

UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA
FACULTAD DE AGRONOMÍA

ESTIMACION DE PARÁMETROS BIOFÍSICOS DEL CULTIVO DE TRIGO
MEDIANTE SENSORAMIENTO REMOTO

por

Carolina FILLAT QUAGLIOTTI

TESIS presentada como uno de
los requisitos para obtener el
título de Ingeniero Agrónomo.

MONTEVIDEO
URUGUAY
2017

Tesis aprobada por:

Director: -----

PhD. (Ing. Agr.) Andrés Berger

MSc. (Ing. Agr.) Luis Viega

MSc. (Lic.) Gastón Quero

Fecha: 03 de mayo de 2017

Autor: -----

Carolina Fillat Quagliotti

AGRADECIMIENTOS

A Dios y a toda mi familia que me guiaron y acompañaron en la elección y cumplimiento de esta hermosa carrera.

A la Facultad de Agronomía que me enseñó todo lo que sé; y a Luis, por aceptarme como su alumna en tutoría, y obligarme a expresar todo mi potencial.

Al INIA, por permitirme realizar mi tesis de grado en sus instalaciones, particularmente a Andrés, por brindarme su tiempo y paciencia, y a todo el staff de INIA La Estanzuela que me ayudaron a sentirme cómoda y bienvenida en el periodo que tomaba mis mediciones.

A todos mis amigos y compañeros con los que compartí esta gran etapa.

Al departamento de Ciencias Sociales, quienes me brindaron el lugar, apoyo y estímulo para poder terminar.

TABLA DE CONTENIDO

| | Página |
|---|--------|
| PÁGINA DE APROBACIÓN..... | II |
| AGRADECIMIENTOS..... | III |
| LISTA DE CUADROS E ILUSTRACIONES..... | VI |
| | |
| 1. <u>INTRODUCCIÓN</u> | 1 |
| | |
| 2. <u>REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA</u> | 2 |
| 2.1. SENSORAMIENTO REMOTO | 2 |
| 2.2. ÍNDICES VEGETATIVOS | 3 |
| 2.3. PARÁMETROS BIOFÍSICOS DE LOS CULTIVOS (BCPs)..... | 5 |
| 2.3.1. <u>Contenido de clorofila y nitrógeno</u> | 5 |
| 2.3.2. <u>Índice de Área Foliar</u> | 8 |
| 2.3.3. <u>Biomasa y rendimiento</u> | 8 |
| 2.4. APLICACIÓN DEL SENSORAMIENTO REMOTO EN LA AGRONOMÍA..... | 9 |
| | |
| 3. <u>MATERIALES Y MÉTODOS</u> | 11 |
| 3.1. DESCRIPCIÓN DEL SITIO Y DISEÑO EXPERIMENTAL..... | 11 |
| 3.2. REFLECTANCIA DEL CULTIVO Y CÁLCULO DE LOS IVs | 11 |
| 3.2.1. <u>Índice Vegetativo de Diferencia Normalizada (NDVI)</u> | 12 |
| 3.2.2. <u>Índice de Clorofila</u> | 13 |
| 3.3 MUESTRO A CAMPO DE LOS PARÁMETROS BIOFÍSICOS DE LOS CULTIVOS (BPCs)..... | 13 |
| 3.3.1. <u>Medición de IAF</u> | 13 |
| 3.3.2. <u>Medición de MS</u> | 13 |
| 3.3.3. <u>Medición del contenido de nitrógeno en planta</u> | 13 |
| 3.4 ANÁLISIS DE DATOS | 14 |
| | |
| 4. <u>RESULTADOS</u> | 16 |
| 4.1. ÍNDICE DE ÁREA FOLIAR VS. ÍNDICES VEGETATIVOS..... | 16 |
| 4.2. MATERIA SECA VS. ÍNDICES VEGETATIVOS | 20 |
| 4.3. NITRÓGENO TOTAL VS. ÍNDICES VEGETATIVOS..... | 24 |
| 4.4. NITRÓGENO EN PORCENTAJE VS. ÍNDICES VEGETATIVOS.. | 28 |
| 4.5. CONTENIDO ESPECÍFICO DE NITRÓGENO VS. ÍNDICES VEGETATIVOS..... | 28 |
| | |
| 5. <u>DISCUSIÓN</u> | 33 |
| 5.1. <u>ÍNDICE DE ÁREA FOLIAR</u> | 33 |
| 5.2. MATERIA SECA..... | 34 |

| | |
|------------------------------|----|
| 5.3. NITRÓGENO..... | 35 |
| 6. <u>CONCLUSIONES</u> | 37 |
| 7. <u>RESUMEN</u> | 38 |
| 8. <u>SUMMARY</u> | 39 |
| 9. <u>BIBLIOGRAFÍA</u> | 40 |

LISTA DE CUADROS E ILUSTRACIONES

| Cuadro No. | Página |
|--|--------|
| 1. Relaciones entre IVs y IAF | 18 |
| 2. Validación cruzada para estimaciones de IAF..... | 18 |
| 3. Relaciones entre IVs y MS | 22 |
| 4. Validación cruzada para estimaciones de MS | 22 |
| 5. Relaciones entre IVs y N total | 26 |
| 6. Validación cruzada para estimaciones de N total en planta... | 26 |
| 7. Relaciones entre IVs y porcentaje de N | 30 |
| 8. Relaciones entre IVs y CEN | 32 |
| | |
| Figura No. | |
| 1. Promedio de las medidas de reflectancia con el espectrómetro portátil (Jaz) en función a los intervalos electromagnéticos medidos | 12 |
| 2. Relación NDVI, NDVI _{verde} , NDVI _{borde rojo} , CI _{verde} y CI _{borde rojo} vs. IAF..... | 17 |
| 3. Diagrama de dispersión de IAF estimado vs. IAF observado..... | 19 |
| 4. Relación NDVI, NDVI _{verde} , NDVI _{borde rojo} , CI _{verde} y CI _{borde rojo} vs. MS | 21 |
| 5. Diagrama de dispersión de MS estimada vs. MS observada..... | 23 |
| 6. Relación NDVI, NDVI _{verde} , NDVI _{borde rojo} , CI _{verde} y CI _{borde rojo} vs. N total..... | 25 |

| | |
|---|----|
| 7. Diagrama de dispersión de N total estimado vs. N total observado | 27 |
| 8. Relación NDVI, NDVI _{verde} , NDVI _{borde rojo} , CI _{verde} y CI _{borde rojo} vs. porcentaje de N..... | 29 |
| 9. Relación NDVI, NDVI _{verde} , NDVI _{borde rojo} , CI _{verde} y CI _{borde rojo} vs. CEN..... | 31 |

1. INTRODUCCIÓN

Durante los primeros años del siglo XXI el sector agropecuario uruguayo presentó una importante dinámica, siendo la agricultura de secano uno de los rubros de mayor crecimiento. Éste fue impulsado por varias innovaciones y factores, tanto técnicos como económicos, que llevaron a un aumento de producción por ha y área sembrada.

El aumento en área se debió a la expansión de la agricultura del litoral oeste (zona agrícola tradicional), hacia el centro y litoral este del país. Zonas, estas últimas, de menor aptitud agrícola debido a presentar suelos más irregulares, variando su textura y fertilidad natural dentro de una misma chacra. Es entonces que para poder contemplar la heterogeneidad dentro de una misma chacra se crea el concepto de agricultura de precisión o agricultura por ambientes. El cual consiste en conocer la chacra de tal forma que permita dividirla en áreas homogéneas entre si y así poder hacer un manejo diferencial en cada una según su potencial productivo.

Es el sensoramiento remoto una herramienta útil para los objetivos de esta nueva agricultura, ya que permite recabar información de grandes áreas de forma rápida, práctica y con poca exigencia de mano de obra. La misma se basa en la reflectancia del cultivo, información que puede ser tomada de imágenes satelitales, fotografías aéreas y/o medidas in situ. Para resumir y utilizar esta información se calculan los índices vegetativos (IVs), a partir de la combinación de los valores de reflectancia en dos o más bandas.

El objetivo de este trabajo es contribuir al desarrollo de dicha tecnología en Uruguay. Por lo cual se estudió la relación existente entre distintos IVs y distintos parámetros biofísicos del cultivo relacionados a su crecimiento y posterior rendimiento. También se estudió, a partir de dichas relaciones, la posibilidad de ajustar modelos predictivos a partir de los IVs, que puedan ser aplicados tanto en sistemas simuladores, como directamente por el técnico administrador para ayudarse en la gestión de los mismos.

El estudio se llevó a cabo en el cultivo de trigo, en la zafra 2012, midiendo en el mismo de forma simultánea la reflectancia (R), el índice de área foliar (IAF), la materia seca (MS) y el contenido de nitrógeno en planta (N). Con las mediciones de reflectancia se calcularon dos índices vegetativos de gran uso a nivel mundial, el Índice de Vegetación por Diferencia Normalizada (NDVI) y el Índice de Clorofila (CI), y para profundizar su análisis ambos índices se calcularon con distintas bandas del espectro visible, siendo rojo, verde y borde rojo en contraste con el NIR (infrarrojo cercano), las bandas que están más relacionadas con la fisiología de la hoja.

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

2.1. SENSORAMIENTO REMOTO

El auge de la disciplina del sensoramiento remoto ocurrió principalmente en el siglo XX, en gran medida como resultado del desarrollo de la aviación y de la navegación espacial. Son sus plataformas de observación las que le han dado al sensoramiento remoto una gran ventaja sobre otros tipos de observación: su capacidad de estudiar grandes extensiones de terreno a un costo relativamente bajo. Y lo que es mejor, la disciplina del sensoramiento remoto se basa en conceptos que son de gran utilidad para la agronomía y la ecología (China, 2002).

El uso de sensores remotos en el inventario de los recursos naturales es una técnica reconocida. La información que se obtiene al utilizar los diferentes sistemas ópticos y de imágenes espectrales en portadores portátiles, aéreos y espaciales permiten conocer, en alto grado, el tamaño y la distribución espacial de las áreas, y los diferentes estados de los cultivos y su productividad. Estas técnicas de sensoramiento remoto son de alto rendimiento en procesamiento de la información y dan respuestas adecuadas a muchos interrogantes de la economía agropecuaria (Torres et al., 1994).

La principal fuente de energía para el sensoramiento remoto proviene del sol. Esta energía se compone de una amplia gama de energía electromagnética de diferentes longitudes de onda. Las ondas de mayor energía, al nivel más alto de la atmósfera, tienen longitudes de onda entre los 300 y 100.000 nm (nanómetros). Sin embargo, el ojo humano solo puede percibir las longitudes correspondidas entre 400 y 750 nm. Los sensores remotos modernos, por su parte, son capaces de percibir longitudes de onda que resultan imperceptibles para el ser humano (China, 2002).

La energía que finalmente alcanza la superficie terrestre es reflejada, absorbida, transmitida y emitida por los objetos del suelo. El sensoramiento remoto se basa en la detección de la energía reflejada o emitida por los objetos del suelo, menos la cantidad de energía que nuevamente es absorbida y disipada por la atmósfera al viajar las ondas electromagnéticas de la superficie terrestre a un sensor remoto (China, 2002).

Dependiendo de sus características químicas y físicas, los objetos del suelo reflejan, absorben, transmiten y emiten, de manera distinta, la gama de ondas electromagnéticas que incide sobre ellos. Por ejemplo, las hojas de las plantas terrestres son percibidas por el ojo humano como verdes, porque la clorofila y otros pigmentos reflejan el verde, al tiempo que absorben otros colores, como el azul y el rojo. Son estas diferencias en la interacción entre las

ondas electromagnéticas y los objetos terrestres las que permiten distinguir estos objetos utilizando sensores remotos (Chinea, 2002).

El agua presenta muy poca reflectancia en casi todas las longitudes de ondas, la que la hace muy fácil de distinguir de muchos otros objetos. Esta característica del agua puede afectar la reflectancia de la vegetación, según sea su condición hídrica, o el hábitat que ocupan, lo que, a su vez, permite distinguir no solo el tipo de cobertura terrestre, sino la condición fisiológica de las plantas que la compone (o sea su condición hídrica). En contraste con la vegetación viva y el agua, la reflectancia del suelo desnudo seco es notoria en casi todas las longitudes de onda. Por ejemplo: la reflectancia de la vegetación viva es mucho más baja en la región rojo que en el infrarrojo cercano, mientras que la reflectancia de la vegetación muerta o el suelo desnudo, es más alta en el rojo y más baja en el infrarrojo cercano. Estas diferencias permiten distinguir entre distintos tipos de cobertura terrestre con facilidad, así como también estimar parámetros de interés tales como biomasa, productividad, índice de área foliar y porcentaje de cobertura vegetal (Chinea, 2002).

Las investigaciones sobre el sensoramiento remoto en las últimas décadas, han conducido a la comprensión de cómo la reflectancia de la hoja cambia en respuesta al espesor de hoja, la especie, la forma del canopy, la edad de la hoja, al estado nutricional, y al estado de hidratación de la misma (Gitelson, 2012b).

El contenido de clorofila foliar y su absorción en el espectro visible proporcionan la base para utilizar la reflectancia como herramienta. Tanto con radiómetros de banda ancha típicos de los sistemas de satélites actuales o sensores hiperespectrales que miden la reflectancia en bandas estrechas (Gitelson, 2012b).

La comprensión básica de la reflectancia foliar ha llevado al desarrollo de varios índices vegetativos que se han extendido a los canopies de los cultivos y se han utilizado para cuantificar diversos parámetros agronómicos, por ejemplo: área foliar, cobertura vegetal, biomasa, tipo de cultivo, estatus nutricional y rendimiento. Estas herramientas todavía se están desarrollando a medida que se aprende más acerca de cómo utilizar la información contenida en reflectancias de una gama de diferentes sensores (Gitelson, 2012b).

2.2. ÍNDICES VEGETATIVOS

Los índices vegetativos (IVs) son transformaciones matemáticas diseñadas para evaluar la reflectancia de la vegetación obtenida mediante observaciones multiespectrales. Estos IVs tienen un gran potencial para ser utilizados ampliamente como indicadores de la variación temporal y espacial de

la estructura de la vegetación y de los parámetros biofísicos de los cultivos (BPCs), como el porcentaje de cobertura del suelo, el índice de área foliar (IAF) o la radiación fotosintéticamente activa absorbida (fAPAR), que a su vez pueden ser utilizados para analizar procesos tales como la producción primaria neta (NPP) o la evapotranspiración (Elvidge et al. 1995, Gitelson 2012b).

Los IVs desarrollados en los años 70 basados en los valores de reflectancia en las bandas rojo e infrarrojo cercano (NIR), pueden ser generalmente divididos en dos categorías básicas: ratios y ortogonales. Los índices ratio base son: el Índice Ratio de Vegetación (RVI) y el Índice de Vegetación por Diferencia Normalizada (NDVI). Los índices ortogonales incluyen: el Índice de Vegetación Perpendicular (PVI) y el Índice de Vegetación de Diferencia (DVI). Más recientemente, unos híbridos de índices de vegetación han surgido, como el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI) (Elvidge et al., 1995).

