



COLEGIO DE POSTGRADUADOS

INSTITUCIÓN DE ENSEÑANZA E INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS AGRÍCOLAS

CAMPUS MONTECILLO

POSTGRADO DE HIDROCIENCIAS

**EVALUACIÓN DEL ESTADO DEL
NITRÓGENO Y ESTIMACIÓN DE BIOMASA
EN EL CULTIVO DE TRIGO, USANDO
SENSORES REMOTOS Y VEHÍCULOS
AÉREOS NO TRIPULADOS (UAV)**

VICTOR MANUEL GORDILLO SALINAS

T E S I S
PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL
PARA OBTENER EL GRADO DE:

DOCTOR EN CIENCIAS

MONTECILLO, TEXCOCO, EDO. DE MÉXICO

2018

CARTA DE CONSENTIMIENTO DE USO DE LOS DERECHOS DE AUTOR Y DE LAS REGALIAS COMERCIALES DE PRODUCTOS DE INVESTIGACION

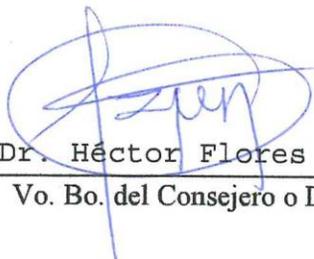
En adición al beneficio ético, moral y académico que he obtenido durante mis estudios en el Colegio de Postgraduados, el que suscribe M.C. Víctor Manuel Gordillo Salinas, Alumno (a) de esta Institución, estoy de acuerdo en ser partícipe de las regalías económicas y/o académicas, de procedencia nacional e internacional, que se deriven del trabajo de investigación que realicé en esta institución, bajo la dirección del Profesor Dr. Héctor flores Magdaleno, por lo que otorgo los derechos de autor de mi tesis Evaluación del estado del Nitrógeno y estimación de biomasa en el cultivo de trigo, usando sensores remotos y vehículos aéreos no tripulados (UAV)

y de los producto de dicha investigación al Colegio de Postgraduados. Las patentes y secretos industriales que se puedan derivar serán registrados a nombre el colegio de Postgraduados y las regalías económicas que se deriven serán distribuidas entre la Institución, El Consejero o Director de Tesis y el que suscribe, de acuerdo a las negociaciones entre las tres partes, por ello me comprometo a no realizar ninguna acción que dañe el proceso de explotación comercial de dichos productos a favor de esta Institución.

Montecillo, Mpio. de Texcoco, Edo. de México, a 9 de marzo de 2018



Firma del
Alumno (a)



Dr. Héctor Flores Magdaleno
Vo. Bo. del Consejero o Director de Tesis

La presente tesis titulada: **Evaluación del estado del Nitrógeno y estimación de biomasa en el cultivo de trigo, usando sensores remotos y vehículos aéreos no tripulados (UAV)**, realizada por el (la) alumno (a): **Victor Manuel Gordillo Salinas**, bajo la dirección del Consejo Particular indicado, ha sido aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

DOCTOR) EN CIENCIAS
HIDROCIENCIAS

CONSEJO PARTICULAR

CONSEJERO (A)

Dr. Héctor Flores Magdaleno

ASESOR (A)

Dr. Carlos A. Ortiz Solorio

ASESOR (A)

Dr. Ramon Arteaga Ramírez

ASESOR (A)

Dra. Antonia Macedo Cruz

ASESOR (A)

Dr. Juan Enrique Rubiños Panta

Montecillo, Texcoco, Estado de México, abril de 2018

EVALUACIÓN DEL ESTADO DEL NITRÓGENO Y ESTIMACIÓN DE BIOMASA EN EL CULTIVO DE TRIGO, USANDO SENSORES REMOTOS Y VEHÍCULOS AEREOS NO TRIPULADOS (UAV).

**VICTOR MANUEL GORDILLO SALINAS, D. en C.
COLEGIO DE POSTGRADUADOS, 2018**

RESUMEN

El nitrógeno (N) es uno de los insumos más usados en los sistemas agrícolas, ya que este elemento es de los principales que controlan el crecimiento de la planta, sin embargo el N antropogénico que se pierde en el aire, el agua y la tierra causan una serie de problemas ambientales y de salud humana, hasta el punto de quiebre en donde la agricultura intensiva empieza a ser insostenible. La carencia del conocimiento para aplicar la cantidad correcta de N, en el lugar correcto y en la etapa fenológica correcta requiere del desarrollo de tecnologías y metodologías que puedan superar estas necesidades.

En el presente estudio se tuvo como objetivo evaluar el estado del nitrógeno y estimar la biomasa aérea del cultivo del trigo, relacionar datos experimentales de Contenido de nitrógeno (CN) y Biomasa aérea con índices de vegetación derivados de la teledetección (GNDVI y BNDVI, respectivamente), para la adquisición de la información espectral se usó un sensor multiespectral que contaba con el canal azul, verde e infrarrojo cercano montado sobre un vehículo aéreo no tripulado (UAV, por sus siglas en inglés), se realizaron 4 campañas de vuelo, las cuales coincidieron con las etapas fenológicas vaina engrosada, espigado, inicio de antesis y fin de antesis del trigo, para conocer el estatus del N se utilizó la curva de dilución crítica del nitrógeno y el índice de nutrición nitrogenada (INN). La relación BNDVI con Biomasa aérea presentó un valor máximo de $R^2=0.7533$, mientras que la relación GNDVI con CN presentó un valor máximo de $R^2=0.8134$. Se concluye que el uso de sensores remotos y vehículos aéreos no tripulados permite evaluar el estado de nitrógeno y la estimación de la biomasa en el cultivo de trigo.

Palabras claves: Índices de vegetación, teledetección, UAV, Curva de dilución crítica del N e Índice nutrición nitrogenada (INN).

ASSESSMENT NITROGEN STATUS AND ESTIMATION BIOMASS IN WHEAT CROP, USING REMOTE SENSING AND UNMANNED AERIAL VEHICLE (UAV).

**VICTOR MANUEL GORDILLO SALINAS, D. en C.
COLEGIO DE POSTGRADUADOS, 2018**

ABSTRACT

Nitrogen (N) is one of the most used inputs in agricultural systems, since this element is one of the main ones that control the growth of the plant, however the anthropogenic N that is lost in air, water and land they cause a series of environmental and human health problems, to the point of breakdown where intensive agriculture begins to be unsustainable. The lack of knowledge to apply the right amount of N, in the right place and in the correct phenological stage requires the development of technologies and methodologies that can overcome these needs.

The objective of the present study was to evaluate the nitrogen status and estimate the aerial biomass of the wheat crop, to relate experimental data of nitrogen content (CN) and aerial biomass with vegetation indices derived from the remote sensing (GNDVI and BNDVI, respectively), for the acquisition of the spectral information a multispectral sensor was used that had the blue, green and near infrared channel mounted on an unmanned aerial vehicle (UAV, for its acronym in English), 4 flight campaigns were carried out, which coincided with the phenological stages thickened pod, spike, start of anthesis and end of anthesis of wheat, to know the status of N, the critical nitrogen dilution curve was used and the nutrition nitrogen index (NNI). The relation BNDVI with Biomass aerea presented a maximum value of $R^2 = 0.7533$, while the relation GNDVI with CN presented a maximum value of $R^2 = 0.8134$. It is concluded that the use of remote sensors and unmanned aerial vehicles allows to evaluate the nitrogen status and the estimation of the biomass in the wheat crop.

Key words: Index Vegetation, remote sensing, UAV, critical N dilution curve, Nutrition Nitrogen Index (NNI).

Dedico esta tesis a:

A dios.

Por la vida, por permitirme estar en este lugar y en este momento junto a la gente que me rodea y que hacen que la existencia tenga sentido. A pesar de estar constantemente en el camino de la investigación científica es innegable la necesidad de la fe en dios, que como individuos nos brinda el valor de la humildad y el de servir.

A mis padres.

Por su guía, por sus consejos, por los valores enseñados, por su amor y por demostrarme que cuando se quieren alcanzar los objetivos, no existe otra manera mas honrosa que la del trabajo constante.

A mi esposa (Alondra) y mis hijos (Santiago y Leonardo).

Porque no encuentro mayor felicidad que la que ustedes me dan, por ser mi motivación, mi orgullo, mi paz, mi bendición y les doy gracias por su amor y apoyo incondicional, me siento afortunado por tener a la mejor mujer y a los mejores hijos que dios me pudo dar, algo bueno tuve que hacer en el algún momento de mi vida para poderlos merecer.

A mis suegros.

Por su cariño tan sincero, por su apoyo, pero sobre todo por amar a lo que más amo en este mundo que son mis hijos y mi esposa.

A mi familia.

Mi hermana Simi, mi hermana Ana, mis cuñados, mis abuelos, mis tíos, mis primos, mis sobrinos, mis amigos y a toda la demás familia, que aunque la distancia y las circunstancias no nos permita estar siempre juntos, estaremos unidos toda la vida.

Victor

AGRADECIMIENTOS

Agradezco al pueblo mexicano que gracias a sus impuestos hace posible que el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) exista y que por medio de él se pueda brindar apoyo económico a las personas interesadas en la formación científica.

