de floración del cultivo. Las porciones blancas en (E)

representan zonas excluidas del análisis y los índices (1), (2) y (3) zonas de manejo agronómico de fertiriego, riego y seco. Sobre (F) las líneas verticales representan el valor más alto para cada rango de TCARI/OSAVI junto al color con el cual cada rango se visualiza en el mapa.

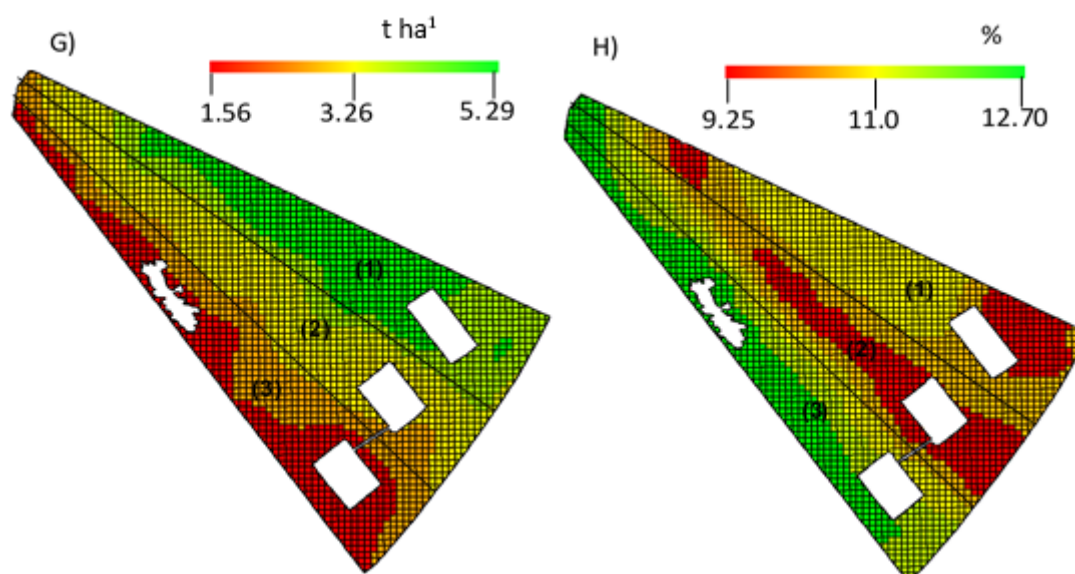


Figura 7: Mapa grilla de rendimiento (G) y mapa grilla de proteína (H). Las porciones blancas representan zonas excluidas del análisis y los índices (1), (2) y (3) zonas de manejo agronómico de fertiriego, riego y seco.

Asociación entre índices vegetativos y variables de rendimiento y proteína

Como se planteó en los objetivos iniciales del trabajo, al unir el conjunto de variables obtenidas con ambos métodos de muestreo en una única tabla, se indagó las asociaciones existentes entre NDVI-Rendimiento, NDRE-Rendimiento y TCARI/OSAVI-Proteína.

La variabilidad en el índice NDVI explicó en un 68% la variación de la variable rendimiento y la variabilidad en NDRE explicó un 79%. El mejor desempeño por parte del segundo, se produjo en la diferenciación de las condiciones de fertiriego vs riego, como se remarcó con anterioridad. Esto se pudo comprobar cuando se realizó el mismo análisis sin incluir el fertiriego, el índice NDVI arrojó un R² mayor de 73%.

En cuanto al índice TCARI/OSAVI, su variabilidad pudo explicar la variabilidad de proteína 72 días antes de la cosecha, en un 53%. El bajo porcentaje obtenido al relacionarlo directamente con el nivel de proteína en grano, estaría asociado a su propia capacidad para medir el contenido de clorofila y esta a su vez (como un indicador de la actividad fotosintética) a la concentración de N en vegetación verde, siendo dependiente de la partición que luego la planta haga del mismo según el momento fenológico considerado.

CONCLUSIONES

Es posible usar mapas de los índices NDVI y NDRE como referencia para identificar y/o diferenciar zonas de mayor potencial de rendimiento 2 meses antes de la cosecha del cultivo de trigo, teniendo en cuenta que la mejor performance del NDVI se presenta en zonas con menor cobertura vegetal. En zonas que se esperan con un mayor índice de área foliar, por ejemplo, en zonas bajo riego, la inclusión de la banda del borde rojo utilizando el índice NDRE genera un mapa resultante con mayor precisión, mejorando su asociación con el rendimiento.

El índice TCARI/OSAVI tuvo un desempeño relativamente pobre al relacionarlo con el contenido final de proteína en grano y en la diferenciación de zonas de calidad a nivel del ensayo sobre los sectores del lote bajo riego.

BIBLIOGRAFIA

- Akaike, H. (1974). A New Look at the Statistical Identification Model, IEEE: Transactions on Automatic Control. Vol 19: 716-723.
- Bragachini, A.; Bianchini, M.; Martellotto, A.; Méndez; Martini, V. A. E. 2000. Percepción Remota. EEA INTA Manfredi. 20 p.
- Case Corporation. 2004. Software de gestión de información AFS. 1 disco compacto, 8 mm.
- Chaoyang W.; Zheng N.; Quan, T.; Wenjiang, H. 2008. Estimating chlorophyll content form hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation. Agricultural and forest meteorology. Núm 148: 1230-1241.
- Chuvieco, Emilio. 1995. Fundamentos de la teledetección espacial. Segunda edición. Madrid, España. Ediciones RIALP, S.A. Pág. 48-50.
- Di Rienzo J.A.; Casanoves F.; Balzarini M.G.; Gonzalez L.; Tablada M.; Robledo C.W. InfoStat versión 2015. Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. URL <http://www.infostat.com.ar>
- Fillella, I.; Peñuelas, J. 1994. The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status. INT. J. Remotesensing. Vol 15. Núm 7: 1459-1479.
- Ginestet, Pablo C. 2015. Estimación de Rendimientos y Proteína en Trigo Candeal Utilizando Drones. 1. RipeAr. Pág. 14.
- Haboudane, D.; Miller, J.R.; Tremblay, N.; Vigneault P. 2008. Remote estimation of crop chlorophyll content using spectral indices derived form hyperspectral data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. Vol 46. Núm 81: 423-437.
- Haboudane, D.; Miller, J.R.; Tremblay, N.; Zarco-Tejada, P.J.; Dextraze, L. 2002. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precisión agriculture. Remote sensing of environment. Núm 81: 416-426.
- Isabel Martín, M. P.; Barreto Ruíz, L.; Fernández-Quintanilla Gallastegui, C. 2006. Teledetección y Agricultura de Precisión: Un ejemplo de aplicación a la cartografía de malas hierbas en cultivos de cereal. Instituto de Economía, Geografía y Centro de Ciencias Medioambientales Madrid. Pág. 984-985.
- Kemerer, Alejandra. 2011. Procedimientos para la delimitación de zonas de manejo mediante imágenes satelitales. EEA INTA Paraná. 80 p
- Quantum GIS Development Team, 2016. Quantum GIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. (Disponible en: <http://qgis.osgeo.org>).
- Rouse, J.W.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W.; Harlan, J.C.; 1974. Monitoring the vernal advancements and retrogradation of natural vegetation. NASA/GSFC. USA. 137 p.