Se han observado variaciones en la reflectancia de los distintos cultivos dada por el efecto fondo de los mismos. Teniendo las rocas, el rastrojo y otros materiales del suelo efectos perturbadores sobre los IVs, especialmente en cultivos de baja cobertura. El efecto perturbador es debido a distintos grados de brillo del fondo y la longitud de onda que depende de la transmisión de luz a través de las hojas del cultivo (Elvidge et al., 1995).

El NDVI cuya fórmula de cálculo es: $(\text{NIR-rojo}) / (\text{NIR+rojo})$, es el más usado para el monitoreo de vegetación en un continente o globalmente, pero es un pobre indicador de la biomasa vegetal si la cobertura es baja, tanto en zonas áridas como semiáridas. También tiende a saturarse y perder sensibilidad en coberturas vegetales densas, como la selva (Schowengerdt, 2006). Los valores de NDVI varían entre 1 y -1. Por lo general, las áreas con vegetación verde arrojan valores altos, mientras que los cuerpos de agua y la nieve tienden a mostrar valores negativos. Las rocas y el suelo resultan en valores cercanos al cero (Chinea, 2002).

La variación en el campo de la reflectancia del canopy en las longitudes de onda rojo y NIR, y por lo tanto del NDVI, puede ser el resultado de patrones espaciales de deficiencia de N, cobertura vegetal, IAF y el contenido de clorofila a y b de la hoja. En ambientes con escasez de agua, las variaciones en el IAF y la cobertura están a menudo relacionadas con el contenido de agua en el suelo, en lugar del N disponible en la planta (Long et al., 2008).

El SAVI que se calcula como: $[(\text{NIR-rojo}) / (\text{NIR+rojo+L})][1+L]$, donde L es una constante empírica determinada para minimizar la sensibilidad de los IVs al efecto fondo; es el mejor de los IVs para ambientes de bajas coberturas vegetales. Si L es cero, SAVI es igual al NDVI (Schowengerdt, 2006).

Otro factor externo, no relacionado con el cultivo, que influye en el comportamiento de los IVs es la atmosfera. Para esto se incorporan términos de corrección atmosférica dando origen al índice de vegetación mejorado (EVI), cuya fórmula de cálculo es: $G [(NIR-rojo) / (L+NIR+C1rojo-C2azul)]$ (Schowengerdt, 2006).

Elvidger et al. (1995) estudiaron el efecto fondo tomando medidas sobre el canopeo de plantines desfoliados, para simular distintos grados de cobertura e IAF, sobre distintos colores fondos (negro, rojo, verde, marrón y blanco). Además, la medida de la reflectancia la realizaron utilizando distintos tipos de sensores remotos, desde sistemas satelitales que miden la reflectancia en bandas anchas (broadbands) hasta sensores hiperespectrales que miden anchos de banda más estrechas (narrowbands); calculando a su vez con los mismos distintos índices. De todo este estudio encontraron que el efecto fondo puede ser más o menos pronunciado dependiendo del uso de distintos IVs y que puede ser sustancialmente reducido usando índices basados en medidas de bandas más estrechas que midan la amplitud del borde rojo, como las tomadas con un espectrómetro portátil versus las basadas en sistemas de sensoramiento remoto que detectan bandas más anchas como las medidas con NOAA (AVHRR), satélite Landsat TM o Landsat MSS. De todo esto Elvidger et al. (1995) concluyeron que el monitoreo en las zonas áridas y semiáridas del planeta, a través del sensoramiento remoto, puede ser sustancialmente mejorado usando imágenes provenientes de espectrómetros que den información de una serie continua de bandas estrechas.

Se ha dedicado un esfuerzo considerable a mejorar el NDVI y al desarrollo de nuevos índices para compensar las perturbaciones provenientes de la atmósfera y el fondo del cultivo, como suelo y rastrojo. Sin embargo, los índices tienen limitaciones, algunas de las cuales se deben a la elección de la ubicación de la banda y el ancho de banda o al hecho de que la reflectancia NIR aumenta o incluso disminuye con un aumento de la cobertura vegetal durante el crecimiento de las etapas posteriores a la siembra (Gitelson, 2012b).

2.3. PARÁMETROS BIOFÍSICOS DE LOS CULTIVOS (BCPs)

2.3.1. Contenido de clorofila y nitrógeno

La clorofila a y b son pigmentos esenciales para la conversión de la energía proveniente de la luz en energía química. La cantidad de radiación solar absorbida por la hoja depende del contenido de pigmentos fotosintéticos; así, el contenido de clorofila puede directamente determinar el potencial fotosintético y de producción primaria. Además, las clorofilas dan una estimación indirecta del estatus nutricional de la planta, debido a que gran parte del nitrógeno de la

hoja está incorporado en las clorofilas. También, el contenido de clorofila de la hoja es indicativo y está directamente relacionado con el estrés de la planta y la senescencia (Gitelson, 2012a).

El uso del sensor de clorofila SPAD y espectrómetros son aplicados para tomar estimaciones no destructivas del contenido foliar de clorofila. Para comprender como se puede estimar la clorofila mediante métodos no destructivos como la reflectancia hay que conocer las características espectrales de la hoja y la reflectancia de la misma (Gitelson, 2012a).

La mayor absorción de energía por la clorofila a y b se da en el rango del azul (400-500 nm) y en el rango rojo del espectro (650-660 nm). La absorción en el verde (alrededor del 550 nm) y la zona borde rojo (700-740 nm) es mucho menor que la absorción en las regiones azul y rojo. Para el caso de reflectancia es lo contrario, la menor reflectancia por lo tanto se da en el rango del azul (Gitelson, 2012a).

Entre la cantidad de clorofila en hoja y la reflectancia existe una relación plateau. En la zona de azul y rojo la reflectancia para valores mayores a 100mg/m² de clorofila en hoja es constante en 5%. En las zonas de verde y borde rojo la reflectancia decrece hiperbólicamente a medida que aumenta el contenido de clorofila. Por ser el verde y el borde rojo los únicos rangos de espectro sensibles al contenido de clorofila en un amplio rango, y estando ambos relacionados positiva y linealmente es que se puede utilizar cualquiera de los dos para su estimación (Gitelson, 2012a). Los cultivos con una mayor cantidad de clorofila tenderán a absorber más luz en el rango visible (por eso que su aspecto más oscuro) mientras que en el infrarrojo cercano tienden a reflejar más (Yule et al., s.f.).

Hay dos enfoques diferentes para la estimación remota del contenido de clorofila en los cultivos. Uno de ellos es mediante la evaluación del contenido de clorofila en hoja, y el otro enfoque es mediante la evaluación del contenido total de clorofila del cultivo, que se define como el producto del contenido de clorofila foliar y el IAF total. El monitoreo del contenido de clorofila foliar es un componente crucial de la gestión agrícola. El contenido de clorofila del canopeo se relaciona estrechamente con la producción primaria de cultivos y, por lo tanto, es un buen indicador del estado fisiológico y del potencial de secuestro de carbono de los cultivos. También es un buen predictor del rendimiento de los cultivos (Gitelson, 2012b).

Se encontró que el NDVI es un buen indicador del contenido de clorofila total en niveles bajos a moderados. Sin embargo, la saturación de la reflectancia roja y la reflectancia NIR mucho mayor que la reflectancia roja en niveles de clorofila totales moderados a altos limitan la aplicabilidad del NDVI

para estimar el contenido de clorofila de cultivos con moderados a altos niveles de clorofila (Gitelson, 2012b).

Casos especiales del modelo conceptual para la estimación del contenido total de clorofila son los denominados Índices de Clorofila (CI) calculados en dos formas: $CI_{\text{verde}} = NIR/\text{verde} - 1$ y $CI_{\text{borde rojo}} = NIR/\text{borde rojo} - 1$ (Gitelson, 2012b).

La intercepción de la función CI frente al contenido de clorofila es cercana a cero, lo que hace que las estimaciones de clorofila sean linealmente proporcionales al contenido de clorofila (Gitelson, 2012a).

Los índices que usan la reflectancia en el rojo, alrededor de 680 nm (SR, NDVI, y EVI2) fueron sensibles al contenido de clorofila por debajo de 150 mg/m² y no sensible a contenido moderados a altos de clorofila. En cambio, los que usan la reflectancia en verde o borde rojo, resultaron ser mejores indicadores para el contenido de clorofila. El $NDVI_{\text{borde rojo}}$, mostro ser buen predicador del contenido de clorofila para una variada cantidad de especies; sin embargo, pierde sensibilidad con contenidos de clorofila superiores a 400mg/m² (Gitelson, 2012a).

El $CI_{\text{borde rojo}}$ y el CI_{verde} con bandas espectrales anchas, fueron los mejores predictores del contenido de clorofila con un RMSE inferior a 39mg/m² (Gitelson, 2012a).

El mejor ajuste encontrado en la función clorofila vs. $CI_{\text{borde rojo}}$ fue en una relación lineal con un r^2 superior a 0,97. El $CI_{\text{borde rojo}}$ fue capaz de predecir con exactitud el contenido de clorofila en un rango desde 0,63 a 539 mg/m² con un RMSE inferior a 21 mg/m² (Gitelson, 2012a).

La importancia de estudiar el contenido de clorofila en la vegetación ha sido bien reconocida. Los cambios a largo o mediano plazo de la clorofila pueden estar relacionados con la capacidad fotosintética, por lo tanto: la productividad, el desarrollo y el estrés del canopeo. Se sugirió que el contenido de clorofila puede ser la propiedad de la comunidad vegetal más relevante para la predicción de la productividad (Gitelson, 2012b).

Estos índices han resultado útiles para la detección a distancia del estado del N del cultivo, principalmente bajo condiciones de agua no limitante en las que la biomasa está positivamente correlacionada con el N disponible en planta. Sin embargo, debido a que los índices de clorofila foliar se determinan a partir de la reflectancia en las longitudes de onda roja y NIR, estos índices tienen cierta sensibilidad a las variaciones en el IAF y cobertura vegetal

causada por variaciones en el contenido de humedad del suelo (Long et al., 2008).

2.3.2. Índice de Área Foliar (IAF)

Una de las variables clave requeridas para estimar la producción primaria y en los estudios climáticos globales es el IAF verde, que es la relación del área de hoja verde de un lado con la superficie de suelo debajo (Gitelson, 2012b).

La relación entre el NDVI y el IAF verde es esencialmente no lineal y presenta variaciones significativas entre diversos tipos de cobertura vegetal. Cuando el IAF es superior a 2, el NDVI es generalmente insensible al IAF en copas de bosque con un sotobosque denso y también en pasturas, cultivos de cereales y cultivos de hoja ancha (Gitelson, 2012b).

La relación entre IAF verde y el contenido total de clorofila del dosel es muy estrecha, aunque con cierta histéresis. Ambos se relacionan de diferentes maneras durante la etapa vegetativa y la etapa reproductiva y de senescencia. Durante el período vegetativo, los aumentos de IAF fueron seguidos por un aumento correspondiente en el contenido de clorofila, en esta etapa, el contenido de clorofila y el IAF se comportaron sincrónicamente hasta que los valores de IAF verde alcanzaron $5 \text{ m}^2/\text{m}^2$ y el contenido de clorofila fue de aproximadamente $2,5 \text{ g}/\text{m}^2$ de suelo. Durante los estadios de reproducción y senescencia, sin embargo, una disminución significativa en el contenido de clorofila ocurrió cuando IAF verde decreció sólo ligeramente. Por lo tanto, se introducirá un sesgo potencial cuando se mida IAF verde, ya que es relativamente más probable que decida que una hoja es verde y no senescente en los cultivos que se encuentran en las etapas de reproducción o de senescencia (Gitelson, 2012b).

El contenido total de clorofila es un parámetro mucho más objetivo que IAF verde en la cuantificación de la vegetación "greenness" o la cantidad de radiación absorbida. Sin embargo, la estrecha relación entre IAF verde y el contenido de clorofila permite el uso de IVs, desarrollados originalmente para estimar el contenido de clorofila, para la evaluación remota de IAF verde (Gitelson, 2012b).

2.3.3. Biomasa y rendimiento

Una predicción temprana de la biomasa de los cultivos en la madurez y el rendimiento es importante en diferentes circunstancias. El uso de índices de reflectancia espectral, como el NDVI, se ha propuesto como una forma rápida y

no destructiva de estimar la capacidad de crecimiento de los cultivos (Marti et al., 2007).

Marti et al. (2007) encontraron que el NDVI en la fase de grano lechoso estaba bien correlacionado con el rendimiento final y la biomasa en trigo. De todos modos, también se observó que NDVI en el inicio de la elongación del tallo fue razonablemente correlacionada a ambos atributos. Debido a que en el cultivo de trigo es desde el final de macollaje a la antesis que se determina el número de granos y por lo tanto el rendimiento.

Hubo una fuerte relación positiva entre la biomasa y rendimiento (Marti et al., 2007). El estrecho vínculo entre estos dos elementos es consistente con lo que se puede esperar cuando el rendimiento depende de la disponibilidad de recursos (Fischer, 1985). Una buena relación entre rendimiento y la biomasa total es obligatoria para un sistema destinado a predecir rendimiento a principios de la temporada, evaluando la capacidad de crecimiento del cultivo (Marti et al., 2007).

El NDVI en el llenado temprano del grano (es decir, en la etapa de grano lechoso) se correlacionó positivamente con la biomasa y el rendimiento en la madurez. En general, estos estudios muestran una clara tendencia: las asociaciones de biomasa y rendimiento de grano con NDVI medido durante el llenado de grano e incluso con NDVI medida en espigazón son mayores que los registrados en el embuche (Marti et al., 2007).

Los resultados muestran que el NDVI evalúa el rendimiento y la biomasa en la madurez mejor que la biomasa medida en el cultivo antes de la antesis. La cuestión es si las mediciones de NDVI tomadas mucho más temprano durante el ciclo del cultivo, cuando todavía hay posibilidad de evitar bajos rendimientos causados por la falta de recursos naturales, puede predecir la biomasa final en la madurez y el rendimiento (Marti et al., 2007).

2.4. APLICACIÓN DEL SENSORAMIENTO REMOTO EN LA AGRONOMÍA

La demanda de N de los cultivos está determinada por su potencial de producción, el cual varía espacialmente dentro de los campos agrícolas y está directamente relacionada con la disponibilidad de agua. Por lo tanto, la interacción entre el N en planta y la disponibilidad de agua influirá en la capacidad predictiva de los IVs. Una vez que esta tecnología esté disponible, agrónomos y administradores de tierras podrán evaluar mejor las deficiencias de N y gestionar mejor las aplicaciones de N en sistemas de producción de cereales bajo condiciones de secano (Long et al., 2008).