Al Colegio de Postgraduados, por el compromiso que tiene con el crecimiento y desarrollo de México, formando mejores personas a través de la enseñanza y la investigación.

Al posgrado de Hidrociencias, por que mediante sus enseñanzas logra formar individuos mejor preparados, otorgándoles herramientas que ayudan a ejercer el conocimiento en pro del bienestar social.

Agradezco a todo mi consejo particular, por la guía en el proceso de realización de la tesis, por sus acertados comentarios y correcciones en beneficio de la mejora de la investigación.

Al personal administrativo del colegio de Postgraduados campus Montecillos, pero muy en especial a la gente de campo, que gracias a su capital humano hacen que los trabajos de investigación puedan llevarse a cabo de una manera más adecuada.

A dios infinitamente agradecido por darme la oportunidad disfrutar a la familia, a los amigos y a todas las personas que me rodean, de corazón gracias a todos.

Victor

CONTENIDO

RESUMEN	iv
ABSTRTRACT	v
AGRADECIMIENTOS	vii
LISTA DE FIGURAS	x
LISTA DE CUADROS	xiv
1. INTRODUCCIÓN	1
2. OBJETIVOS	4
2.1 General	4
2.2 Particular	4
3. HIPÓTESIS	4
4. REVISIÓN DE LITERATURA	5
4.1 Nitrógeno, fotosíntesis y crecimiento de la planta	5
4.1.1 Demanda de N del cultivo: su regulación a nivel de planta y cultivo	6
4.1.2 Dilución y dinámica de absorción de N	7
4.1.2.1 Enfoque empírico	7
4.1.3 Diagnóstico del estado de N en las plantas usando el índice de nutrición nitrogenada (INN)	10
4.2 Agricultura de Precisión y Sensores remotos	13
4.2.1 Propiedades radiativas de las plantas	15
4.2.2 Índices de vegetación.....	16
4.2.3 Vehículos aéreos no tripulados (UAV).....	21
4.2.4 Calibración y Corrección de imágenes de UAV.....	22
4.2.4.1 Calibración geométrica	23
4.2.4.2 Calibración radiométrica.....	27
4.2.4.3 Calibración Vicaria usando objetivos (targets) de reflectancias conocidas. 29	
4.2.5 Clasificación de imágenes derivadas de los sensores remotos.	30
4.2.5.1 Análisis de imágenes orientado a objetos.....	33
5. MATERIALES Y MÉTODOS	36
5.1 Área de estudio	36
5.2 Diseño y establecimiento del cultivo	36
5.3 Plataforma y sensor Aéreo	39
5.3.1 Vehículo aéreo no tripulado (VANT)	39
5.3.2 Sensor multiespectral modificado	40
5.3.3 Índices de vegetación derivados del sensor remoto.....	42

5.3.3.1	Índice de vegetación de diferencias normalizadas azul (BNDVI)	43
5.3.3.2	Índice de vegetación de diferencia normalizadas verde (GNDVI)	44
5.4	Aplicación de las dosis de N	45
5.4.1	Campañas de vuelo.....	46
5.5	Procesamiento de imágenes.....	49
5.5.1	Calibración y corrección de imágenes	50
5.5.2	Clasificación de las imágenes.....	53
5.5.3	Extracción de los valores de los índices de vegetación.....	57
6.	RESULTADOS	60
6.1	Parámetros de calibración de las imágenes	60
6.2	Análisis de datos del experimento.....	62
6.2.1	Comportamiento del Peso seco a través del tiempo.....	62
6.2.2	Comportamiento del Contenido de N a través del tiempo.....	64
6.2.3	Diagnóstico del estado del N del trigo usando el Índice de Nutrición Nitrogenada (INN).....	65
6.3	Datos espectrales derivados del sensor remoto montado en UAV....	69
6.3.1	Comportamiento del BNDVI a través del tiempo.....	69
6.3.2	Comportamiento del GNDVI a través del tiempo	70
6.4	Relación entre la biomasa (peso seco) y el BNDVI.	71
6.4.1	Campaña de vuelo 1	72
6.4.2	Campaña de vuelo 2	73
6.4.3	Campaña de vuelo 3	74
6.4.4	Campaña de vuelo 4	74
6.5	Relación entre el Contenido de Nitrógeno (%) y el GNDVI	75
6.5.1	Campaña de vuelo 1	75
6.5.2	Campaña de vuelo 2	76
6.5.3	Campaña de vuelo 3	77
6.5.4	Campaña de vuelo 4	78
7.	RECOMENDACIONES	80
8.	CONCLUSIONES.....	81
9.	LITERATURA CITADA	83

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Determinación de la curva de dilución crítica a partir de datos obtenidos con diferentes experimentos de tasa de fertilización con N en maíz. (Fuente: Plénet y Lemaire, 1999)	8
Figura 2. Coeficientes a_c y b de la curva de dilución crítica para diferentes especies de cultivos (Fuente: Victor Sadras, 2009).....	9
Figura 3. Curva de dilución crítica del N y el cálculo del índice de nutrición del nitrógeno (NNI). Fuente: Victor sadras, 2009.	11
Figura 4. Espectros de absorción de la luz y de la acción de la fotosíntesis, en hojas saludables y con concentraciones óptimas de nitrógeno de cultivos como el arroz, el trigo, el maíz y el algodón (Adaptado de Gates 1980 y McCree, 1981).....	15
Figura 5. Patrón de reflexión de la luz visible de una hoja verde y saludable, con concentraciones foliares adecuadas de nitrógeno ($\sim 1-2\%$) y otros elementos (adaptado de Gates 1980 y McCree 1981).....	16
Figura 6. Geometría de perspectiva central para una imagen rectangular. (X_0, Y_0, Z_0) es el centro de perspectiva, (ω, ϕ, κ) son rotaciones de imagen, (x_0, y_0) es el punto principal, c es la distancia principal, P es el punto del objeto, y P' es el punto de la imagen. Los vectores p 'yq' son colineales (Fuente: Honkavaara, 2008)	24
Figura 7. Campo de prueba permanente de de Sjököulla, Finlandia junto con algunos objetivos portátiles suplementarios es un campo de prueba fotogramétrico prototipo (Fuente: Honkavaara <i>et al.</i> , 2008).....	27
Figura 8. Ejemplo del efecto "sal y pimienta" comúnmente en las clasificaciones basadas en píxeles de imágenes de gran resolución espacial: a) una clasificación no supervisada de cobertura de suelo de un área suburbana en California; b) la misma área clasificada con un clasificador orientado a objetos. (Kelly Kersten, 2011).....	34
Figura 9. Localización del sitio del experimento.....	36

Figura 10. Área de establecimiento del trabajo de investigación (área a volar). La figura a) muestra un panorama general de las unidades experimentales y b) representa una sola unidad experimental y se observa el tipo de sistema de riego (goteo).	37
Figura 11. Arreglo del diseño experimental.	38
Figura 12. Representación grafica del diseño experimental montada en una imagen de alta resolución de UAV.	38
Figura 13. Plataforma aérea Multicoptero 3DR X8+ (UAV). Fuente: Department of geography and Enviroment.....	39
Figura 14. Representación grafica del traslape frontal. (Fuente: McGrawHill, 2014).....	41
Figura 15. Representación grafica del traslape lateral (Fuente: McGraw Hill, 2014).	42
Figura 16. Relación de los canales del sensor usados para estimar el BNDVI. Fuente: https://event38.com	43
Figura 17. Relación de los canales del sensor usados para estimar el GNDVI.	44
Figura 18. Aplicación de las distintas dosis de nitrógeno sobre las 28 unidades experimentales.	45
Figura 19. Plan de vuelo realizado con el software Mission Planner.	46
Figura 20. Arreglo del traslape frontal y lateral entre imágenes.....	47
Figura 21. Colocación de puntos de control en tierra medidos con equipo GPS RTK.....	47
Figura 22. Muestreo destructivo del cultivo.	48
Figura 23. Secado de muestras en horno a temperatura constante.	49
Figura 24. Objetivos de calibración MAPIR. Fuente: www.mapir.camera.com	50
Figura 25. Curva de reflectancia de los objetivos medidos en laboratorio. Fuente: www.mapir.camera.com	51
Figura 26. Fotografía de los paneles capturada por el sensor.	52
Figura 27. Extracción del ND de los objetivos (targets) de reflectancia.	53
Figura 28. Escena del área del trabajo de investigación.	54
Figura 29. Segmentación de la imagen.	55
Figura 30. Zonas de entrenamientos para cada clase creada.....	56
Figura 31. Clasificación de la imagen usando el método de vecino más cercano.....	57