En la actualidad hay una serie de modelos de crecimiento de cultivos disponibles para los agricultores, pero éstos no incluyen un elemento espacial y por lo tanto las diferencias espaciales no se tienen en cuenta; lo que hace que el agricultor realice la agricultura basándose en promedios y no contemplando el diferencial que existe en cada ambiente. Al mismo tiempo, hay una creciente presión para que los agricultores mejoren su desempeño ambiental y reduzcan la lixiviación de fertilizantes nitrogenados de los cultivos a los cursos de agua. Mediante el uso del sensoramiento remoto es posible evaluar el crecimiento del cultivo en el momento de la aplicación de fertilizantes, y así realizar un manejo estratégico de los fertilizantes. Estas diferencias mencionadas, se puede completar en "tiempo real" cuando se usa un sensor remoto terrestre (proximal), el cual también puede usarse para recalcular una aplicación de nitrógeno para todo el cultivo, o cuando está ligado a un esparcidor capaz de usar tecnología de aplicación de velocidad variable (VRAT), que permite que la dosis de aplicación de nitrógeno pueda ser alterada sobre la marcha. Cualquiera de estas técnicas logra que la aplicación de nitrógeno se adapte a la requerida en cualquier punto del campo para lograr el potencial de rendimiento total de cualquier área de la chacra. Si no se va a emplear VRAT entonces la información puede ser recolectada antes usando un dispositivo portátil para tomar muestras sobre el campo (Yule et al., s.f.).

La capacidad de predecir la biomasa final en la madurez y el rendimiento a partir de las mediciones realizadas al inicio del encañado (elongación del tallo) puede ser relevante para el manejo de la fertilización nitrogenada y el riego. Por lo tanto, mediciones de NDVI en esta etapa puede ser una herramienta complementaria utilizada para determinar la respuesta probable a una tasa de fertilización aplicada (Marti et al., 2007).

Otro ejemplo es en los programas de mejoramiento genético, estimaciones de biomasa no destructivas pueden ser útiles en la selección, especialmente si son rápidos, baratos y fáciles de realizar (Marti et al., 2007).

Una predicción temprana de la biomasa y el rendimiento potencial de una determinada cosecha en la madurez puede ser particularmente útil tanto para la producción como para la gestión. Específicamente porque, gran parte del rendimiento de una cosecha de trigo se relaciona con el crecimiento del cultivo unas semanas antes de la antesis (Fischer, 1985). Mediciones del NDVI pueden servir para predecir la biomasa y el rendimiento y puede convertirse en una herramienta para decidir sobre las opciones de gestión en esa etapa (Marti et al., 2007).

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. DESCRIPCIÓN DEL SITIO Y DISEÑO EXPERIMENTAL

El estudio fue llevado a cabo en la estación experimental “La Estanzuela” (34°20'16" S, 57°47'27"O), del INIA (Instituto Nacional de Investigación Agropecuaria), ubicada en el departamento de Colonia.

El experimento consistió en la determinación in situ de la reflectancia y parámetros biofísicos del cultivo en distintos tipos de cultivares de trigo (LE2396, LE2398, Madrugador y LE2346) durante los meses de octubre y noviembre del 2012. Para esa fecha los cultivos se encontraban en la etapa reproductiva, entre Z5.7 y Z7.0 según la escala Zadoks (Zadoks et al., 1974). Encontrándose algunos cultivos en el fin del espigado, otros en la antesis y algunos ya en el principio de llenado de grano (gano lechoso) dependiendo de la variedad, el momento de siembra y la fecha medición en cada caso.

En total se obtuvieron 163 conjuntos de datos, los cuales incluyen valores de: reflectancia (R), índice de área foliar (IAF), materia seca total (MS) y contenido de nitrógeno en planta (N).

3.2. REFLECTANCIA DEL CULTIVO Y CÁLCULO DE LOS IVs

Para la medición de la reflectancia se utilizó un espectrómetro portátil modelo Jaz de OceanOptics (2009), que cuantifica la reflectancia, del cultivo dentro de las longitudes de onda del espectro visible y parte de la región ultravioleta e infrarrojo cercano entre los 200 y 1100nm, con una resolución óptica entre 0,30 a 10 nm (OceanOptics, 2009).

Las mediciones fueron tomadas a un metro del suelo relevando así un área circular de 50 cm de diámetro. Para minimizar el efecto del ángulo de incidencia de la luz, las mediciones fueron tomadas entre las 11:00 am y las 16:00 pm hora local, en condiciones de cielo despejado. Para corregir posibles efectos causados por cambios en la iluminación, el espectrómetro fue calibrado entre medición y medición utilizando un disco blanco de reflectancia, spectralon como referencia de 100% reflejado; y simulando la ausencia perfecta de luz, como referencia de 0%.

Una vez obtenidos los datos, los espectros individuales fueron suavizados con un filtro digital, utilizando el algoritmo de Savitzky-Golay (ventana de 15 observaciones y orden 3), para su posterior lectura en un programa computarizado. Esto permitió obtener el porcentaje de reflectancia en distintos intervalos del espectro electromagnético.

Para el cálculo de los índices vegetativos se utilizaron los valores en las bandas verde (551,5nm), rojo (681,5 nm), borde rojo (721,5 nm) y NIR (780,5) como se muestra en la figura 1. En todos los casos se calculó la reflectancia promedio de una banda de 10nm de amplitud, centrada en los valores mencionados.

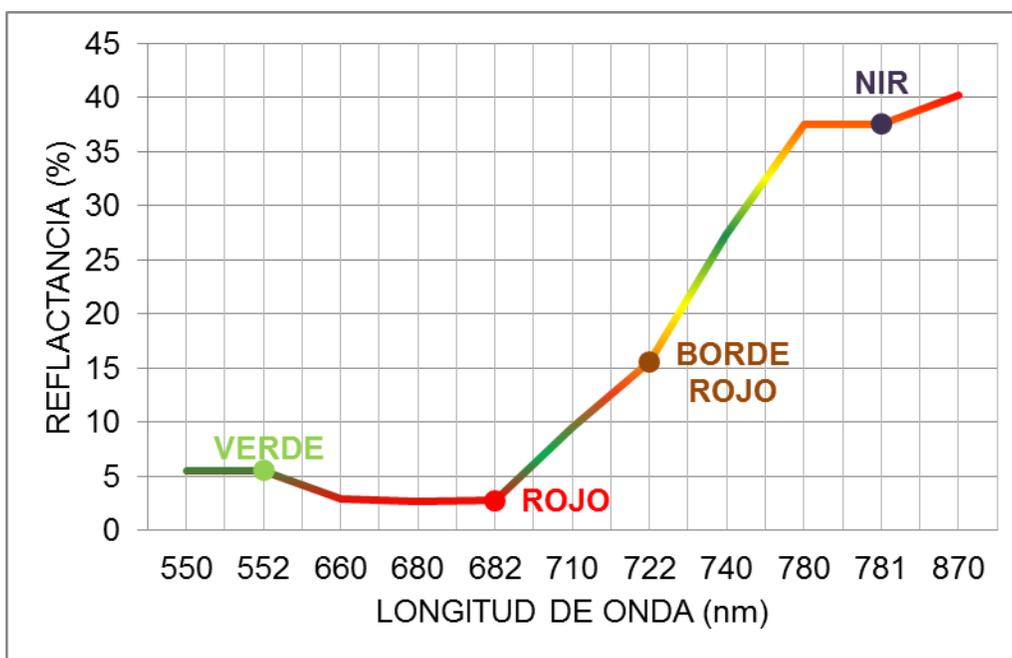


Figura No. 1. Promedio de las medidas de reflectancia con el espectrómetro portátil (Jaz) en función a los intervalos electromagnéticos medidos.

3.2.1. Índice Vegetativo de Diferencia Normalizada (NDVI)

Se calcularon índices vegetativos que relacionan las longitudes de onda infrarroja, roja, verde y borde rojo, según las ecuaciones siguientes. [Ecuaciones 1-3] (Schowengerdt 2006, Gitelson 2012b).

$$[1] \text{NDVI} = (R_{\text{NIR}} - R_{\text{rojo}}) / (R_{\text{NIR}} + R_{\text{rojo}})$$

$$[2] \text{NDVI}_{\text{verde}} = (R_{\text{NIR}} - R_{\text{verde}}) / (R_{\text{NIR}} + R_{\text{verde}})$$

$$[3] \text{NDVI}_{\text{borde rojo}} = (R_{\text{NIR}} - R_{\text{borde rojo}}) / (R_{\text{NIR}} + R_{\text{borde rojo}})$$

dónde: R_{verde} es el porcentaje de reflectancia en la longitud de onda de 551,5 nm; R_{rojo} de 681,5 nm; $R_{\text{borde rojo}}$ de 721,5 nm; y R_{NIR} de 780,5 nm.

3.2.2. Índice de Clorofila (CI)

Se calcularon dos índices utilizados para la estimación los niveles de clorofila en dos modelos que incluyen el NIR, uno con la longitud de onda banda verde y otro con la borde rojo de acuerdo a las siguientes ecuaciones. [Ecuaciones 4-5] (Gitelson, 2012a).

$$[4] CI_{\text{verde}} = (R_{\text{NIR}} / R_{\text{verde}}) - 1$$

$$[5] CI_{\text{borde rojo}} = (R_{\text{NIR}} / R_{\text{borde rojo}}) - 1$$

dónde: R_{verde} es el porcentaje de reflectancia en la longitud de onda de 551,5 nm; $R_{\text{borde rojo}}$ de 721,5 nm; y R_{NIR} de 780,5 nm.

3.3. MUESTREO A CAMPO DE LOS PARÁMETROS BIOFÍSICOS DE LOS CULTIVOS (BPCs.)

3.3.1. Medición de IAF

Se utilizó el método no destructivo, usando un ceptómetro AccuPAR modelo LP-80, de Decagon Devices, Inc. Éste calcula el IAF basado en la cantidad de radiación fotosintéticamente activa (PAR) encima y debajo del canopeo, junto con otras variables que se relacionan a su arquitectura y a la posición del sol de acuerdo a la siguiente ecuación. [Ecuación 6].

$$[6] IAF = \{[(1 - (1/2K)) fb - 1] \ln T\} / \{A (1 - 0.47 fb)\}$$

dónde: K es el coeficiente de extinción lumínica, fb es el porcentaje del área recibiendo iluminación directa del sol, respecto a la sombreada, T es la relación entre el PAR debajo y encima del canopeo, y A es el coeficiente de absorción general del canopeo (Decagon Devices, 2006).

3.3.2. Medición de MS

Al momento de las mediciones se cosechó la biomasa aérea comprendida dentro del área de incidencia del espectrómetro. Cada muestra se pesó posterior a ser secada en estufa a 70°C durante 3 días y se expresó en su equivalente en metros cuadrados (g/m^2).

3.3.3. Medición del contenido de nitrógeno en planta

Para el contenido de N en planta se utilizó el método destructivo de digestión seca en laboratorio, mediante el uso del aparato de análisis químico modelo TruSpec, de marca LECO, que da como resultado el porcentaje de N. Para el análisis de correlación se utilizaron tres distintas formas de expresar

dicho resultado, como: N en porcentaje (%), N total (g/m² suelo), y contenido específico de N, CEN (g/m² hoja).

3.4. ANÁLISIS DE DATOS

Para el procesamiento estadístico de la información se utilizaron la estadística descriptiva y el análisis de correlación y regresión estadística.

El análisis se realizó basado en los objetivos principales del trabajo, los cuales fueron: estudiar la relación que existe entre los distintos IVs y parámetros del cultivo, y estudiar la posibilidad de ajustar un modelo de predicción de los mismos. Para el estudio de la relación existente se utilizaron correlaciones e índices estadísticos; y luego en base a éstos se ajustó un modelo para cada relación índice-parámetro.

Para cada una de las relaciones índice-parámetro, se ajustaron las cinco funciones más usadas [Ecuaciones 7 a 11]. Para ellas se calcularon en forma manual: el coeficiente de determinación (r^2), el sesgo (MBE), la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), el error relativo (RE), y el índice de concordancia (d) [Ecuaciones 12 a 16].

$$[7] \quad y = ax_i + bx_i + e_i \text{ (Lineal)}$$

$$[8] \quad y = ax_i^2 + bx_i + c + e_i \text{ (Polinómica de 2do orden)}$$

$$[9] \quad y = a \ln(x_i) + b + e_i \text{ (Logarítmica)}$$

$$[10] \quad y = a e^{bx_i} + e_i \text{ (Exponencial)}$$

$$[11] \quad y = ax_i^b + e_i \text{ (Potencial)}$$

Siendo: y el valor de los IVs y x el valor de los parámetros del cultivo (IAF, MS y N); a , b y c los parámetros de regresión y e_i el valor del error del modelo.

$$[12] \quad r^2 = \frac{[\sum (E_i - E_p) (O_i - O_p)]^2}{\sum (E_i - E_p)^2 \sum (O_i - O_p)^2}$$

$$[13] \quad MBE = \sum (O_i - E_i) / n$$

$$[14] \quad RMSE = \sqrt{[\sum (O_i - E_i)^2 / n]}$$

$$[15] \quad RE = RMSE / O_p$$

$$[16] \quad d = 1 - [\sum (O_i - E_i)^2 / (|E_i - O_p| + |O_i - O_p|)^2]$$

Siendo: O_i el valor observado, O_p el valor promedio de los mismos, E_i el valor estimado por los modelos e IVs., E_p el valor promedio de las estimaciones y n es el número de muestras (Tedeschi 2005, Wallach 2006).

Se eligió para cada relación índice-parámetro la función que mejor se ajustaba, tomando para ello la referencia de los valores del modelo perfecto, donde: el coeficiente de determinación (r^2) y el índice de concordancia (d) toman el valor uno, y donde el sesgo (MBE) y los errores (RMSE y RE) tienden al valor cero.

Para verificar la información obtenida se realizó para cada una de las relaciones una validación cruzada. En la cual se calcularon nuevamente los modelos, pero solo con el 30% de la población de datos (población muestra). Con dichos modelos se estimaron los valores de los parámetros en el 70 % de los datos restantes (población objetivo). Estas estimaciones se compararon con los valores reales observados y a partir de estos se calcularon los índices estadísticos para evaluar el comportamiento predictivo del modelo: r^2 , MBE, RMSE, RE y d.

En este caso los índices estadísticos se encuentran menos sesgados que en el paso anterior ya que los datos usados para estimar los modelos son distintos a los datos usados para su utilización y verificación.

Los resultados de la validación cruzada se graficaron como valor observado versus valor estimado y así poder visualizar gráficamente la capacidad predictiva de cada índice.

4. RESULTADOS

4.1. ÍNDICE DE ÁREA FOLIAR VS. ÍNDICES VEGETATIVOS

Para las relaciones entre IAF y los IVs, se evaluaron cinco posibles líneas de tendencia capaces de explicar la relación entre variables. El resultado para todos los IVs fue una relación positiva, es decir, un mayor valor de IAF implicó un mayor valor de IV. Para el caso del NDVI (figura 2a) se observa que dicha relación es creciente hasta valores de IAF cercanos a 3,5. A partir de este valor la relación se mantiene constante. En caso de los índices NDVI_{verde}, NDVI_{borde rojo}, CI_{verde} y CI_{borde rojo} (figura 2b, c, d y e) la correlación es constante para todos los valores de IAF.

En el cuadro 1 se encuentran los modelos para cada relación IAF vs. IVs y los índices estadísticos calculados para cada uno: coeficiente de determinación, sesgo, raíz cuadrada del error cuadrático medio, error relativo e índice de concordancia (r^2 , MBE, RMSE, RE y d, respectivamente). Los cuales permiten comparar estadísticamente los valores estimados por el modelo con los valores observados en cada punto.

Tomando como referencia los valores del modelo perfecto (r^2 y $d = 1$, MBE, RMSE y RE = 0) se escogió para cada relación índice-parámetro un modelo. Para el NDVI el modelo escogido fue el logarítmico, para el NDVI_{verde} el potencial y para NDVI_{borde rojo}, CI_{verde} y CI_{borde rojo} se escogió el modelo lineal. Las diferencias estadísticas en todos los casos son mínimas, pero se escogieron los de mayor determinación y concordancia con menor sesgo y error para poder realizar la validación.

Los resultados de la validación cruzada se resumen en el cuadro 2 y figura 3, donde se presentan los modelos elegidos para cada IVs y sus valores estadísticos, que coinciden con lo obtenido en la primera instancia con todos los datos. En la figura 3 se grafican los valores observados y los estimados por cada modelo y cada índice y se puede ver que para todos los casos existe una relación lineal positiva, lo que confirma que los modelos son capaces de estimar valores de IAF a partir de IVs con mayor o menor precisión según el IVs que se utilice.

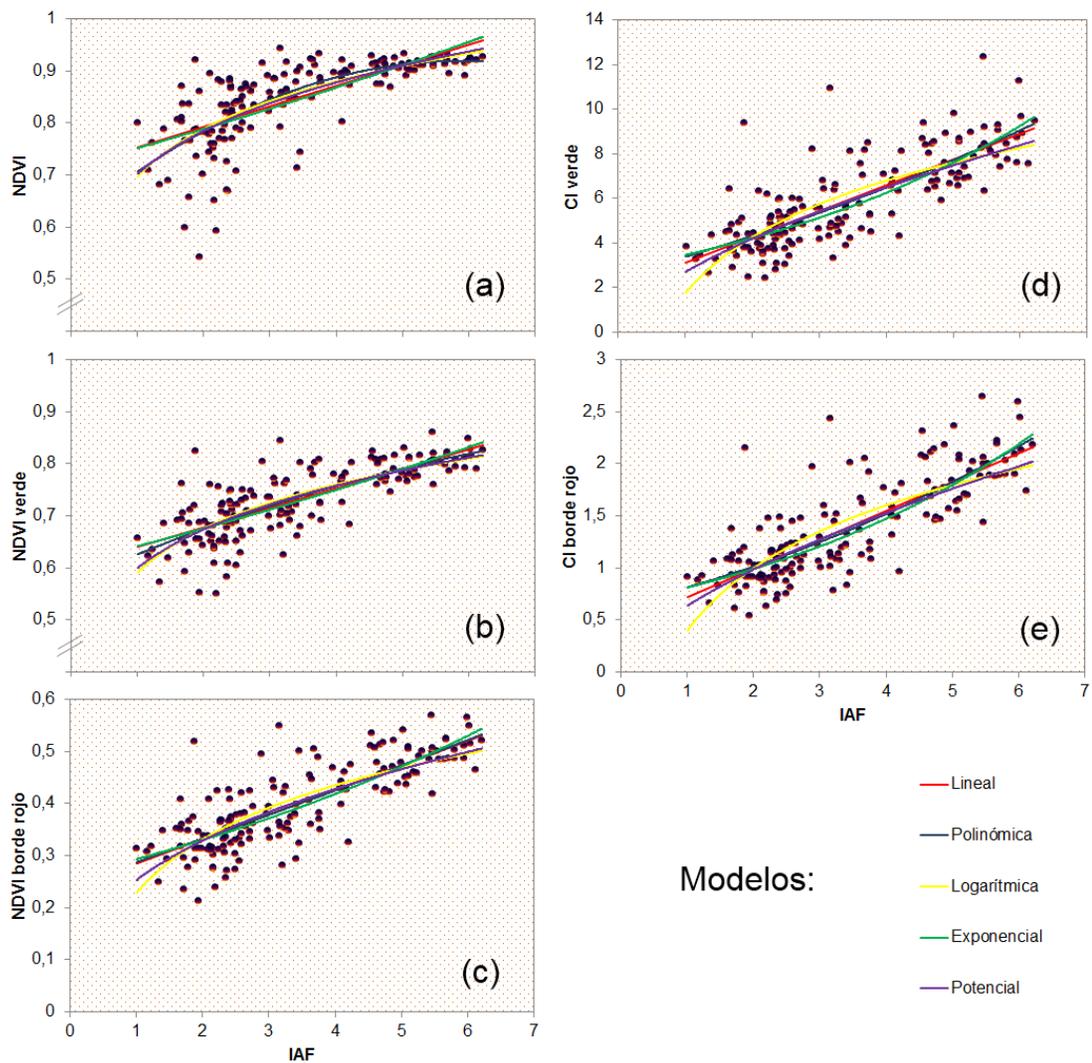


Figura No. 2. Relación NDVI, NDVI_{verde}, NDVI_{borde rojo}, CI_{verde} y CI_{borde rojo} vs. IAF.

Cuadro No. 1. Relaciones entre IVs y IAF.

| IV | IV versus IAF | r ² | MBE | RMSE | RE | d |
|----------------------------|---|----------------|--------|-------|-------|-------|
| NDVI | $y = 0,039x + 0,713$ | 0,483 | -0,003 | 1,418 | 0,417 | 0,798 |
| | $y = -0,009x^2 + 0,106x + 0,608$ | 0,608 | -0,095 | 1,005 | 0,296 | 0,874 |
| | $y = 0,132 \text{ Ln}(x) + 0,697$ | 0,617 | -0,183 | 0,993 | 0,292 | 0,877 |
| | $y = 0,716 e^{0,048x}$ | 0,444 | -0,001 | 1,533 | 0,451 | 0,772 |
| | $y = 0,701 x^{0,162}$ | 0,605 | -0,190 | 0,995 | 0,293 | 0,874 |
| NDVI _{verde} | $y = 0,038x + 0,602$ | 0,598 | -0,002 | 1,125 | 0,331 | 0,861 |
| | $y = -0,003x^2 + 0,057x + 0,572$ | 0,619 | -0,080 | 1,074 | 0,316 | 0,871 |
| | $y = 0,122 \text{ Ln}(x) + 0,590$ | 0,626 | -0,188 | 1,124 | 0,331 | 0,866 |
| | $y = 0,609 e^{0,052x}$ | 0,578 | 0,002 | 1,170 | 0,344 | 0,852 |
| | $y = 0,599 x^{0,170}$ | 0,633 | -0,187 | 1,081 | 0,318 | 0,873 |
| NDVI _{borde rojo} | $y = 0,047x + 0,238$ | 0,635 | -0,003 | 1,038 | 0,305 | 0,879 |
| | $y = 0,001x^2 + 0,043x + 0,243$ | 0,632 | 0,009 | 1,048 | 0,308 | 0,877 |
| | $y = 0,150 \text{ Ln}(x) + 0,227$ | 0,613 | -0,216 | 1,273 | 0,374 | 0,845 |
| | $y = 0,260 e^{0,119x}$ | 0,608 | 0,000 | 1,099 | 0,323 | 0,866 |
| | $y = 0,252 x^{0,381}$ | 0,639 | -0,198 | 1,137 | 0,334 | 0,867 |
| CI _{verde} | $y = 1,154x + 1,958$ | 0,619 | 0,000 | 1,075 | 0,316 | 0,871 |
| | $y = 0,050x^2 + 0,784x + 2,542$ | 0,625 | 0,053 | 1,071 | 0,315 | 0,873 |
| | $y = 3,650 \text{ Ln}(x) + 1,725$ | 0,469 | -0,287 | 1,842 | 0,542 | 0,739 |
| | $y = 2,843 e^{0,197x}$ | 0,615 | 0,001 | 1,082 | 0,318 | 0,870 |
| | $y = 2,698 x^{0,633}$ | 0,595 | -0,205 | 1,260 | 0,371 | 0,843 |
| CI _{borde rojo} | $y = 0,278x + 0,441$ | 0,636 | 0,000 | 1,036 | 0,305 | 0,879 |
| | $y = 0,018x^2 + 0,146x + 0,649$ | 0,632 | 0,080 | 1,067 | 0,314 | 0,874 |
| | $y = 0,872 \text{ Ln}(x) + 0,391$ | 0,539 | -0,269 | 1,620 | 0,476 | 0,785 |
| | $y = 0,663 e^{0,199x}$ | 0,626 | 0,000 | 1,059 | 0,311 | 0,874 |
| | $y = 0,633 x^{0,635}$ | 0,620 | -0,210 | 1,230 | 0,362 | 0,852 |

Cuadro No. 2. Validación cruzada para estimaciones de IAF.

| IV | IV versus IAF | r ² | MBE | RMSE | RE | d |
|----------------------------|-----------------------------------|----------------|--------|-------|-------|-------|
| NDVI | $y = 0,142 \text{ Ln}(x) + 0,687$ | 0,648 | -0,049 | 0,875 | 0,252 | 0,894 |
| NDVI _{verde} | $y = 0,596 x^{0,176}$ | 0,666 | -0,097 | 0,966 | 0,278 | 0,892 |
| NDVI _{borde rojo} | $y = 0,046x + 0,245$ | 0,683 | 0,100 | 0,990 | 0,285 | 0,892 |
| CI _{verde} | $y = 1,115x + 2,149$ | 0,647 | 0,072 | 1,080 | 0,310 | 0,876 |
| CI _{borde rojo} | $y = 0,261x + 0,517$ | 0,685 | 0,112 | 1,040 | 0,299 | 0,887 |

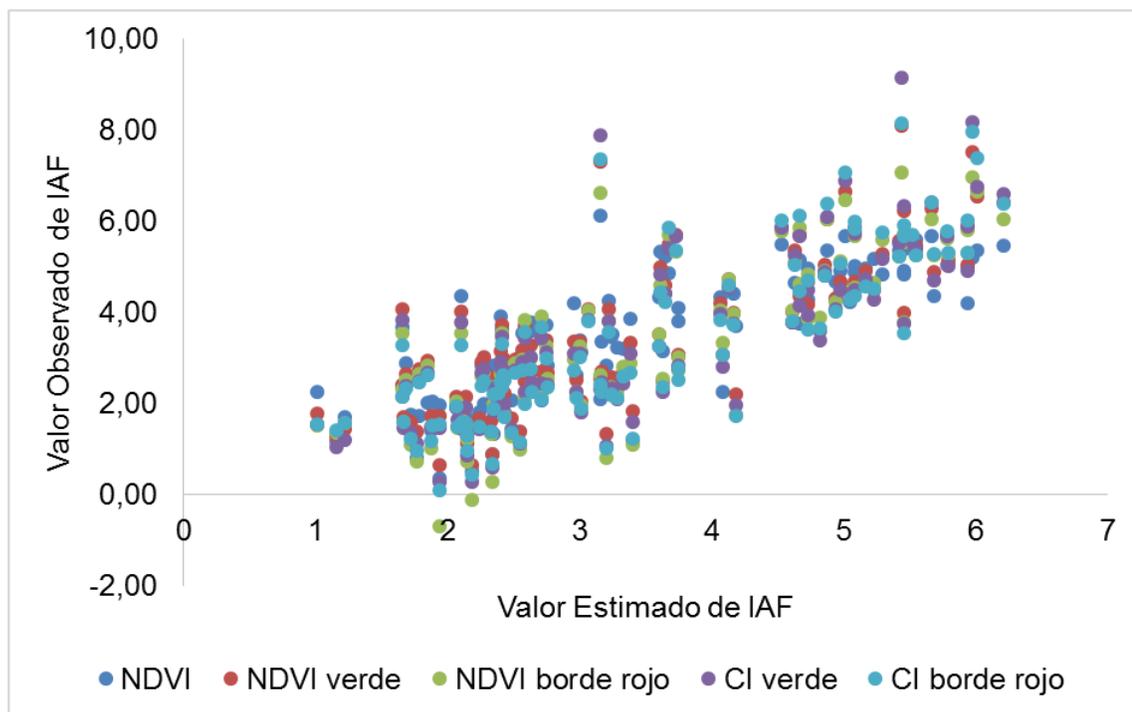


Figura No. 3. Diagrama de dispersión de IAF estimado vs. IAF observado.

4.2. MATERIA SECA VS. ÍNDICES VEGETATIVOS

En la figura 4 se encuentran los cinco gráficos de dispersión para los datos de MS e IVs en los que se visualizan los cinco modelos estudiados para explicar su relación. En este caso a diferencia de IAF, no podemos afirmar que exista una relación positiva para cada uno de los IVs. En el gráfico de NDVI (figura 4a) la mayoría de los puntos, se concentra entre los valores de 0,8 y 1,0, por lo que se puede deducir que no existe relación. Para el resto de los índices, si bien se observa una correlación directamente proporcional (a mayor valor del índice mayor valor de MS), ésta es baja, debido a la gran dispersión de los puntos que se traduce en un mayor error; siendo solo un poco menos dispersa, para el caso de NDVI_{verde} (figura 4b).

En el cuadro 3 se presentan los modelos y sus valores estadísticos calculados. En este cuadro se observa lo que a priori se dedujo de los gráficos, si bien existe una relación entre IVs y MS, ésta es débil. Para el caso del NDVI los valores de determinación son en promedio de 0,301, con un máximo de 0,335 y un mínimo de 0,246. Para el resto de los índices el coeficiente de determinación, si bien mejora un poco, tampoco es alto, tomando valores entre 0,369 y 0,310 con un promedio de 0,351. El error relativo promedio para todas las relaciones IVs vs. MS es de 48%, lo que consideramos en el límite aceptable, donde los aciertos de estimación igualan a los errores; variando el valor con los distintos IVs y modelos analizados como se puede ver en el cuadro 3.

A pesar de lo anterior, con el fin de poder continuar el análisis con la validación cruzada, se escogió para cada relación índice-parámetro un modelo, tomando como referencia los valores del modelo perfecto (r^2 y $d = 1$, MBE, RMSE y RE = 0). Para el caso del NDVI y NDVI_{verde} el modelo escogido fue el polinómico de segundo orden y para NDVI_{borde rojo}, CI_{verde} y CI_{borde rojo} el modelo lineal.

En el cuadro 4 y la figura 5 se resumen los resultados de la validación cruzada. Presentándose: en el cuadro 4 los modelos elegidos, calculados con el treinta por ciento de los datos, y los índices estadísticos, resultado de la comparación entre lo observado y estimado sobre el setenta por ciento de los datos restantes. En la figura 9 se graficó el valor de MS observado vs. el estimado por los modelos. Se vuelve a observar una baja correlación con altos valores de error, presentando además los tres índices NDVI estimaciones de MS negativas.