Figura 32. Herramienta de algebra de mapas del software eCognition.....	57
Figura 33. Area de interés de cada unidad experimental.....	58
Figura 34. Extracion del valor promedio del GNDVI de cada unidad experimental.	58
Figura 35. Relación lineal entre el número digital (ND) y la reflectancia de los objetivos en sus tres niveles de luz reflejada en el canal azul del sensor.....	61
Figura 36. Relación lineal entre el número digital (ND) y la reflectancia de los objetivos en sus tres niveles de luz reflejada en el canal verde del sensor	61
Figura 37. Relación lineal entre el número digital (ND) y la reflectancia de los objetivos en sus tres niveles de luz reflejada en el canal Infrarrojo cercano del sensor.	62
Figura 38. Comportamiento del peso seco a través de las 4 campañas de vuelo.....	63
Figura 39. Comportamiento del contenido de nitrógeno a través de las 4 campañas de vuelo.....	65
Figura 40. Estado del N en la planta usando la curva de dilución del N propuesta por Lemaire y Salette (1984 a, b)	67
Figura 41. Estado del N en la planta usando la curva de dilución del N propuesta por Justes <i>et al.</i> (1994).....	68
Figura 42. Comportamiento del BDNVI a través de las 4 campañas de vuelo.	70
Figura 43. Comportamiento del GDNVI a través de las 4 campañas de vuelo	71
Figura 44. Regresión lineal entre el BNDVI y el peso seco en la campaña de vuelo 1...72	
Figura 45. Regresión lineal entre el BNDVI y el Peso seco en la campaña de vuelo 2...73	
Figura 46. Regresión lineal entre el BNDVI y el Peso seco en la campaña de vuelo 3...74	
Figura 47. Regresión lineal entre el BNDVI y el peso seco en la campaña de vuelo 4...75	
Figura 48. Regresión lineal entre el GNDVI y el contenido de nitrógeno en la campaña de vuelo 1.....	76
Figura 49. Regresión lineal entre el GNDVI y el contenido de nitrógeno durante la campaña de vuelo 2.....	77
Figura 50. Regresión lineal entre GNDVI y el contenido de nitrógeno en la campaña de vuelo 3.....	78

Figura 51. Regresión lineal entre el GNDVI y el contenido de nitrógeno (CN) durante la campaña de vuelo 479

LISTA DE CUADROS

Cuadro 1. Especificaciones técnicas de la plataforma de vuelo. Fuente: Manual de operación del UAV.	39
Cuadro 2. Especificaciones espectrales del sensor. Fuente: Haghightalab <i>et al.</i> (2016).....	40
Cuadro 3. Resumen de las dosis de nitrógeno aplicado para cada tratamiento (Tx) en las diferentes etapas de crecimiento (Zadoks)	45
Cuadro 4. Resumen de las misiones de vuelo realizadas a diferentes etapas de crecimiento (nomenclatura Zadoks). El cuadro comprende la fecha de la misión, el número de imágenes (n) capturadas con el sensor, altura de vuelo (A), puntos de control en tierra (gcp), resolución espacial y la hora de vuelo.	46
Cuadro 5. Datos de números digitales (ND) y reflectancia en la longitud de onda 710 nm.....	52
Cuadro 6. Coeficientes de calibración del modelo ajustado entre los ND de la imagen realizada a los objetivos y su reflectancia medida de laboratorio.	60
Cuadro 7. valores de peso seco expresada en t/ha (W), Porcentaje real de nitrógeno (%Na), porcentaje crítico de nitrógeno estimado con coeficientes de Lemaire y Salette (%Nc) y el índice de nutrición nitrogenada (INN).	66
Cuadro 8. Valores de peso seco expresada en t/ha (W), Porcentaje real de nitrógeno (%Na), porcentaje crítico de nitrógeno estimado con coeficientes de Justes <i>et al.</i> (%Nc) y el índice de nutrición nitrogenada (INN).	68

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad ha aumentado la preocupación por la sobreexplotación y mal manejo de los recursos naturales pero además de que es inherente la necesidad de producir alimentos, esto ha coadyuvado a plantear nuevas estrategias de producción, pero desde un enfoque comúnmente denominado "Desarrollo sustentable o sostenible".

La gran tarea y el gran reto en los años venideros, es el de "aumentar la producción de alimentos disminuyendo la huella ecológica".

Mejorar la sustentabilidad de la producción agrícola intensiva, incrementando la eficiencia nutricional, es uno de los mayores desafíos para asegurar la producción de alimentos durante este siglo (Tilman et. al., 2002).

Dentro de todo el contexto de la producción agrícola intensiva, la aplicación de fertilizantes químicos de manera irracional y excesiva ha sido uno de los actores principales en la contaminación de los distintos ecosistemas, de manera más específica el "nitrógeno", uno de los macronutrientes de las plantas, es el que ha propiciado una mayor incidencia negativa, provocando problemas como la eutrofización, la lluvia ácida, la contaminación del agua potable y las emisiones de óxidos nitrosos (Matson *et al.*, 1997; Spiertz, 2010; Cameron *et al.*, 2013; OECD, 1982 y WHO 1984).

Los agricultores y administradores agropecuarios están interesados en la medición y evaluación del estado nutricional de los cultivos en las fechas críticas específicas: en primer lugar, en las etapas de crecimiento tempranas a fin de suministrar adecuadas cantidades de fertilizantes para un crecimiento normal de la cosecha, y

la segunda, durante la etapa de un desarrollo avanzado para el monitoreo de la salud y la predicción de rendimiento.

Es una realidad de la obligación que se tiene de crear nuevos paradigmas donde el desarrollo de metodologías y tecnologías ayuden a paliar los efectos negativos de la agricultura intensiva.

Varios esfuerzos han contribuido en la búsqueda de soluciones a la problemática, un ejemplo de ellos son: Lemaire y Gastal (1997) quienes propusieron un índice de nutrición de nitrógeno (NNI) para cuantificar la intensidad de la deficiencia de N y el consumo por encima del óptimo recomendado de un cultivo determinado.

A pesar de su alto valor informativo como herramienta de diagnóstico para el estado del N del cultivo, el NNI es difícil de usar en condiciones de campo y sigue siendo una investigación que una herramienta de gestión agrícola. La determinación de NNI consume mucho tiempo debido a la necesidad de determinar tanto la masa de cultivo real como la concentración de N de la planta. Por lo tanto, es necesario desarrollar métodos no invasivos y rentables para una determinación rápida del estado N de la planta y utilizar la NNI como referencia para la calibración.

En este contexto, la teledetección puede desempeñar un papel importante en el suministro de información en un tiempo específico y también en un tiempo crítico para la agricultura de precisión, debido a sus capacidades en la medición de indicadores/parámetros biofísicos y detección de su variabilidad espacial.

En los últimos años, los sensores remotos con UAV o sistemas aéreos no tripulados (UAS) se hicieron populares en el dominio de la agricultura de precisión. Los avances en sensores multispectrales e hiperspectrales (que abarca el espectro electromagnético) y sensores térmicos a bordo de UAV permiten la captura de

información espectral de los cultivos con alta resolución espacial, espectral y temporal.

En el presente estudio se estimó la biomasa aérea y el contenido de N de un cultivo de trigo, mediante datos de sensores remotos colectados con una cámara multispectral Canon Power Shot S100 modificada para obtener las bandas del Infrarrojo cercano (NIR), Azul (B) y Verde (G) y un UAV Multirrotor X8+ de 3DRobotics, la información obtenida sirvió para estimar el Índice de Vegetación de Diferencias Normalizadas "azul" (BNDVI) y el índice de vegetación de diferencias normalizadas "verde" (GNDVI), dichos índices fueron correlacionados con datos verdaderos obtenidos de un experimento realizado en el cultivo de trigo (Biomasa y Contenido de N) analizados en el laboratorio (método destructivo), para conocer la capacidad del sistema en la estimación de estos parámetros.

2. OBJETIVOS

2.1 General

- Evaluar el estado del nitrógeno y estimar la biomasa aérea en el cultivo del trigo.

2.2 Particular

- Determinar la relación entre el contenido de nitrógeno en la biomasa del trigo con un índice de vegetación espectral obtenido a partir de un UAV.
- Definir la relación entre la cantidad de biomasa aérea con un índice de vegetación espectral obtenido mediante UAV.

3. HIPÓTESIS

El uso de sensores remotos y vehículos aéreos no tripulados permite evaluar el estado de nitrógeno y la estimación de la biomasa en el cultivo de trigo.

4. REVISIÓN DE LITERATURA

4.1 Nitrógeno, fotosíntesis y crecimiento de la planta

El Nitrógeno es el elemento clave en la nutrición de las plantas por lo cual este es el limitante tanto en su crecimiento como en su rendimiento en muchos agroecosistemas, ya sean cultivos de secano o con sistemas irrigados. La fotosíntesis del cultivo está estrechamente asociado con la captura de la luz por el dosel y el contenido de N en la hoja, dependiendo fuertemente de la disponibilidad del Nitrógeno (Lemaire *et al.* 2007; Hikosaka 2004). El Contenido de nitrógeno en la hoja es fuertemente asociada a la tasa de fotosíntesis (Cabrera-Bosquet 2007; Dreccer *et al.* 2000; Sinclair y Horie 1989)

Una cobertura total temprana y un retraso de la senescencia del dosel aumentarán la cantidad de luz interceptada, mientras que un índice de área foliar muy alta (LAI) incrementa el sombreado mutuo y por lo tanto, disminuye la eficiencia en el uso de la luz (Russell *et al.*, 1989).

En cultivos reproductivos, tales como cereales y legumbres, la duración de la fotosíntesis del dosel, es también determinada por el balance funcional entre la potencia de la demanda y la capacidad de la fuente (Yin y Van Laar; 2005; Sinclair y De Wit 1975) y por la habilidad de las raíces para capturar N en el final de la estación de crecimiento (Kichey *et al*/2007; Spiertz y De vos 1983).

La cantidad de nitrógeno en parte de la cosecha del cultivo es determinada por la potencia de la demanda de los órganos de almacenamiento y es expresada como un índice de cosecha del nitrógeno. Este valor suele ser alta en cereales y tubérculos, por ejemplo: 0.60-0.80 para el trigo (López-Bellido *et al*, 2008; Spiertz y Ellen, 1978) y 0.70-0.80 para la papa (Biernond y Vos, 1992).

En general, la materia seca y la partición de nitrógeno en trigo difieren entre cultivares antiguos y modernos; Sin embargo, ambos parámetros no están siempre asociados genéticamente (Van Ginkel *et al.*, 2001). Martre *et al.* (2007) encontraron que las variaciones en el clima y los tratamientos de N también afectaron el índice de cosecha de nitrógeno de trigo. La mejora adicional requerirá una buena comprensión de interacciones genotipo × ambiente.

4.1.1 Demanda de N del cultivo: su regulación a nivel de planta y cultivo

Un marco general basado tanto en las relaciones empíricas como en la teoría permite la regulación de la absorción de N en la planta con relación al potencial de crecimiento de la planta y el suministro de N en el suelo. A partir de este marco general, se obtiene una herramienta de diagnóstico del estado N de la planta y del cultivo para cuantificar la intensidad y el momento de la deficiencia de N durante el ciclo de desarrollo del cultivo.

La demanda de cultivo de N en cualquier momento del ciclo de cultivo puede definirse como el resultado de la máxima masa de cultivo y la concentración crítica de N en la planta. La concentración crítica de N en la planta se define como la concentración mínima de N en la planta correspondiente a la masa máxima del cultivo (Greenwood *et al.*, 1990).

Por lo tanto, la demanda de N del cultivo corresponde a una absorción crítica de N que es la absorción mínima de N del cultivo necesaria para alcanzar la máxima masa de cultivo. Este concepto de N crítico se puede aplicar en términos dinámicos, de modo que la demanda diaria de N del cultivo (o tasa crítica de absorción de N) es la cantidad de N requerida cada día para que el cultivo mantenga su tasa de crecimiento potencial durante un período de tiempo determinado.

Este enfoque dinámico de la demanda de N del cultivo se ha utilizado ampliamente en cultivos forrajeros perennes como la alfalfa y las gramíneas (Lemaire y Salette,

1984a, b; Lemaire *et al.*, 1985) y ampliado a cultivos anuales como el trigo (Justes *et al.*, 1994), maíz (Plénet y Lemaire, 1999) y canola (Colnenne *et al.*, 1998). Todos estos estudios arrojan resultados convergentes que se han reunido dentro de una teoría coherente (Greenwood *et al.*, 1990; Lemaire y Gastal, 1997; Gastal y Lemaire, 2002).

4.1.2 Dilución y dinámica de absorción de N

El proceso de dilución de N dentro del cultivo en crecimiento se ha abordado inicialmente empíricamente trazando la concentración de N de la planta o del cultivo con la planta o la masa del cultivo. Además, se presenta un marco teórico para proporcionar evidencia ecofisiológica que respalde tales relaciones empíricas.

4.1.2.1 Enfoque empírico

La concentración real de N de la planta en un cultivo disminuye incluso bajo un suministro de N favorable a medida que aumenta la masa del cultivo (Greenwood *et al.*, 1986). Esta disminución puede describirse empíricamente mediante una función de potencia negativa (Lemaire y Salette, 1984a, b) que relaciona la concentración de N de la planta (% N) con la masa del cultivo (W en $t\ ha^{-1}$) durante el período de crecimiento vegetativo (antes de la antesis):

$$\%N = aW^{-b}$$

El coeficiente "a" representa la concentración de N de la planta para $W = 1\ t\ ha^{-1}$. Su valor depende del nivel de suministro de N en estado estacionario y también debería verse afectado por las especies consideradas. El coeficiente "b" es adimensional y representa la relación entre la disminución relativa del % N de la planta y la tasa relativa de crecimiento del cultivo.

Cuando el suministro de N se mantiene en el mínimo necesario para alcanzar la tasa máxima de crecimiento del cultivo durante todo su período de crecimiento, entonces es posible definir la curva de dilución de N crítica:

$$\%N_c = a_c W^{-b}$$

Donde a_c es % crítico de N en la planta para una masa de cultivo de 1 t ha^{-1} .

En la Figura 1 se representa un ejemplo de la determinación de la curva de dilución crítica para un cultivo de maíz. De la misma manera, es posible definir la evolución de la absorción crítica de N en el cultivo:

$$N = a'c W^{1-b}$$

Donde $a'c$ es la absorción crítica de N del cultivo para una masa de cultivo de 1 t ha^{-1} .

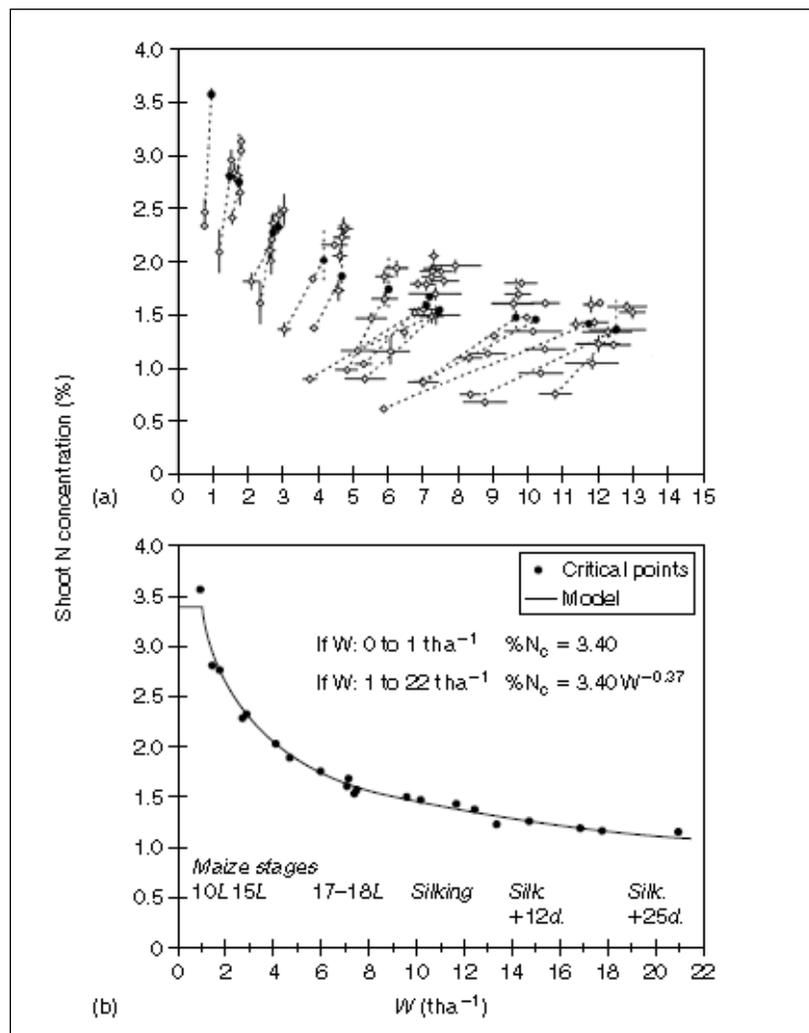


Figura 1. Determinación de la curva de dilución crítica a partir de datos obtenidos con diferentes experimentos de tasa de fertilización con N en maíz. (Fuente: Plénet y Lemaire, 1999)

Los valores de los coeficientes a_c o a'_c y b se han establecido para las principales especies cultivadas de acuerdo con el método desarrollado por Justes *et al.* (1994) (Figura 2).

Crop Species	a_c (kg Nha ⁻¹)	b (Dimensionless)	References
Temperate grasses (C3)	4.8	0.32	Lemaire and Salette (1984a, b)
Lucerne (C3)	4.8	0.33	Lemaire et al. (1985)
Pea (C3)	5.1	0.32	Ney et al. (1997)
Wheat (C3)	5.3	0.44	Justes et al. (1994)
Canola (C3)	4.5	0.25	Colnenne et al. (1998)
Rice (C3)	5.2	0.52	Sheehy et al. (1998)
Tomato (C3)	4.5	0.33	Tei et al. (2002)
Maize (C4)	3.4	0.37	Plénet and Lemaire (1999)
Sorghum (C4)	3.9	0.39	Plénet and Cruz (1997)
Tropical grasses (C4)	3.6	0.34	Duru et al. (1997)

Figura 2. Coeficientes a_c y b de la curva de dilución crítica para diferentes especies de cultivos (Fuente: Victor Sadras, 2009).

Para una especie dada, los coeficientes a_c (o a'_c) y b permanecen constantes en una amplia gama de condiciones climáticas. No aparecen diferencias claras entre las especies C3 y C4 ni entre monocotiledóneas y dicotiledóneas

El coeficiente a_c es menor en C4 que en las especies C3, en correspondencia con la diferencia en el contenido de N en la hoja de acuerdo con la diferencia en la vía fotosintética (Brown, 1978). Dentro de cada uno de los grupos metabólicos es difícil observar diferencias claras entre las especies, como lo señalan Greenwood *et al.* (1990).