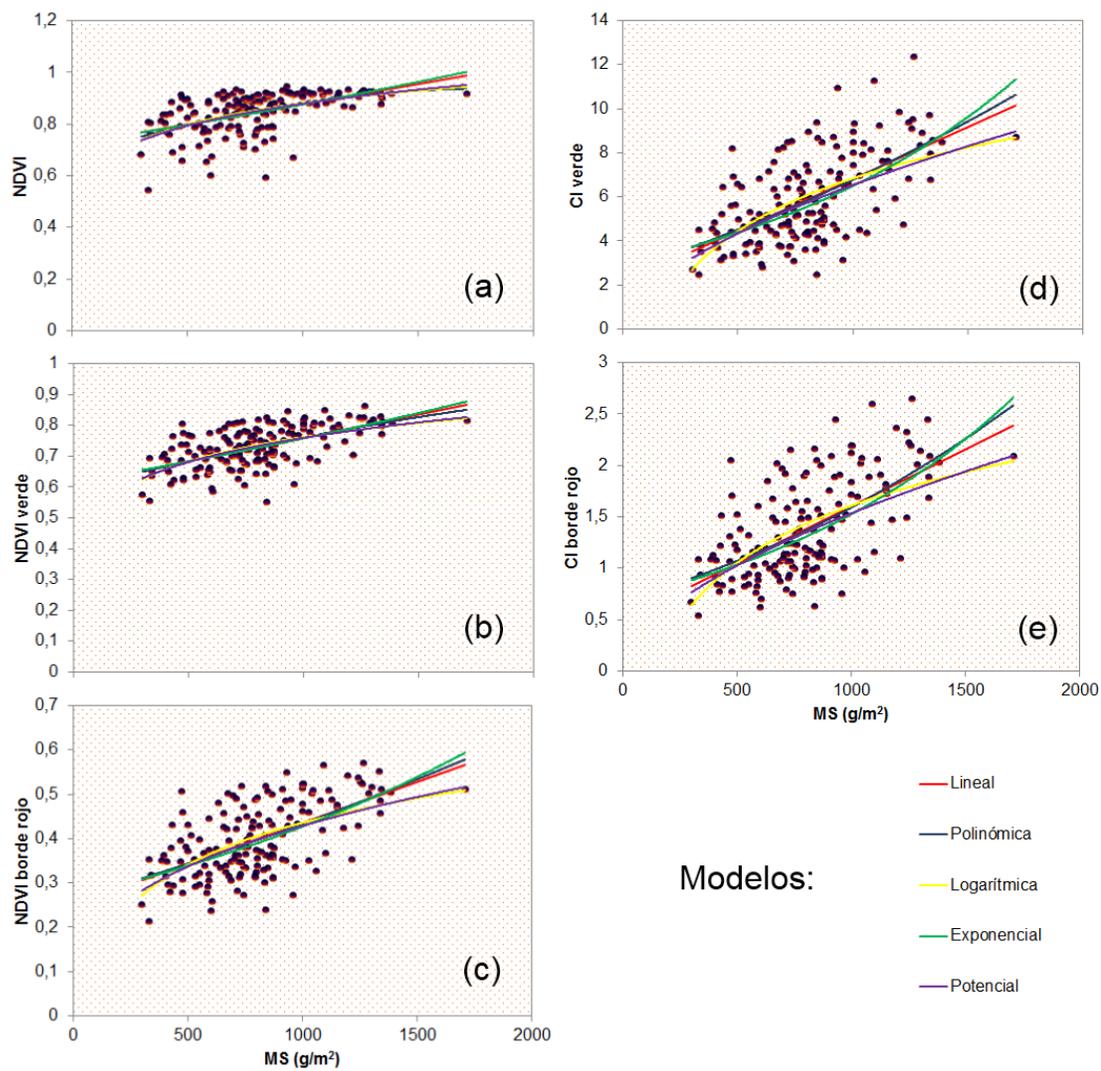


Figura No. 4. Relación NDVI, NDVI_{verde}, NDVI_{borde rojo}, CI_{verde} y CI_{borde rojo} vs. MS.

Cuadro No. 3. Relaciones entre IVs. y MS.

| IV | IV versus MS | r ² | MBE | RMSE | RE | d |
|----------------------------|--|----------------|----------|---------|-------|-------|
| NDVI | $y = 2E-4x + 0,723$ | 0,266 | 181,876 | 383,885 | 0,479 | 0,609 |
| | $y = -8E-8x^2 + 3E-4x + 0,671$ | 0,315 | -3,190 | 333,874 | 0,417 | 0,703 |
| | $y = 0,120 \ln(x) + 0,052$ | 0,342 | -92,048 | 351,769 | 0,439 | 0,703 |
| | $y = 0,724 e^{2E-4x}$ | 0,246 | 38,273 | 431,169 | 0,538 | 0,609 |
| | $y = 0,316 x^{0,148}$ | 0,335 | -93,701 | 345,590 | 0,431 | 0,704 |
| NDVI _{verde} | $y = 2E-4x + 0,610$ | 0,338 | 199,963 | 343,599 | 0,429 | 0,663 |
| | $y = -2E-8x^2 + 2E-4x + 0593$ | 0,347 | 45,041 | 319,788 | 0,399 | 0,727 |
| | $y = 0,114 \ln(x) - 0,024$ | 0,369 | -90,251 | 394,611 | 0,492 | 0,690 |
| | $y = 0,616 e^{2E-4x}$ | 0,327 | -28,405 | 385,894 | 0,482 | 0,684 |
| | $y = 0,255 x^{0,158}$ | 0,368 | -85,201 | 378,288 | 0,472 | 0,700 |
| NDVI _{borde rojo} | $y = 2E-4x + 0,249$ | 0,351 | 59,329 | 332,185 | 0,415 | 0,722 |
| | $y = 2E-8x^2 + 2E-4x + 0,263$ | 0,346 | 177,648 | 343,981 | 0,429 | 0,683 |
| | $y = 0,137 \ln(x) - 0,509$ | 0,361 | -101,333 | 452,588 | 0,565 | 0,653 |
| | $y = 0,268 e^{0,001x}$ | 0,334 | 56,255 | 345,405 | 0,431 | 0,707 |
| | $y = 0,039 x^{0,348}$ | 0,363 | -98,440 | 416,619 | 0,520 | 0,676 |
| CI _{verde} | $y = 0,005x + 2,113$ | 0,368 | -0,680 | 339,865 | 0,424 | 0,725 |
| | $y = 8E-7x^2 + 0,003x + 2,620$ | 0,365 | 25,267 | 337,252 | 0,421 | 0,726 |
| | $y = 3,454 \ln(x) - 17,024$ | 0,310 | -112,389 | 563,563 | 0,703 | 0,567 |
| | $y = 2,952 e^{0,001x}$ | 0,353 | 12,203 | 345,518 | 0,431 | 0,717 |
| | $y = 0,111 x^{0,591}$ | 0,362 | -92,505 | 425,674 | 0,531 | 0,667 |
| CI _{borde rojo} | $y = 0,001x + 0,497$ | 0,363 | -5,976 | 345,999 | 0,432 | 0,721 |
| | $y = 3E-7x^2 + 0,001x + 0,697$ | 0,353 | 40,566 | 355,906 | 0,444 | 0,711 |
| | $y = 0,807 \ln(x) - 3,964$ | 0,339 | -114,756 | 534,080 | 0,667 | 0,597 |
| | $y = 0,697 e^{0,001x}$ | 0,346 | 17,146 | 348,985 | 0,436 | 0,713 |
| | $y = 0,028 x^{0,581}$ | 0,362 | -101,639 | 440,772 | 0,550 | 0,660 |

Cuadro No. 4. Validación cruzada para estimaciones de MS.

| IV | IV versus MS | r ² | MBE | RMSE | RE | d |
|----------------------------|--------------------------------|----------------|---------|---------|-------|-------|
| NDVI | $y = -6E-8x^2 + 3E-5x + 0,673$ | 0,307 | 98,179 | 295,406 | 0,365 | 0,698 |
| NDVI _{verde} | $y = -5E-9x^2 + 2E-4x + 0,601$ | 0,353 | 137,766 | 311,284 | 0,384 | 0,710 |
| NDVI _{borde rojo} | $y = 2E-4x + 0,252$ | 0,373 | 67,556 | 324,765 | 0,401 | 0,734 |
| CI _{verde} | $y = 0,005x + 2,138$ | 0,378 | -17,838 | 346,527 | 0,428 | 0,725 |
| CI _{borde rojo} | $y = 0,001x + 0,533$ | 0,384 | 24,931 | 341,602 | 0,422 | 0,731 |

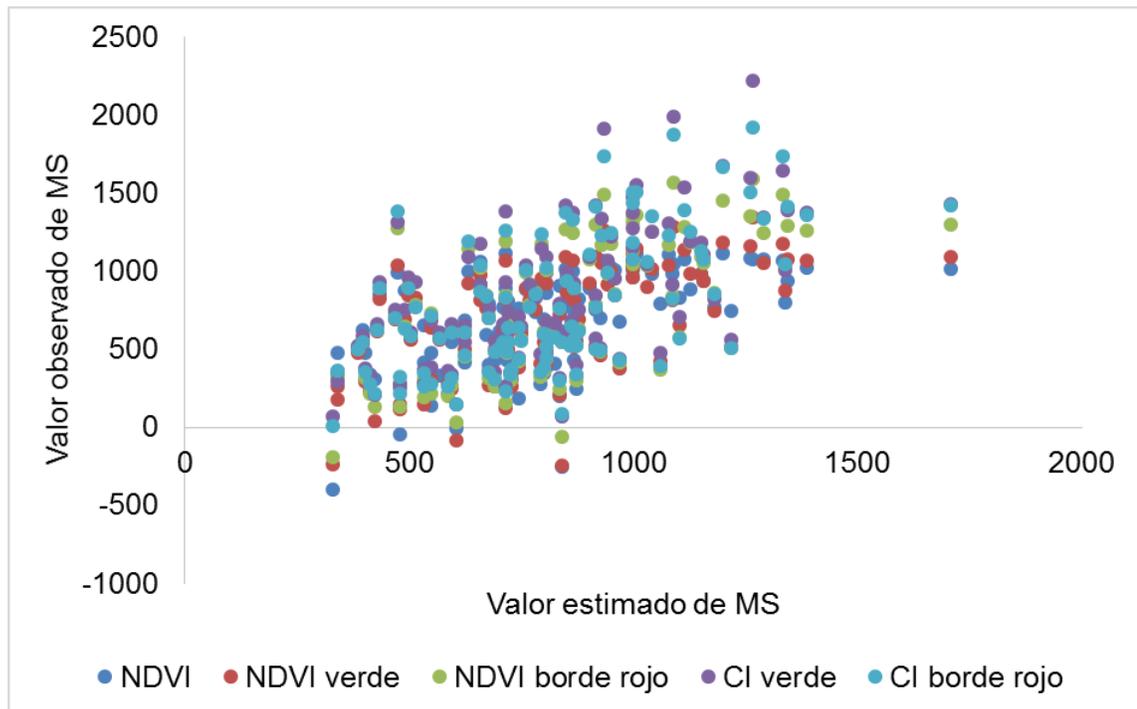


Figura No. 5. Diagrama de dispersión de MS estimada vs. observada.

4.3. NITRÓGENO TOTAL VS. ÍNDICES VEGETATIVOS

En la figura 6 se presentan los gráficos de dispersión que correlacionan los IVs con el nitrógeno total en planta, sobre cada uno se graficaron los modelos estudiados para comprender su relación. Al igual que las relaciones analizadas para MS a priori se dedujo por la alineación de los puntos que existe una relación positiva, pero con un alto valor de error.

En el cuadro 5 se presentan los modelos y sus índices estadísticos calculados.

Tomando como referencia los valores del modelo perfecto (r^2 y $d = 1$, MBE, RMSE y RE = 0) se escogió para cada relación índice-parámetro, el modelo que mejor se ajustó a los datos. Para el caso del NDVI el modelo logarítmico, para NDVI_{verde} y NDVI_{borde rojo} el modelo potencial, y para los índices CI_{verde} y CI_{borde rojo} el modelo lineal.

En el cuadro 6 y la figura 7 se resumen los resultados de la validación cruzada, donde se presentan los modelos elegidos calculados para el treinta por ciento de los datos, y los índices estadísticos de cada uno comparando los valores estimados con los observados sobre el setenta por ciento de los datos restantes. En la figura 7 se graficaron los valores de N total estimados por el modelo de cada IV y los valores observados a campo del mismo. De estos resultados finales se reitera la misma deducción inicial, la relación que existe entre el N total y los distintos IVs. es baja (con un coeficiente de determinación entre 0,229 y 0,388) y con altos valores de error (entre 44 y 51%), al igual que para la MS, variando según el índice utilizado.

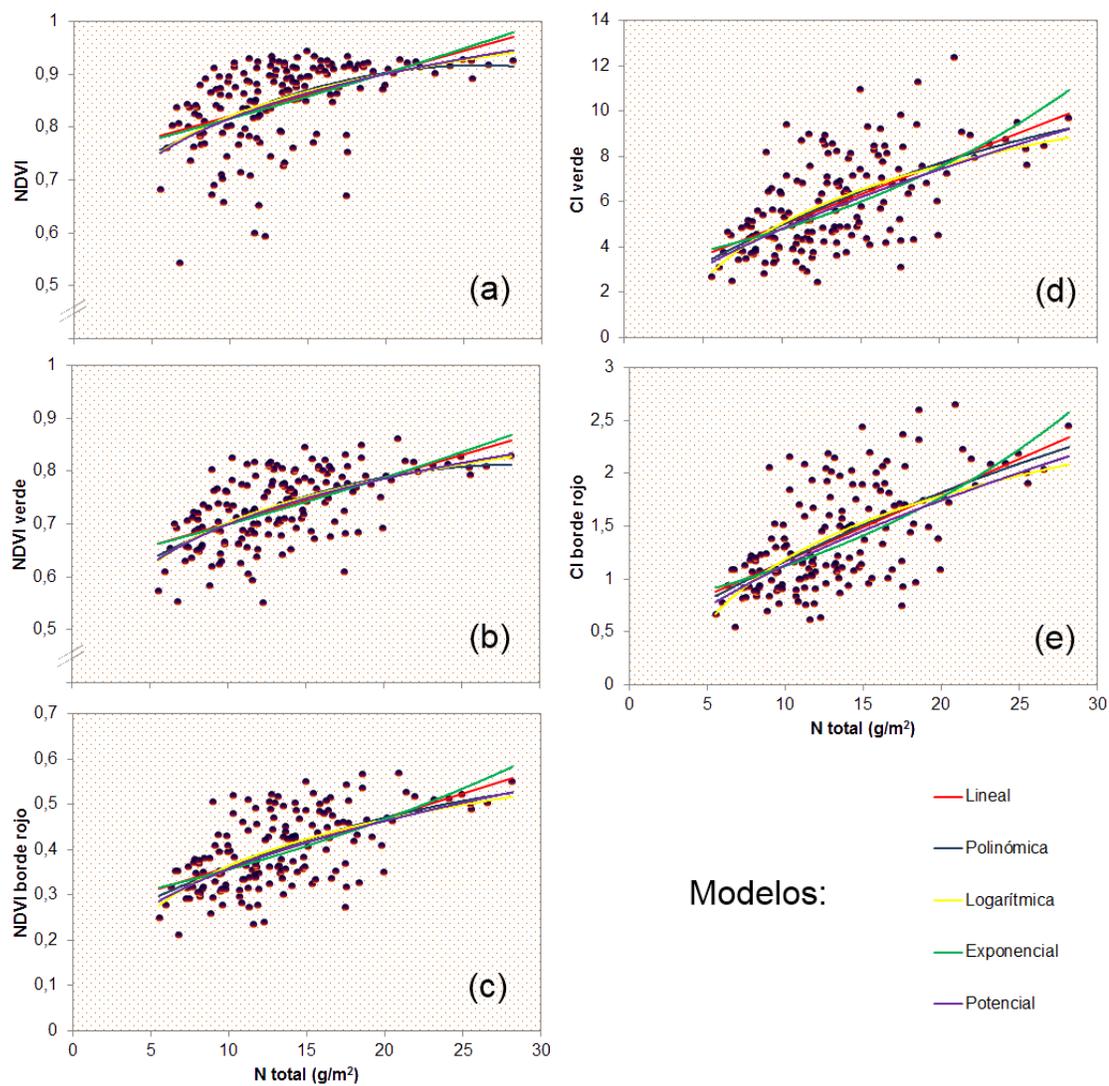


Figura No. 6. Relación NDVI, NDVI_{verde}, NDVI_{borde rojo}, CI_{verde} y CI_{borde rojo} vs. N total.