En conclusión, para una especie dada en cualquier momento de su período de crecimiento vegetativo:

- (i) la dinámica de la acumulación de materia seca del cultivo determina tanto el % crítico de N de la planta como la absorción crítica de N;
- (ii) la tasa de crecimiento del cultivo determina la demanda de N del cultivo;

- (iii) la relación entre la absorción crítica de N del cultivo (la demanda de N del cultivo) y la tasa de crecimiento del cultivo es bastante independiente de las variables externas, como el suelo y el clima;
- (iv) esta relación es ligeramente variable entre especies del mismo grupo metabólico, pero refleja la diferencia metabólica entre C3 y C4.

4.1.3 Diagnóstico del estado de N en las plantas usando el índice de nutrición nitrogenada (INN)

La principal consecuencia de la teoría desarrollada es que ni la concentración de N de la planta ni la absorción de N del cultivo per se pueden indicar inequívocamente el estado nutricional de N del cultivo.

La concentración de N de la planta como la absorción de N del cultivo debe interpretarse en relación con la masa del cultivo. La curva de dilución de N crítica según lo determinado para cada especie de cultivo (Figura 3) permite la separación del estado real de N de los cultivos en dos situaciones como se ilustra en la Figura 3: por encima de la curva crítica de N, los cultivos están en un consumo superior de N al recomendado para alcanzar la máxima biomasa y por debajo de la curva crítica, los cultivos tienen un suministro deficiente de N.

Es necesario medir simultáneamente la concentración de N de la planta y la masa del cultivo en cualquier momento del período de crecimiento vegetativo del cultivo. Lemaire y Gastal (1997) propusieron un índice de nutrición de nitrógeno (NNI) para cuantificar la intensidad de la deficiencia de N y el consumo superior al recomendado de un cultivo determinado. NNI se calcula como la relación entre la concentración real de N en la planta del cultivo (% N_a) y la concentración crítica de N en la planta (% N_c) correspondiente a la masa real del cultivo (W_a):

$$NNI = \frac{\%N_a}{\%N_c}$$

Cuando NNI está cerca de 1, el estado de N de la planta se considera casi óptimo. Las desviaciones de 1 indican deficiencia ($NNI < 1$; intensidad de deficiencia = $1 - NNI$) o exceso de nitrógeno ($NNI > 1$; intensidad de exceso = $NNI - 1$).

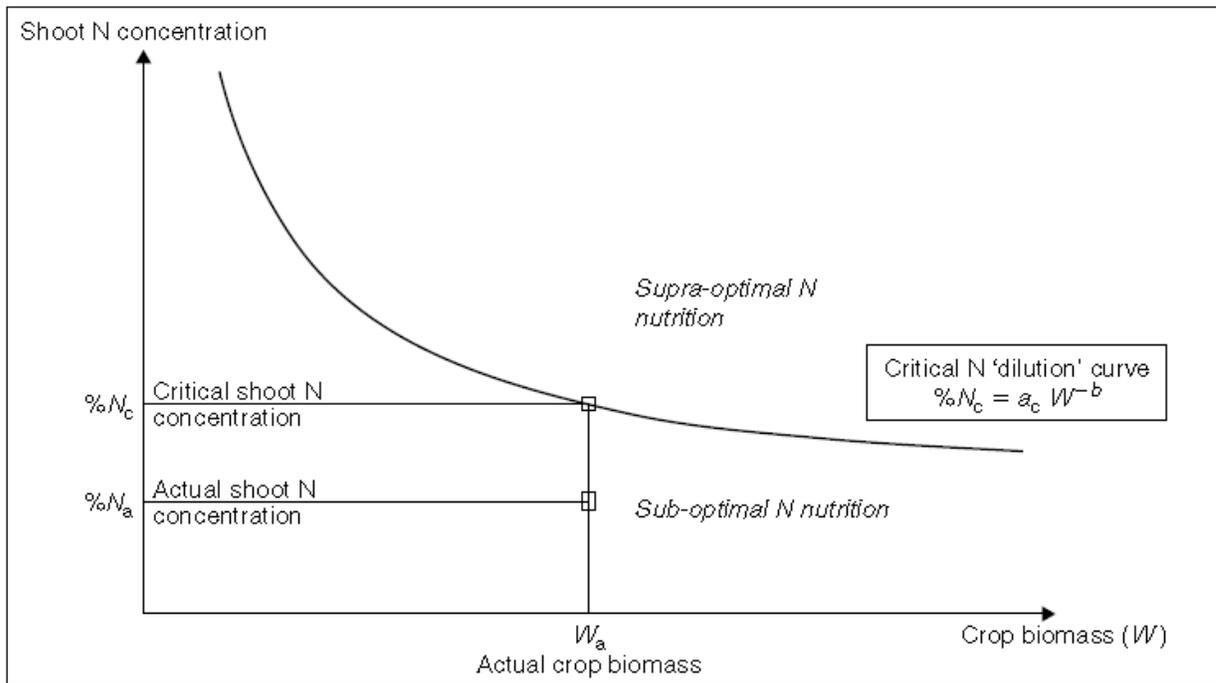


Figura 3. Curva de dilución crítica del N y el cálculo del índice de nutrición del nitrógeno (NNI). Fuente: Victor Sadras, 2009.

El NNI más simple permite la interpretación de la respuesta de los cultivos a la nutrición de N en experimentos agronómicos. Lemaire y Meynard (1997) demostraron que la misma tasa de aplicación de N podría llevar a un estado de N muy diferente, dependiendo del potencial de crecimiento de la planta, la tasa de mineralización del N del suelo y la disponibilidad total de N en el suelo (suelo seco, por ejemplo).

Por lo tanto, la determinación del estado de N de la planta en las etapas objetivo del período de crecimiento del cultivo es un requisito previo para estudiar la respuesta del cultivo a la deficiencia de N. NNI calcula el estado instantáneo de N del cultivo cuando se determinó el $\% N_a$ de la planta y la masa real de cultivo (W_a). Pero bajo

el cambio de suministro de N en el campo, es necesario determinar NNI varias veces durante el período de crecimiento del cultivo.

Jeuffroy y Bouchard (1999) utilizaron NNI para caracterizar la deficiencia de N de los cultivos de trigo en términos de intensidad, duración y tiempo. Mostraron que una NNI tan integrada explicaba el 96% de la variación en el número de granos de trigo dentro de un gran conjunto de datos experimentales, mientras que una sola NNI observada en antesis explicaba solo el 92% de esta variación (Justes *et al.*, 1997).

La diferencia en el porcentaje de varianza explicada fue significativa pero pequeña, lo que indica que en estas condiciones templadas los cambios temporales en el suministro de N del suelo fueron relativamente suaves. La determinación de NNI en antesis es demasiado tarde para el manejo del fertilizante con N con el objetivo de mejorar el rendimiento. La posibilidad de predecir la evolución del NNI del cultivo mediante el uso de modelos de cultivos dinámicos combinados con mediciones de cultivos in situ parece una solución muy prometedora (Naud *et al.*, 2008).

A pesar de su alto valor informativo como herramienta de diagnóstico para el estado de N del cultivo, el NNI es difícil de usar en condiciones de campo y sigue siendo una investigación más que una herramienta de gestión agrícola. La determinación de NNI consume mucho tiempo debido a la necesidad de determinar tanto la masa de cultivo real como la concentración de N de la planta. Por lo tanto, es necesario desarrollar métodos no invasivos y rentables para una determinación rápida del estado de N de la planta y utilizar la NNI como referencia para la calibración.

La explicación de la dilución del N con respecto al crecimiento de la planta en dosel denso muestra que la disminución en la concentración de N en la planta es el resultado de dos procesos: (i) la disminución de la relación de área foliar de la planta a medida que aumenta la masa del cultivo y (ii) la distribución preferencial de N a la capa superior bien iluminada de las hojas a medida que se desarrolla el dosel.

Por lo tanto, Lemaire *et al.* (1997) sugirieron que mientras que la concentración de N en la planta disminuye con la acumulación de masa de cultivo, el contenido de N por unidad de área foliar dentro de la capa superior de hojas era más estable y se correlacionaba bien con la NNI. Esta suposición fue verificada por Farrugia *et al.* (2004) para pastizales, lo que indica el valor diagnóstico del contenido de N en las hojas en la capa superior del dosel.

La medición de la clorofila es un método práctico y comúnmente utilizado para la estimación de la concentración superior de N en la hoja (Piekelek y Fox, 1992; Feibo *et al.*, 1998; Reeves *et al.*, 1993; Matsunaka *et al.*, 1997, entre muchos otros).

Peng *et al.* (1996) mostraron que las mediciones de clorofila estaban bien correlacionadas con las estimaciones de los gráficos de color de las hojas. Caviglia y Sadras (2001) mostraron que las mediciones de NNI y clorofila proporcionaron mediciones consistentes de la deficiencia de nitrógeno del cultivo en el trigo. Pero todos estos métodos dieron una gran variación de calibración según los genotipos utilizados y las condiciones ambientales.

Se están desarrollando métodos prometedores para evaluar el estado del nitrógeno del cultivo con la ayuda de herramientas de teledetección (por ejemplo, Houllès *et al.*, 2007; Babar *et al.*, 2006).