Cuadro No. 5. Relaciones entre IVs y N total.

| IV | IV versus N total | r ² | MBE | RMSE | RE | d |
|----------------------------|---|----------------|--------|-------|-------|-------|
| NDVI | $y = 0,008x + 0,737$ | 0,226 | 0,056 | 8,238 | 0,619 | 0,580 |
| | $y = -4E-4x^2 + 0,020x + 0,658$ | 0,300 | -2,121 | 7,062 | 0,531 | 0,651 |
| | $y = 0,116 \text{ Ln}(x) + 0,553$ | 0,308 | -1,656 | 6,209 | 0,467 | 0,684 |
| | $y = 0,738 e^{0,010x}$ | 0,206 | 0,053 | 8,720 | 0,655 | 0,553 |
| | $y = 0,589 x^{0,142}$ | 0,301 | -1,723 | 6,160 | 0,463 | 0,683 |
| NDVI _{verde} | $y = 0,009x + 0,615$ | 0,335 | 0,046 | 6,262 | 0,471 | 0,699 |
| | $y = -3E-4x^2 + 0,018x + 0,548$ | 0,365 | -0,538 | 5,641 | 0,424 | 0,730 |
| | $y = 0,121 \text{ Ln}(x) + 0,423$ | 0,361 | -1,205 | 6,033 | 0,453 | 0,713 |
| | $y = 0,620 e^{0,012x}$ | 0,324 | 0,045 | 6,425 | 0,483 | 0,688 |
| | $y = 0,475 x^{0,168}$ | 0,361 | -1,190 | 5,850 | 0,440 | 0,720 |
| NDVI _{borde rojo} | $y = 0,011x + 0,254$ | 0,355 | -0,007 | 6,022 | 0,453 | 0,716 |
| | $y = -2E-4x^2 + 0,018x + 0,206$ | 0,364 | 0,031 | 5,440 | 0,409 | 0,739 |
| | $y = 0,148 \text{ Ln}(x) + 0,024$ | 0,363 | -1,338 | 6,696 | 0,503 | 0,690 |
| | $y = 0,272 e^{0,027x}$ | 0,337 | -0,002 | 6,263 | 0,471 | 0,700 |
| | $y = 0,151 x^{0,375}$ | 0,366 | -1,276 | 6,208 | 0,467 | 0,709 |
| CI _{verde} | $y = 0,270x + 2,293$ | 0,359 | 0,001 | 5,959 | 0,448 | 0,719 |
| | $y = -0,005x^2 + 0,412x + 1,324$ | 0,339 | -0,720 | 6,684 | 0,502 | 0,682 |
| | $y = 3,658 \text{ Ln}(x) - 3,387$ | 0,300 | -1,559 | 8,472 | 0,637 | 0,601 |
| | $y = 3,033 e^{0,045x}$ | 0,349 | -0,005 | 6,105 | 0,459 | 0,710 |
| | $y = 1,130 x^{0,628}$ | 0,353 | -1,275 | 6,504 | 0,489 | 0,692 |
| CI _{borde rojo} | $y = 0,065x + 0,526$ | 0,365 | -0,005 | 5,887 | 0,442 | 0,724 |
| | $y = -0,001x^2 + 0,085x + 0,385$ | 0,363 | -0,500 | 6,228 | 0,468 | 0,710 |
| | $y = 0,868 \text{ Ln}(x) - 0,815$ | 0,340 | -1,519 | 7,814 | 0,587 | 0,642 |
| | $y = 0,711 e^{0,046x}$ | 0,349 | -0,014 | 6,098 | 0,458 | 0,711 |
| | $y = 0,267 x^{0,626}$ | 0,364 | -1,315 | 6,526 | 0,490 | 0,696 |

Cuadro No. 6. Validación cruzada para estimaciones de N total en planta.

| IV | IV versus N total | r ² | MBE | RMSE | RE | d |
|----------------------------|-----------------------------------|----------------|--------|-------|-------|-------|
| NDVI | $y = 0,119 \text{ Ln}(x) + 0,541$ | 0,299 | -2,070 | 6,334 | 0,471 | 0,677 |
| NDVI _{verde} | $y = 0,476 x^{0,165}$ | 0,378 | -1,778 | 6,181 | 0,460 | 0,714 |
| NDVI _{borde rojo} | $y = 0,157 x^{0,356}$ | 0,388 | -1,831 | 6,769 | 0,504 | 0,698 |
| CI _{verde} | $y = 0,267x + 2,262$ | 0,376 | -0,355 | 5,982 | 0,445 | 0,725 |
| CI _{borde rojo} | $y = 0,063x + 0,537$ | 0,388 | -0,181 | 5,921 | 0,440 | 0,734 |

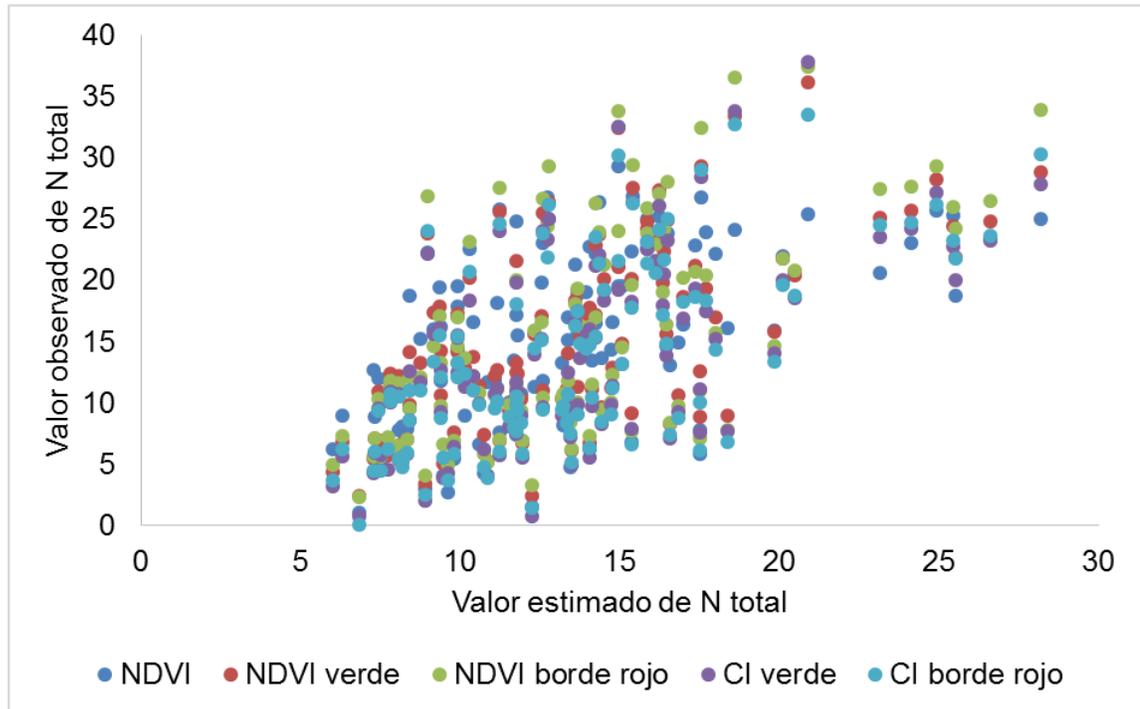


Figura No. 7. Diagrama de dispersión de N total estimado vs. observado.

4.4. NITRÓGENO EN PORCENTAJE VS. ÍNDICES VEGETATIVOS

En la figura 8 se graficaron los gráficos de dispersión que relacionan los IVs con el porcentaje de nitrógeno en planta. A simple vista se puede concluir que no existe relación para N en porcentaje, ya que los puntos se encuentran distribuidos en todos los cuadrantes del gráfico sin ningún tipo de alineación.

En el cuadro 7 se presentan los modelos para cada caso y los índices estadísticos calculados, pudiendo ver que no existe relación para ningún IV, siendo los valores de los coeficientes de determinación y concordancia de cero, y tomando el sesgo y la raíz cuadrada del error cuadrático medio valores billonarios en algunos casos.

4.5. CONTENIDO ESPECÍFICO DE NITRÓGENO VS. ÍNDICES VEGETATIVOS

Para este último parámetro que mide el contenido específico de nitrógeno en planta se graficaron la dispersión de puntos (figura 9), para ver su relación con cada IV. En este caso, al igual que en el caso de nitrógeno total, se ve cierta alineación de los puntos mostrando una relación inversamente proporcional, pero con una distribución de puntos en todos los cuadrantes lo que se traduciría en un alto valor de error.

En el cuadro 8 se encuentran los modelos de cada índice y los valores estadísticos calculados, de los cuales se concluye que no existe relación entre el CEN y ningún IVs, ya que, en este caso, si bien los valores de determinación no toman valores de cero como en el caso de N en porcentaje, nunca superan el valor de 0,222, y los valores de error relativo varían entre 47 y 175%.

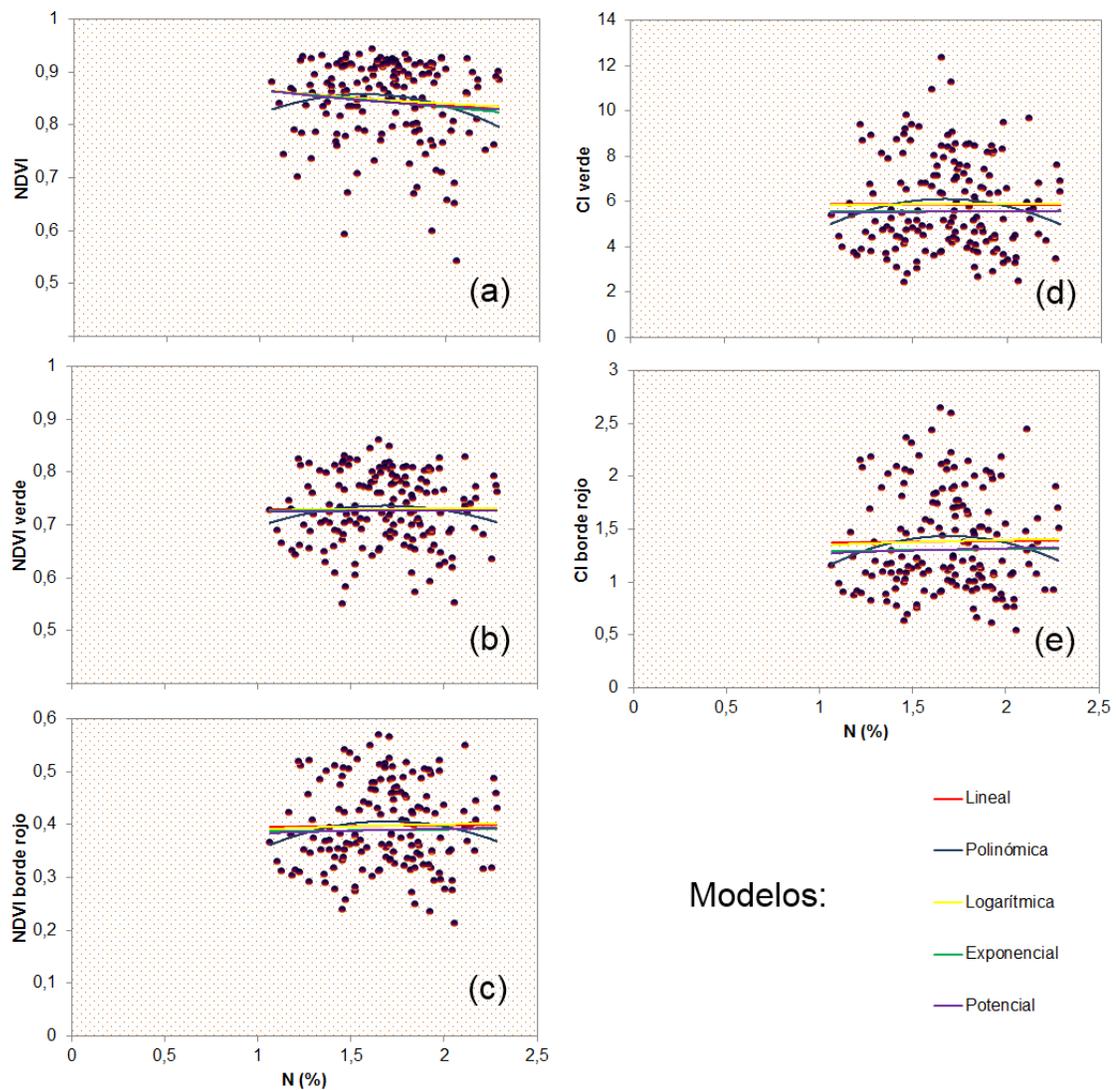


Figura No. 8. Relación NDVI, NDVI_{verde}, NDVI_{borde rojo}, CI_{verde} y CI_{borde rojo} vs. porcentaje de N.