4.2 Agricultura de Precisión y Sensores remotos

La agricultura de precisión es un sistema de producción que promueve prácticas de gestión variables dentro de un campo de acuerdo con las condiciones del sitio. Este sistema se basa en nuevas herramientas y fuentes de información provistas por las tecnologías modernas. Estos incluyen el sistema de posicionamiento global (GPS), los sistemas de información geográfica (SIG), los dispositivos de control de rendimiento, los sensores de suelo, plantas y plagas, los sensores remotos y las tecnologías de tasa variable para los aplicadores de insumos (Santhosh K. S. *et al.*, 2003).

El uso beneficioso de las imágenes espaciales en la agricultura para el manejo de cultivos se conoce ya en 1929, cuando se utilizó la fotografía aérea para mapear los recursos del suelo. La detección remota para evaluar el estado del cultivo se basa en la relación entre la reflectancia multispectral, la temperatura del dosel del cultivo, la fotosíntesis y la evapotranspiración.

Bauer (1985) fue pionero en la técnica de combinación de datos espectrales con datos meteorológicos, suelos y otros parámetros de cultivo para modelar el crecimiento y rendimiento del cultivo.

Jackson (1984) sugirió los cuatro requisitos principales para los sistemas de teledetección para la gestión de granjas: cobertura frecuente, entrega rápida de datos, resolución espacial de 5-25 m, e integración con datos meteorológicos y agronómicos en sistemas expertos.

Hatfield y Pinter (1993) describieron la percepción remota del estrés de los cultivos provocada por las malas hierbas, las enfermedades, los insectos, el agua, las heladas y la temperatura del suelo.

Moran, Inoue y Barnes (1997) revisaron los potenciales y las limitaciones de los datos de teledetección para el manejo de cultivos de precisión. Con base en los sistemas de administración de cultivos de precisión, identificaron ocho áreas donde las imágenes detectadas remotamente podrían proporcionar información faltante. Estos se relacionan con la gestión de zonas, la predicción del rendimiento de los cultivos, la cartografía del tipo de suelo, las variaciones estacionales, la producción de modelos digitales de elevación, las imágenes aéreas para el control de daños, etc.,(Santhosh K. S. *et al*, 2003).

4.2.1 Propiedades radiativas de las plantas

Las propiedades radiativas de una superficie vegetal determinan su capacidad para absorber, reflejar y transmitir la luz (Sellers 1985, Monteith *et al.*, 2008). Los doseles verdes con concentraciones apropiadas de nitrógeno ($\sim 1-2\%$) y clorofila, absorben la luz fotosintéticamente activa (RFA, roja y azul) y reflejan la luz verde e infrarroja, delineando un patrón característico (Gates, 1980, Figuras 4 y 5).

Este patrón es alterado por diferentes factores ambientales como las deficiencias nutricionales, la sequía, las temperaturas extremas, y la luz (Knapp *et al.*, 1998).

En contraste con la absorción y utilización del RFA (400-700 nm), las hojas evolucionaron para dispersar (reflejar y transmitir) la radiación solar infrarroja (> 700 nm), porque su nivel energético por fotón no es termodinámicamente suficiente para impulsar la síntesis de moléculas orgánicas. Por lo tanto, las plantas aparecen relativamente oscuras en el rango de la RFA y brillantes en el infrarrojo (Figura 4).

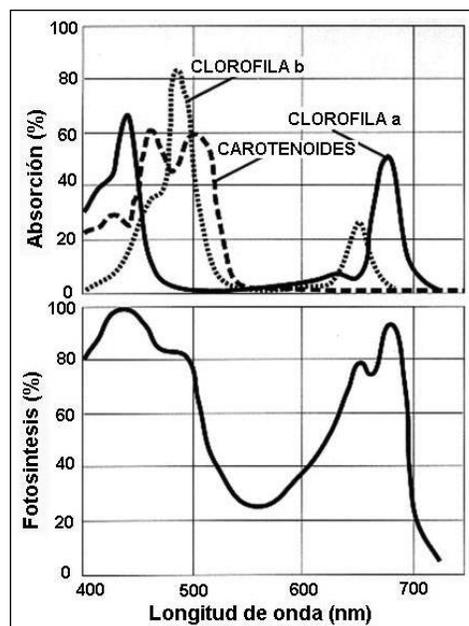


Figura 4. Espectros de absorción de la luz y de la acción de la fotosíntesis, en hojas saludables y con concentraciones óptimas de nitrógeno de cultivos como el arroz, el trigo, el maíz y el algodón (Adaptado de Gates 1980 y McCree, 1981).

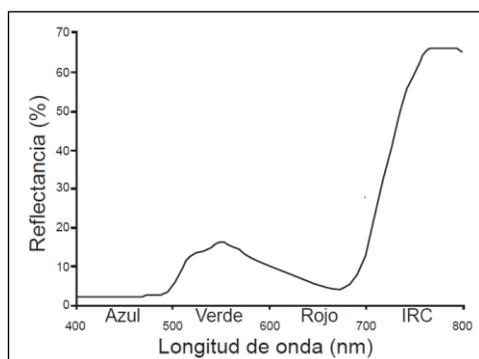


Figura 5. Patrón de reflexión de la luz visible de una hoja verde y saludable, con concentraciones foliares adecuadas de nitrógeno (~1-2%) y otros elementos (adaptado de Gates 1980 y McCree 1981).

4.2.2 Índices de vegetación

Los sensores remotos espectrales se utilizan ampliamente en la gestión del uso de la tierra, la agricultura y el manejo del cultivo. Con el tiempo, el satélite, los aviones, los sistemas basados en tierra y últimamente los vehículos aéreos no tripulados (UAV) se han introducido para satisfacer diferentes necesidades espaciales y temporales.

Los sistemas de sensores miden la cantidad de luz reflejada por el cultivo mediante la conversión de la señal de luz en una salida eléctrica. La luz puede ser medida en el rango del visible (VIS, aprox. 400-700 nm) e infrarrojo cercano (NIR, app. 700-2500 nm). Las características de reflectancia de las plantas son definidas por absorbancia, transmitancia o reflectancia de la luz.

La capacidad de los sensores para poder producir índices de vegetación y su uso en el manejo de cultivos ha sido comparada. Las salidas de los sensores desde varios dispositivos han sido bien interrelacionados (Tremblay *et al.*, 2009; Sudduth *et al.*, 2010) o varios índices desde un solo dispositivo ha sido relacionado a diversos parámetros cuantitativos del cultivo (Trotter *et al.*, 2008; Mistele y Schmidhalter, 2010b; Strenner y Maidl, 2010).

La relación sencilla (SR) y el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), ambos calculados a partir de mediciones de la luz reflejada por las bandas rojas y NIR, han sido utilizados como medida indirecta de la biomasa y el rendimiento del cultivo, incluyendo la de trigo (Raun *et al.*, 2001; Pinter *et al.*, 2003; Prasad *et al.*, 2007).

El índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) es uno de los índices de vegetación más extensamente aplicados relacionados con IAF, pero fue criticado por las siguientes razones: 1) Diferencias entre el NDVI 'verdadero', como se mediría en la superficie, y realmente determinados desde el espacio son sensibles a la atenuación de la atmósfera y de los aerosoles. 2) La sensibilidad de NDVI a LAI se vuelve cada vez más débil con el aumento de LAI más allá de un umbral, que suele ser entre 2 y 3. Y 3) Las variaciones en el brillo del suelo pueden producir grandes variaciones en NDVI de una imagen a la siguiente (Carlson, T. N. y Ripley, D. A., 1997).

Aparicio *et al.*, (2000); Mistele *et al.*, (2004) y Heege *et al.*, (2008) demostraron que el NDVI y los índices relacionados tienden a saturarse cuando se supera un índice de área foliar (IAF) de 2-3.

Sin embargo, algunos índices se concentran en el rango del visible del espectro de reflectancia. Debido a que estos están primordialmente influenciados por la capacidad de absorbanza de la clorofila, los índices basados en el VIS, se presumen para identificar la vegetación verde sobre el suelo, la biomasa y la capacidad fotosintética (Peñuelas *et al.*, 1995; Gamon *et al.*, 1997; Aparicio *et al.*, 2000).

Wang *et al.* (2007), analizaron la relación existente entre el índice de área foliar (IAF), como parámetro estructural fundamental en la descripción del estado de la cubierta vegetal del cultivo de arroz, y 7 índices de vegetación que utilizan las bandas

del espectro del visible (NDVI, blue NDVI, green NDVI, green+blue NDVI, green+red NDVI, red+blue NDVI y Green+red+blue NDVI) medidos con un radiómetro, concluyendo que el IAF y los NDVI's con las distintas bandas en el visible (VNDVI) ajustan muy bien, presentando valores de coeficiente de determinación R^2 mayores de 0.85, de igual manera demostraron la alta correlación existen entre los 7 índices estudiados, donde se encontraron valores de correlación de 0.981 entre BNDVI y GNDVI y de 0.987 entre BNDVI y NDVI.

De la Casa *et al.* (2017), determino la cobertura del cultivo (CC) de un cultivo de maíz (*Zea mays* L.), al sur de la ciudad de Córdoba, Argentina, a partir de fotografías adquiridas con una cámara Canon Powershot SD780 IS, modificada para producir imágenes de NDVI en resolución VGA (640x480 píxeles). El modelo de cámara registra el canal azul (a) y el canal verde (v) de la luz visible, mientras que el rojo corresponde al NIR. De esta forma, en vez de calcular el NDVI normal donde se usa la banda roja, se calculó el azul NDVI (BNDVI, por sus siglas en inglés) sustituyendo la banda roja por la azul, para comprobar la consistencia de los datos arrojados por la cámara se compararon con valores de NDVI derivados del sistema de teledetección AQUA-MODIS, dando como resultados una relación lineal y con R^2 por encima de 0.96.

Sulik y Long (2016), evaluaron índices espectrales de sensores multispectrales que correlacionan con el rendimiento de semilla de los cultivos oleaginosos de Brassica, llevaron a cabo un experimento en una pequeña parcela cerca de Adams, Oregón, en el que se cultivó canola de primavera bajo diferentes regímenes hídricos y tratamientos de nitrógeno para crear un amplio rango en el rendimiento de semillas oleaginosas, midieron reflectancia con un espectroradiómetro en la etapa fisiológica de floración y rendimiento de semilla en madurez fisiológica, con los datos espectrales se estimaron tres índices de vegetación, Un índice de amarillamiento de diferencia normalizado (NDYI) el cual es un contraste entre luz azul y luz verde, NDVI es un contraste entre NIR y luz roja y Blue NDVI (BNDVI) contraste entre el

NIR y la luz azul, la razón para analizar BNDVI es que la clorofila absorbe la luz azul y no se ve afectada por la luz reflejada por las flores amarillas, por lo que puede ser una buena alternativa al NDVI, concluyeron que el NDVI se comporta mejor en el pico de la floración, mientras que el BNDVI y el NDVI tienen un comportamiento superior antes y después de floración, como conclusión mencionan que los índices de vegetación se comportan de manera distinta dependiendo de la etapa fenológica en la que se está estudiando.

Gitelson *et al.* (1996), demostraron que el índice de vegetación GNDVI es más sensible a un rango más amplio de concentración de clorofila ($3-45 \mu\text{g}/\text{cm}^2$) en comparación con el NDVI, este último empieza a presentar saturación cuando la concentración de clorofila es alrededor de $3-5 \mu\text{g}/\text{cm}^2$, además concluye que el GNDVI es al menos 5 veces más sensible que el NDVI, de igual manera concluye que el índice usando la banda verde es poco sensible en etapas con bajas concentraciones de clorofila ($2 \mu\text{g}/\text{cm}^2$ para clorofila "a" y $3 \mu\text{g}/\text{cm}^2$ para clorofila total), en contraste al índice que usa la banda roja el cual se comporta mejor para estas bajas concentraciones.

Hunt *et al.* (2010) mostraron la aplicación de una cámara digital Fuji FinePix S3 Pro UVIR, modificada para obtener imágenes NIR-verde-azul y montada sobre un UAV, proporcionando un método para medir el índice de área foliar (IAF) del cultivo del trigo de invierno a una resolución espacial muy alta, encontraron buena correlación entre el índice de área foliar y el índice de vegetación con diferencia verde normalizada verde (GNDVI), presentado un coeficiente de determinación $R^2=0.85$ cuando el IAF fue menor de 2.7, en imágenes recolectadas a 210 m sobre el nivel del suelo, sobre dos campos de trigo de invierno fertilizados de manera variable, indicando que el sistema de cámara de peso ligero puede usarse para proporcionar información importante en la toma de decisiones agrícolas específicas del sitio.

Mientras tanto, una serie de otros índices se han desarrollado para estimar los parámetros agronómicos tales como contenido de N, Captura de nitrógeno por encima del suelo, y la eficiencia del nitrógeno de los cultivos (Li *et al.*, 2008; Mistele y Schmidhalter, 2010a; Strenner y Maidl, 2010).

En parte, los índices de nuevo desarrollo se basan más en los rangos espectrales NIR, que se supone que son más resistentes al alto LAI. Por lo tanto, el punto de inflexión del borde del rojo (Guyot *et al.*, 1988) y varias relaciones NIR/NIR han sido probadas para ofrecer señales más confiables en áreas de producción de alta biomasa, como Europa (Mistele *et al.*, 2004; Heege *et al.*, 2008; Reusch *et al.*, 2010).

Sin embargo, algunos índices se concentran en el rango del visible del espectro de reflectancia. Debido a que estos están primordialmente influenciados por la capacidad de absorbanza de la clorofila, los índices basados en el VIS, se presumen para identificar la vegetación verde sobre el suelo, la biomasa y la capacidad fotosintética (Peñuelas *et al.*, 1995; Gamon *et al.*, 1997; Aparicio *et al.*, 2000).

Los índices han sido relacionados positivamente (tanto en forma lineal como logarítmicamente) con peso seco del cultivo (CDM, crop dry mass), Índice de área foliar (LAI, Leaf Area Index), Índice de área verde (GAI, green área index) y la fracción de radiación fotosintéticamente activa (PAR, photosynthetically active radiation) para el dosel en cereales de granos pequeños tales como trigo harinero y cebada (*Hordeum vulgare* L.). (Bellairs *et al.*, 1996; Fernandez *et al.*, 1994; Field *et al.* 1994; Peñuelas *et al.*, 1997).

Sin embargo estos estudios han sido llevados a cabo en un pequeño número de genotipos, lo cual restringe el uso de tales técnicas para propuestas de producción. No es suficiente que los índices se correlacionan bien con la gama de los niveles de aplicación del N a través de un campo; es igual de importante saber si estos índices

de vegetación reflejan con precisión el estado real de la cosecha. Este estado sólo puede ser verificado mediante evaluaciones destructivas.

4.2.3 Vehículos aéreos no tripulados (UAV)

Debido a que los sensores de los satélites no cumplían con los requerimientos en el incremento de las frecuencias temporales y la resolución espectral de las imágenes para aplicaciones tales como monitoreo de los cultivos, muchos sistemas aéreos fotográficos o de video han sido desarrollados para compensar el retraso espacial de oportunidades.

Las cámaras montadas en los aviones ultraligeros o vehículos aéreos no tripulados (UAV) son una buena alternativa entre las altas prestaciones que tales sensores pueden proporcionar y costos efectivos de la adquisición de datos.

Los UAV fueron desarrollados primero para aplicaciones de defensa, especialmente como una plataforma de reconocimiento de objetivos o armas. (Por ejemplo, Beard *et al.*, 2006; Majumdar *et al.* 2001 y Briton y Joynson, 2001), estas pequeñas plataformas aéreas están captando la atención de un mayor número de usuarios de imágenes como los arqueólogos (Hailey, 2005) o detectores de incendios forestales- (por ejemplo, Casbeer *et al.* 2006).

El aumento de las capacidades de estos vehículos controlados a distancia, de los sistemas de control de altitud o de posicionamiento a bordo, y la tecnología de las cámaras digitales, combinado con las mejoras de las técnicas de teledetección, han impulsado recientemente el UAV en el campo de la agricultura de precisión.

Por ejemplo, Herwitz *et al.* (2004) han demostrado que los sensores multispectrales a bordo de vehículos aéreos no tripulados pueden proporcionar índices espectrales para ser relacionados con el rendimiento de los cultivos de café.

Sugiura *et al.* (2006) incluso desarrollaron una plataforma compleja dedicada a la gestión agrícola del maíz, volando a bordo de un helicóptero no tripulado, con un procesamiento de imagen completa y mapas de IAF producidos en cadena.

A pesar de que su sistema es muy eficiente, la tecnología a bordo es bastante cara. Incluye no sólo el sensor de imagen en sí mismo (compuesto de tres matrices distintas), si no también sensores inerciales y geomagnéticos, los receptores de GPS, y el ordenador de adquisición de datos, afortunadamente la demanda y el rápido crecimiento de estos sistemas, han provocado que los costos de los equipos se vean reducidos.

4.2.4 Calibración y Corrección de imágenes de UAV

En los últimos años la captura de información mediante el uso de sensores remotos multiespectrales, hiperespectrales o térmicos desde vehículos aéreos no tripulados, es cada vez más común, la reducción de los costos en los componentes y la miniaturización de los sensores, han incrementado el número de usuarios de esta tecnología. Los sistemas digitales que a pesar de tener un alto potencial radiométrico tienen serios problemas que obstaculizan el uso cuantitativo de las imágenes radiométricas, los cuales fueron probados empíricamente (Honkavara, 2008; Markelin, *et al.*, 2008).

Muchos estudios previos revelaron que los sensores y las líneas de procesamiento eran insuficientemente descritos, una calibración insuficiente y cadenas de procesamiento insuficientes (Honkavaara, 2008). También se detectaron algunos problemas relacionados con los sensores. La conclusión fue que se necesitan desarrollos en todos los campos del procesamiento radiométrico.

Los requisitos fundamentales de las principales aplicaciones fotogramétricas son una gran precisión geométrica, alta resolución espacial, estereoscopia y alta eficiencia y fiabilidad.

En la agricultura se están colectando datos de las respuestas espectrales de la vegetación, tratando de detectar cambios en su patrón espectral, esto para alcanzar múltiples objetivos como son monitoreo del estado hídrico y nutricional de las plantas, clasificación de vegetación, detección de plagas y enfermedades, entre otras.