Cuadro No. 7. Relaciones entre IVs. y porcentaje de N.

| IV | IV versus N (%) | r ² | MBE | RMSE | RE | d |
|----------------------------|-----------------------------------|----------------|----------|---------|---------|-------|
| NDVI | $y = -0,028x + 0,895$ | 0,010 | 0,002 | 2,732 | 1,622 | 0,134 |
| | $y = -0,118x^2 + 0,368x + 0,571$ | 0,009 | 0,451 | 0,702 | 0,417 | 0,292 |
| | $y = -0,039 \ln(x) + 0,867$ | 0,012 | -46,752 | 341,772 | 202,922 | 0,000 |
| | $y = 0,899 e^{-0,038x}$ | 0,011 | -0,003 | 2,587 | 1,536 | 0,139 |
| | $y = 0,867 x^{-0,054}$ | 0,012 | -54,241 | 465,910 | 276,627 | 0,000 |
| NDVI _{verde} | $y = 9E-5x + 0,730$ | 0,000 | -0,157 | 742,515 | 440,857 | 0,001 |
| | $y = -0,086x^2 + 0,288x + 0,494$ | 0,002 | 0,413 | 0,659 | 0,392 | 0,330 |
| | $y = 0,005 \ln(x) + 0,727$ | 0,000 | -4,5E+09 | 5,1E+10 | 3,0E+10 | 0,000 |
| | $y = 0,727 e^{-4E-4x}$ | 0,000 | 1,054 | 234,456 | 139,205 | 0,002 |
| | $y = 0,724 x^{0,006}$ | 0,000 | -5,5E+09 | 6,0E+10 | 3,5E+10 | 0,000 |
| NDVI _{borde rojo} | $y = 0,005x + 0,390$ | 0,000 | 0,019 | 17,993 | 10,683 | 0,021 |
| | $y = -0,111x^2 + 0,378x + 0,085$ | 0,004 | 0,407 | 0,634 | 0,376 | 0,357 |
| | $y = 0,014 \ln(x) + 0,391$ | 0,000 | -8,7E+03 | 5,1E+04 | 3,1E+04 | 0,000 |
| | $y = 0,383 e^{0,010x}$ | 0,000 | 0,011 | 21,709 | 12,889 | 0,017 |
| | $y = 0,383 x^{0,031}$ | 0,000 | -6,9E+03 | 3,4E+04 | 2,0E+04 | 0,000 |
| CI _{verde} | $y = -0,057x + 5,978$ | 0,000 | -0,001 | 35,429 | 21,036 | 0,010 |
| | $y = -2,995x^2 + 10,007x - 2,252$ | 0,003 | 0,432 | 0,633 | 0,376 | 0,359 |
| | $y = 0,077 \ln(x) + 5,844$ | 0,000 | -5,2E+34 | 6,7E+35 | 4,0E+35 | 0,000 |
| | $y = 5,570 e^{-0,002x}$ | 0,000 | -0,137 | 171,703 | 101,946 | 0,002 |
| | $y = 5,486 x^{0,023}$ | 0,000 | -2,1E+13 | 2,6E+14 | 1,5E+14 | 0,000 |
| CI _{borde rojo} | $y = 0,020x + 1,351$ | 0,000 | -0,002 | 23,711 | 14,078 | 0,016 |
| | $y = -0,675x^2 + 2,287x - 0,503$ | 0,004 | 0,420 | 0,629 | 0,373 | 0,364 |
| | $y = 0,071 \ln(x) + 1,348$ | 0,000 | -8,6E+05 | 7,4E+06 | 4,4E+06 | 0,000 |
| | $y = 1,270 e^{0,017x}$ | 0,000 | 0,000 | 20,892 | 12,405 | 0,018 |
| | $y = 1,270 x^{0,054}$ | 0,000 | -1,5E+04 | 9,1E+04 | 5,4E+04 | 0,000 |

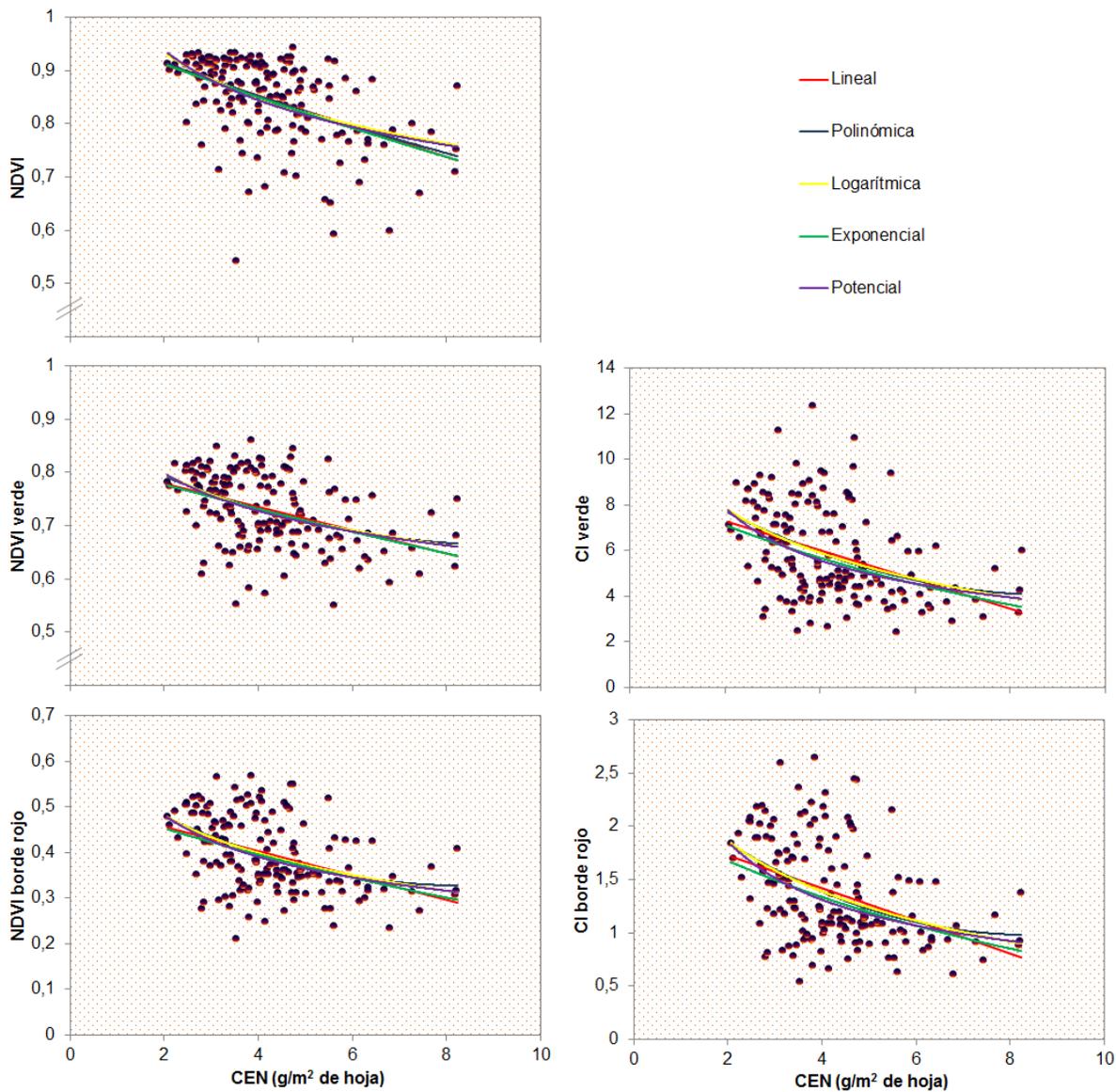


Figura No. 9. Relaciones NDVI, NDVI_{verde}, NDVI_{borde rojo}, CI_{verde} y CI_{borde rojo} vs. CEN.

Cuadro No. 8. Relaciones entre IVs. y CEN.

| IV | IV versus CEN | r ² | MBE | RMSE | RE | d |
|----------------------------|----------------------------------|----------------|--------|-------|-------|-------|
| NDVI | $y = -0,029x + 0,968$ | 0,222 | 0,003 | 2,388 | 0,567 | 0,588 |
| | $y = 7E-4x^2 - 0,036x + 0,983$ | 0,187 | -0,157 | 2,755 | 0,654 | 0,527 |
| | $y = -0,123 \ln(x) + 1,019$ | 0,105 | -1,056 | 5,446 | 1,293 | 0,282 |
| | $y = 0,979 e^{-0,035x}$ | 0,208 | -0,045 | 2,514 | 0,597 | 0,566 |
| | $y = 1,042 x^{-0,152}$ | 0,065 | -1,281 | 7,361 | 1,747 | 0,187 |
| NDVI _{verde} | $y = -0,022x + 0,822$ | 0,174 | 0,006 | 2,773 | 0,658 | 0,529 |
| | $y = 0,003x^2 - 0,046x + 0,874$ | 0,178 | -0,374 | 2,543 | 0,604 | 0,553 |
| | $y = -0,097 \ln(x) + 0,865$ | 0,115 | -0,977 | 4,044 | 0,960 | 0,376 |
| | $y = 0,826 e^{-0,030x}$ | 0,170 | -0,047 | 2,848 | 0,676 | 0,520 |
| | $y = 0,877 x^{-0,135}$ | 0,095 | -1,036 | 4,596 | 1,091 | 0,325 |
| NDVI _{borde rojo} | $y = -0,027x + 0,510$ | 0,176 | 0,007 | 2,752 | 0,653 | 0,531 |
| | $y = 0,004x^2 - 0,062x + 0,588$ | 0,197 | -0,404 | 2,378 | 0,564 | 0,580 |
| | $y = -0,120 \ln(x) + 0,565$ | 0,148 | -0,764 | 3,088 | 0,733 | 0,477 |
| | $y = 0,519 e^{-0,068x}$ | 0,173 | 0,000 | 2,787 | 0,661 | 0,527 |
| | $y = 0,596 x^{-0,305}$ | 0,108 | -0,913 | 3,912 | 0,929 | 0,380 |
| CI _{verde} | $y = -0,637x + 8,564$ | 0,163 | 0,000 | 2,887 | 0,685 | 0,507 |
| | $y = 0,077x^2 - 1,374x + 10,180$ | 0,126 | 0,403 | 1,980 | 0,470 | 0,547 |
| | $y = -2,832 \ln(x) + 9,834$ | 0,175 | -0,796 | 2,830 | 0,672 | 0,517 |
| | $y = 8,911 e^{-0,112x}$ | 0,174 | -0,015 | 2,786 | 0,661 | 0,527 |
| | $y = 11,143 x^{-0,500}$ | 0,136 | -0,871 | 3,498 | 0,830 | 0,432 |
| CI _{borde rojo} | $y = -0,153x + 2,028$ | 0,167 | 0,001 | 2,849 | 0,676 | 0,513 |
| | $y = 0,021x^2 - 0,356x + 2,473$ | 0,194 | -0,528 | 2,474 | 0,587 | 0,566 |
| | $y = -0,685 \ln(x) + 2,340$ | 0,173 | -0,752 | 2,723 | 0,646 | 0,527 |
| | $y = 2,100 e^{-0,113x}$ | 0,175 | 0,004 | 2,772 | 0,658 | 0,528 |
| | $y = 2,644 x^{-0,506}$ | 0,131 | -0,845 | 3,419 | 0,812 | 0,435 |

5. DISCUSIÓN

Para ensayos de campo, el valor r^2 de 0,50 se utiliza a veces como valor crítico para determinar si una regresión es fuerte o no (Yin et al., 2013).

Es importante observar que el coeficiente de determinación, r^2 , representa la dispersión de los puntos de la línea de regresión de mejor ajuste. Constituye una medida de cuán bueno es el modelo de regresión en la captura de la relación entre las variables de interés. Sin embargo, cuando las funciones de regresión no son lineales, el valor r^2 puede ser engañoso (Gitelson, 2012b).

En el caso de este trabajo, solo se obtuvieron valores de r^2 superiores a 0,50 para las correlaciones de IVs con IAF, siendo para el resto de los parámetros de valores inferiores. Por lo que en este trabajo se consideró que la correlación existente de los IVs con los distintos parámetros biofísicos fue: buena para IAF, baja para MS y N total y nula para N en % y CEN.

5.1. ÍNDICE DE ÁREA FOLIAR

La relación encontrada entre NDVI e IAF en este trabajo, en trigo, concuerda con las encontradas por Gitelson (2012b) en maíz y soja, para él la relación entre el NDVI, adquirido con mediciones de reflectancia a corta distancia, y IAF fue esencialmente no lineal para ambos cultivos. La pendiente de la relación NDVI versus IAF para el caso de maíz disminuyó dos veces para IAF = 2,5 y nueve veces para IAF = 5. NDVI exhibió un comportamiento similar para la soja; la sensibilidad de NDVI a IAF decreció tres veces a IAF = 2 y 11 veces para IAF = 5. En nuestro trabajo la pendiente de dicha relación disminuye a partir de valores de IAF = 3,5 y haciéndose cero cuando IAF toma valores superiores a 5. Para el cultivo de trigo en el Uruguay el IAF crítico tiene valores en torno a 5, por lo que hay que prestar atención en qué etapa del cultivo nos encontramos, ya que esto determina el grado de precisión de la estimación.

Por lo tanto, Gitelson (2012b), concluyó que el NDVI no se debe utilizar para estimar de manera precisa IAF superior a 2, para los cultivos de maíz y soja. A lo que le podemos agregar que para el caso del trigo la estimación de IAF con NDVI solo es válida para caso de valores inferiores a 3,5.

Para los índices $NDVI_{\text{borde rojo}}$, CI_{verde} y $CI_{\text{borde rojo}}$ en dicho estudio se encontró que presentan una relación positiva y lineal con valores de determinación de 0,635, 0,619 y 0,636 respectivamente. Encontrando mejores valores de estimación con el uso de los valores de reflectancia en el borde rojo. Estos resultados concuerdan con los de Gitelson (2012b) el cual encontró que los IVs, CI_{verde} y $CI_{\text{borde rojo}}$ estaban estrecha y linealmente relacionados con IAF

tanto de maíz como de soja. $CI_{\text{borde rojo}}$ fue el único que no se vio afectado por el tipo de cultivo, siendo lo mismo para soja y maíz (con $r^2 = 0,91$ para ambos cultivos tomados juntos). Por lo tanto, concluye que puede utilizarse sin reparametrización para estimar el IAF en ambos cultivos.

En el estudio realizado por Gitelson (2012b) el RMSE de los IVs calculados en base a MODIS (moderate resolution imaging spectrometer) para la estimación de IAF fue 0,49 y 0,41 para maíz y soja respectivamente. En este trabajo los valores de RMSE para todos los índices y modelos estudiados promediaron en un valor de 1,178, con un máximo de 1,842 y un mínimo de 0,993; estando los valores de RE en un promedio de 34,6% con un máximo de 54,2% y un mínimo de 29,2%. Estos valores de error se consideran aceptables, dependiendo del uso que se le dará a dicha estimación.

5.2. MATERIA SECA

Los resultados del estudio muestran una mala, pero positiva, relación entre MS y NDVI en el momento de floración del cultivo de trigo. Marti et al. (2007) aseguran que en todas las etapas del cultivo existen relaciones positivas entre el NDVI, la MS y el rendimiento; siendo las medidas en madurez más precisas que mediciones en estados de cultivos anteriores a antesis. En cambio, para Kumar et al. (1999) el NDVI medido durante la espigazón fue el mejor predictor del rendimiento del trigo de primavera en cinco chacras evaluadas, excepto para uno en el cual el NDVI promedio durante todo el período de crecimiento produjo la mejor predicción.

Con respecto a los otros índices estudiados, calculados con las reflectancias en verde y borde rojo, los resultados fueron mejores que para NDVI y concuerdan con los resultados obtenidos por Elvidger et al. (1995). El cual afirmó que los mejores índices para calcular cobertura vegetal y contrarrestar las perturbaciones que pueden causar el efecto del fondo, como ser el suelo, rastrojo y contenido de agua del mismo, es con mediciones de reflectancia estrechas (como en este caso, de 0,30 a 10 nm) y usando mediciones en el borde rojo. En este estudio el $NDVI_{\text{borde rojo}}$ se comportó mejor que el $NDVI_{\text{verde}}$ y lo mismo con los CI, el $CI_{\text{borde rojo}}$ presentó estimaciones levemente mejores que el CI_{verde} . A su vez cabe también discutir el hecho de que ambos CI se comportaron mejor que los NDVI calculados con las bandas verde y borde rojo, esto concuerda con lo encontrado por Gitelson (2012b), el cual afirma que esta mejoría se debe a que los CI son mejores estimadores del contenido de clorofila, y por lo tanto mejores estimadores de la producción neta que se traduce en producción de materia seca.

5.3. NITRÓGENO

Para este parámetro, de gran importancia en los cultivos, por ser el principal constituyente de la clorofila, las proteínas y otros componentes celulares, los resultados obtenidos fueron de gran diversidad. No encontrándose relación entre N expresado como porcentaje ni como CEN, lo que concuerda con algunos autores, tal como Long et al. (2008), para el cual los IVs tradicionales (es decir, NDVI, GNDVI, OSAVI, SR y CI) utilizando verde, rojo o NIR estaban escasamente relacionados, o no relacionados en absoluto, con los valores de SPAD (clorofila a y b en hoja) o el N en la hoja bandera en trigo duro de primavera. Su incapacidad, según Long et al. (2008), se debió a la sensibilidad de los cambios de IAF que presentan algunos índices, lo que confunde las predicciones de N en el cultivo y por lo tanto limita la utilidad de estos índices espectrales para predecir el estado de N del trigo bajo condiciones de secano.

A pesar de no encontrar modelos para predecir el contenido de N en porcentaje o CEN a partir del sensoramiento remoto, si se encontraron modelos aplicables a la estimación del contenido de N total en planta. Los resultados obtenidos son muy parecidos a los obtenidos para materia seca y concuerdan con los estudios realizados por Gitelson (2012a) para la estimación del contenido de clorofila en maíz y soja.

En las zonas de verde y borde rojo la reflectancia decrece hiperbólicamente a medida que aumenta el contenido de clorofila. Por ser el verde y el borde rojo los únicos rangos de espectro sensibles al contenido de clorofila en un amplio rango, y estando ambos relacionados positiva y linealmente es que se puede utilizar cualquiera de los dos para su estimación (Gitelson, 2012a).

En este estudio los índices calculados con los valores de reflectancia verde y borde rojo fueron notoriamente mejores que el NDVI el cual utiliza el valor de reflectancia en rojo. Teniendo una relación lineal y positiva ambos índices CI con el contenido total de nitrógeno, así como Gitelson (2012b) encontró que CI_{verde} se relaciona de forma estrecha y lineal con el contenido total de clorofila, con r^2 mayor a 0,91 para maíz y soja; y $CI_{\text{borde rojo}}$ fue capaz de estimar con precisión el contenido de clorofila con r^2 mayor a 0,92 tanto para el maíz como para la soja.

En este trabajo al igual que en el caso de la MS, las mejores estimaciones se obtuvieron con los índices que utilizan la banda borde rojo, lo que además de tener una alineación con los estudios realizados por Elvidger et al. (1995) del efecto fondo, también concuerda con los estudios en maíz y soja por Gitelson (2012b), para el cual $NDVI_{\text{borde rojo}}$ y $CI_{\text{borde rojo}}$ con la banda de borde

rojo a 720-740 nm se mantuvo no específica. Esto, por lo tanto, es probablemente también el caso de otros cultivos. Una posible explicación al respecto, es que RMSE para la estimación de clorofila con el rango verde fue máxima debido a la absorción por antocianinas en ese rango. Por lo que, para la estimación de clorofila en hojas con antocianinas, el único modelo a usar sería el que utiliza los valores en el rango del borde rojo (Gitelson, 2012a).

La máxima absorción de N en trigo se da entre el macollaje y la floración, luego de esta etapa el cultivo no responde a la fertilización nitrogenada y el contenido de N en planta comienza a disminuir debido a la exportación hacia el grano. Es por esto que los resultados de este trabajo tienen como objetivo estimar rendimientos y no como métodos correctivos de déficits nutricionales, como sugiere Baethgen (1992) en su modelo de fertilización en Z 3.0. La base de esta propuesta para el manejo del N, radica en que el potencial de rendimiento comienza a construirse en las primeras etapas del ciclo del cultivo y se concreta durante el período de encañado-antesis. El ajuste de N a siembra y Z 2.2 permiten, por lo tanto, construirlo y a Z 3.0, concretarlo (Hoffman et al., s.f.).

6. CONCLUSIONES

En el presente trabajo se analizaron las posibles relaciones entre IVs y BPCs del cultivo de trigo y se obtuvieron tres tipos de resultados.

Por un lado, para el IAF los resultados fueron los esperados, se encontró una buena relación, pudiendo utilizar los IVs como predictores del mismo con valores de coeficiente de determinación entre 0,65 con NDVI y 0,68 con $CI_{\text{borde rojo}}$.

Por otro lado, para la MS y el N total, los resultados obtenidos fueron medios, si bien sí se encontró relación entre ellos y los distintos IVs., estas relaciones como modelos predictivos presentan valores de determinación máximos de 0,38 con $CI_{\text{borde rojo}}$ para MS y 0,39 con $NDVI_{\text{borde rojo}}$ y $CI_{\text{borde rojo}}$ para N total, por lo que la aplicación de estos resultados va a depender del objetivo para el cual se utilice. Hay casos en los que un ajuste pobre puede ser útil de todos modos para tener un sondeo o estimación inicial, ya que muchas veces los modelos de trabajo son exigidos por sus condiciones prácticas y no tanto por la exactitud.

Por último, en lo que refiere a los últimos BPCs estudiados, el N expresado como porcentaje en peso y el CEN directamente no se encontró relación de los mismos con los IVs analizados, lo que no quiere decir que no exista relación, sino que habría que seguir buscando en que momento del cultivo y con qué tipo de IV se pueden obtener algún modelo predictivo de los mismos.

Un último factor a concluir es la importancia de la elección del índice, que depende tanto de las características del sensor o radiómetro con el que se mida la reflectancia como con los factores del fondo del cultivo, como suelo y rastrojo. En este trabajo, para mediciones con un espectrómetro portátil y cultivo de trigo de secano, en los tres BPCs para los que se encontró relación (IAF, MS y N total), los mejores índices predictivos fueron los calculados con las longitudes de banda borde rojo ($NDVI_{\text{borde rojo}}$ y $CI_{\text{borde rojo}}$) siguiéndoles en valores de exactitud los calculados con verde ($NDVI_{\text{verde}}$ y CI_{verde}) y por último el uso de la banda roja en el NDVI convencional.

Estos resultados invitan a que se continúe con esta línea de investigación, para poder evaluar el comportamiento de los distintos IVs y su potencial uso aquí en el Uruguay. Ya que las técnicas del sensoramiento remoto si bien han sido probadas vastamente a nivel mundial, deben ser evaluadas para los distintos suelos, cultivos y rastrojos.

7. RESUMEN

El sensoramiento remoto es una herramienta de gran auge hoy en día porque permite evaluar grandes extensiones de terreno a un costo relativamente bajo, la cual se basa en la capacidad de estimar parámetros biofísicos del cultivo (BPCs) a partir de la medición de la reflectancia del mismo, la cual es resumida en índices vegetativos (IVs). El objetivo de este trabajo se basó en este concepto y consistió en buscar la relación existente entre distintos IVs y BPCs de trigo con el fin de encontrar a su vez modelos predictivos para los mismos. El trabajo consistió en la medición de la reflectancia, con el uso de un espectrómetro portátil, del cultivo de trigo en etapa reproductiva ubicado en el departamento de Colonia, Uruguay en la zafra 2012. Dichas mediciones fueron acompañadas en simultáneo con mediciones de IAF, MS y contenido de N en planta. Estas últimas medidas se las contrastó con dos IVs de gran uso a nivel mundial (NDVI y CI) calculados para distintas longitudes de onda, y así poder evaluar estadísticamente su relación. Los resultados obtenidos fueron muy variados para cada BPCs; para IAF se encontró una relación estadísticamente buena como para poder recomendar su uso como modelo predictivo; para el caso de MS y N total la relación no fue estadísticamente tan fuerte, por lo que su uso va a depender del objetivo para el cual se realiza la predicción; y por último para el caso de N medido como porcentaje en peso y el CEN no se encontró ninguna relación. En cuanto a los distintos cálculos de IVs se observó que los que fueron calculados con la longitud de onda en el borde rojo mostraron mejores resultados que los calculados con verde y con rojo, siendo este último el de peores resultados estadísticos. Del trabajo realizado la conclusión que se extrae es que dicha herramienta tiene un gran potencial para la agricultura en Uruguay, pero debe continuar su evaluación con más IVs, distintos cultivos, suelos y tipos de rastrojos.

Palabras clave: Trigo; Sensoramiento Remoto; Monitoreo de cultivos; Reflectancia; Índices Vegetativos; Parámetros biofísicos; Índice de Área Foliar; Materia Seca; Nitrógeno.

8. SUMMARY

Remote sensing is a very important tool today because it allows to evaluate large extensions of land at a relatively low cost. It is based on the ability to estimate biophysical parameters of the crop (BPCs) from the measurement of the reflectance of the same, summarized in Vegetative indexes (IVs). The objective of this work was based on this concept and consisted of searching the relationship between different IVs and wheat BPCs in order to find predictive models for them. The work consisted in the measurement of the reflectance of the wheat crop at the reproductive stage, using a portable spectrometer. The experimental sites were located in the department of Colonia, Uruguay, during 2012. These measurements were accompanied simultaneously with measurements of IAF, MS and N content in plant. All measured variables were contrasted against two widely used IVs (NDVI and CI) calculated for different wavelengths, and the relationships were statistical evaluated. The results obtained were varied for each BPCs. For IAF a statistically good relationship was found, which can be recommended for its use as a predictive model. For the case of MS and total N the relationship is not statistically strong, so its use will depend on the objective for which the prediction is used. And last for the case of N measured as percent weight and the CEN no relation was found. As for the different calculations of IVs, it was found that those that were calculated with the wavelength at the red edge showed better results than those calculated with green and red, the latter achieving the worst statistical results. From the work carried out, the conclusion drawn is that this tool has great potential for agriculture in Uruguay, but should continue its evaluation with more IVs, different crops, soils and types of litter.

Keywords: Wheat; Remote Sensing; Monitoring crop reflectance; Vegetative indices; Biophysical parameters; Leaf Area Index; Dry Matter; Nitrogen.

9. BIBLIOGRAFÍA

1. Baethgen, W. 1992. Fertilización nitrogenada de cebada cervecera en el litoral oeste del Uruguay. Montevideo, INIA. 60 p. (Serie Técnica no. 24).
2. Chinea, J. D. 2002. Teledección del bosque. *In*: Guariguata, M. R.; Kattan, G. H. eds. Ecología de bosques neotropicales. Cartago, Costa Rica, Tecnológica. pp. 625-643.
3. Decagon Device. 2003. Accupar PAR/LAI Ceptometer model LP-80; operator's manual version 1.2. Pullman, Washington, s.e. 92 p.
4. Elvidge, C. D.; Chen, Z. 1995. Comparaison of broad-band and narrow-band red and near-infrared vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*. 54: 38-48.
5. Fischer, R. A. 1985. Number of kernels in wheat crops and the influence of solar radiation and temperature. *The Journal of Agricultural Science (Cambridge)*. 105: 447-461.
6. Gitelson, A. A. 2012a. Nondestructive estimation of foliar pigment (Chlorophylls, Carotenoids, and Anthocyanins) contents; evaluating a semianalytical three-band model. *In*: Thenkabail, P. S.; Loyon, J. G.; Huete, A. eds. *Hyperspectral remote sensing of vegetation*. Boca Raton, FL, Taylor and Francis. pp. 141-162.
7. _____. 2012b. Remote sensing estimation of crop biophysical characteristics at various scales. *In*: Thenkabail, P. S.; Loyon, J. G.; Huete, A. eds. *Hyperspectral remote sensing of vegetation*. Boca Raton, FL, Taylor and Francis. pp. 329-354.
8. Hoffman, E.; Perdomo, C.; Ernst, O.; Bordoli, M.; Pastorini, M.; Pons, C.; Borghi, E. s.f. Propuesta para el manejo del nitrógeno en cultivos de invierno en Uruguay. *Informaciones Agronómicas*. 46:13-18.
9. Kumar, V.; Shaykewich, C. F.; Haque, C. E. 1999. Phenological stages-based NDVI in spring wheat yield estimation for the canadian prairies. *In*: *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (19th, 1999, Hamburg, Alemania)*. *Proceedings. IEEE International*. 5: 2330-2332.

10. Long, D. S.; Eitel, J. U. H.; Gessler, P. E.; Hunt, E. R. 2008. Combined spectral index to improve ground-based estimates of nitrogen status in dryland wheat. *Agronomy Journal*. 100 (6): 1694-1702.
11. Marti, J.; Bort, J.; Slafer, G. A.; Araus, J. L. 2007. Can wheat yield be assessed by early measurements of normalized difference vegetation index? *Annals of Applied Biology*. 150: 253-257.
12. Ocean Optics, US. 2009. Jaz; installation and operation manual. (en línea). Montevideo. 60 p. Consultado 16 nov. 2015. Disponible en <http://www.oceanoptics.com>
13. Schowengerdt, R. A. 2006. Remote sensing; models and methods for image processing. 3rd. ed. Tucson, AZ, Elsevier. 560 p.
14. Tedeschi, L. O. 2005. Assessment of the adequacy of mathematical models. *Agricultural Systems*. 89: 225-247.
15. Torres, V.; Ferrer, E.; San Martín, E. 1994. Utilización de la teledetección para el inventario de áreas con pasturas en Cuba. *Pasturas Tropicales*. 16 (2): 18-22.
16. Wallach, D. 2006. Evaluating crop models. In: Wallach, D.; Makowski, D.; Jones, J. W. eds. *Working with dynamic crop models*. Oxford, UK, Elsevier. pp. 11-51.
17. Yin, X.; McCuler, M. A. 2013. Relationship of corn yield, biomass and leaf nitrogen with normalized difference vegetation index and plant height. *Agronomy Journal*. 105 (4):1005-1016.
18. Yule, I.; Pullanagari, R. s.f. Use of reflectance sensors to optimise nutrient management. Palmerston North, NZ, Massey University. Center for Precision Agriculture. 9 p.
19. Zadoks, J. C.; Chang, T. T.; Konzak, C. F. 1974. A decimal for the growth stage of Cereals. *Weed Research*. 14: 415-421.