La calibración de una cámara siempre ha sido un componente esencial de las mediciones fotogramétricas, la corrección radiométrica es un requisito previo para generar datos de alta calidad, lo que permite discriminar entre los artefactos del producto y los cambios reales en los procesos de la Tierra, así como producir con precisión mapas de la cubierta terrestre y detectar cambios (Pons *et al.*, 2014).

4.2.4.1 Calibración geométrica

Geometría significa la posición relativa de los objetos, lo que permite la determinación de las distancias, ángulos, áreas, volúmenes, elevaciones, tamaños y formas de los objetos. En un evento de formación de imagen de proyección en perspectiva central ideal un haz de rayos de luz reflejados del objeto atraviesa la atmósfera, se cruza en el centro de perspectiva y entra en un plano focal de imagen planar, donde la intensidad de los rayos de luz se registra utilizando medios sensibles a la luz, por ejemplo Matriz CCD (Figura 6).

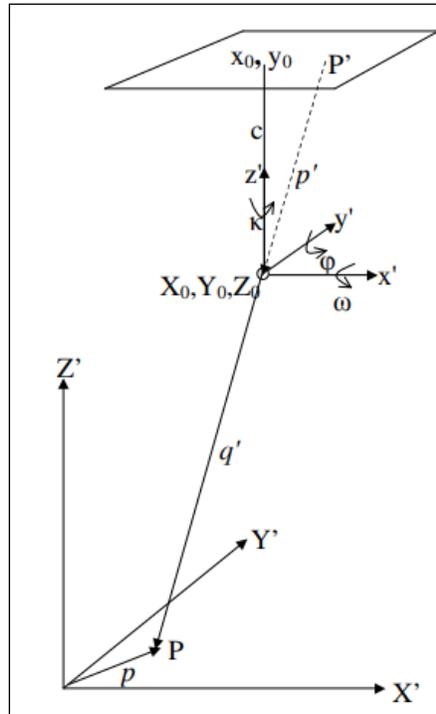


Figura 6. Geometría de perspectiva central para una imagen rectangular. (X_0, Y_0, Z_0) es el centro de perspectiva, (ω, ϕ, κ) son rotaciones de imagen, (x_0, y_0) es el punto principal, c es la distancia principal, P es el punto del objeto, y P' es el punto de la imagen. Los vectores p' y q' son colineales (Fuente: Honkavaara, 2008)

Una tarea fundamental en el procesamiento geométrico de imágenes es la orientación, es decir, determinar la relación entre la imagen y las coordenadas del objeto (modelo de formación de imágenes). El modelo de imagen física riguroso se basa en el modelo de proyección de perspectiva central, un modelo de colinealidad, suponiendo que el rayo entre el punto del objeto, el centro de la perspectiva y el punto de la imagen es lineal (Figura 6). El principal fenómeno que invalida la linealidad en las condiciones aerotransportadas son la refracción atmosférica y las distorsiones del sistema. Para la refracción atmosférica, los términos de corrección están disponibles (por ejemplo, Mugnier *et al.*, 2004). Las no linealidades causadas por el sensor se deben principalmente a distorsiones de la lente, imprecisiones geométricas de una matriz de CCD (por ejemplo, falta de planeidad) y errores en la calibración de la plataforma en el caso de sistemas de varias cabezas (Fraser, 1997; Fiete *et al.* 2004, Kruck *et al.*, 2004; Dörstel, 2007).

El filtro, el divisor de haz y la ventana del puerto de la cámara también influyen en los rayos de luz.

Las influencias anteriores pueden depender de las condiciones ambientales, como la temperatura, la presión y la humedad (Meier, 1975, Worton, 1977, Merchant *et al.*, 2004). El modelo de imagen lineal se puede complementar con parámetros adicionales apropiados para modelar las distorsiones causadas por el sistema. El modelo completo de imágenes incluye la orientación exterior (coordenadas del centro de perspectiva y rotaciones de la imagen), la orientación interior (punto principal y distancia principal), y los parámetros de distorsión del sistema, y las correcciones para la refracción atmosférica.

Los enfoques directos e indirectos se pueden usar para la orientación (Schwarz *et al.*, 1993; Cramer, 2001; Heipke *et al.*, 2002a). El método directo determina las orientaciones exteriores utilizando GPS y observaciones inerciales (IMU) medidas durante la recolección de imágenes y se basa en los datos de calibración del sensor existentes. El método indirecto, la triangulación aérea, utiliza observaciones de punto de unión entre las imágenes y el punto de control de tierra (GCP) y / o las observaciones de orientación exterior directa entre las imágenes y el objeto.

Los valores óptimos para los parámetros desconocidos se determinan mediante el ajuste del bloque de paquetes, que se basa en el método de mínimos cuadrados, el modelo de imagen es el modelo funcional primario. El ajuste del bloque se denomina autocalibración cuando los parámetros que describen la calibración del sistema se determinan en el ajuste.

Después del proceso de orientación, se lleva a cabo la georreferenciación (Wolf y Dewitt, 2000). En el proceso de georreferenciación, las imágenes se rectifican en el sistema de coordenadas del objeto; salidas típicas son las ortofotos, estereomodelos y bloques de imágenes.

Dos enfoques de calibración geométrica fundamental son los métodos de triangulación que utilizan mediciones puntuales y los métodos de goniómetro que utilizan mediciones angulares (Mikhail *et al.*, 2001; Boland *et al.*, 2004; Cramer, 2004). La calibración puede determinarse en un laboratorio, en un campo de prueba y por autocalibración.

Los métodos basados en triangulación son los más comúnmente utilizados y estos métodos también son adecuados para la calibración de campo de prueba (Brown, 1972). Se captura una sola imagen o un bloque formado por más de una imagen de una matriz de objetivos con posiciones conocidas, y los parámetros apropiados se determinan utilizando la autocalibración del ajuste del bloque de paquetes.

Existen distintas metodologías para realizar las calibraciones de las cámaras de las cuales se presenta la calibración de laboratorio y esta se basa en multicolimadores o goniómetros (Livingston *et al.*, 1980; Light, 1992; Pacey *et al.*, 1999; Cramer, 2004). Básicamente este método usa objetivos (targets) bien definidos ya sean 3D o 2D y se toman las imágenes tratando de que converjan desde direcciones de visión variables a 180° y desde diferentes alturas, todo esto realizado en instalaciones confinadas con características muy especiales de iluminación.

Otra metodología para realizar las calibraciones es in-situ donde las imágenes son tomadas desde el aire, ya sea que se use un campo de prueba o mediante la autocalibración. Cuando se usa un campo de prueba, es necesario capturar un bloque de imágenes del campo que contiene los objetivos (targets) o también llamados puntos de control en tierra (Figura 7) y las observaciones opcionales de punto de unión y la orientación exterior.



Figura 7. Campo de prueba permanente de Sjököulla, Finlandia junto con algunos objetivos portátiles suplementarios es un campo de prueba fotogramétrico prototipo (Fuente: Honkavaara *et al.*, 2008).

La autocalibración también es una metodología considerada in-situ, la diferencia con un campo de prueba, es que la autocalibración no necesitara de objetivos definidos en el campo, si no que usa los datos del vuelo de mapeo.

El ajuste del bloque de paquetes proporciona estimaciones de las precisiones de los parámetros de calibración (desviaciones estándar) y la confiabilidad. El análisis de los residuos de varias observaciones proporciona una indicación empírica sobre la corrección del modelo del sistema. Las estimaciones de precisión del punto del objeto y de la orientación exterior dadas por el ajuste del bloque del paquete se usan a menudo como indicadores de la precisión del bloque. La precisión de la determinación empírica del punto se obtiene comparando las coordenadas de salida del sistema con las coordenadas del punto de control de referencia.

4.2.4.2 Calibración radiométrica

Según Li, Barabas, Mohan y Raskar, (2010), las fuentes de ruido de la imagen pueden ser clasificados como ruido dependiente de la señal (ruido de disparo de fotones) y ruido independiente de la señal (corriente oscura, ruido del amplificador, error de cuantificación). Algunos de estas fuentes de ruido, tales como error de

cuantificación pueden ser despreciables siempre que el ruido no exceda el intervalo de cuantificación del ADC (convertidor de análogo a digital). Sin embargo una cámara multispectral puede ser afectada por un error no aleatorio (Kelcey, J. y Lucieer, A., 2012) el cual degradara la calidad de la imagen final.

El uso de sensores multispectrales requieren una serie de correcciones antes del proceso de la calibración radiométrica: error de fondo (Background error) y Viñeteado. Además es necesaria una corrección adicional geométrica (Calibración geométrica) necesaria para corregir fusión de canales. Todas estas correcciones se determinan en un único análisis de laboratorio y solo deben revisarse periódicamente para garantizar su estabilidad.

Los enfoques de calibración radiométrica bien conocidos son: en el laboratorio, a bordo (on-board), Prueba de campo (vicario) y la autocalibración (en el trabajo). Para cada enfoque, se utilizan diferentes equipos y métodos, y proporcionan diferentes parámetros y precisión.

La Calibración de laboratorio determina la calibración del sensor en una instalación cubierta utilizando típicamente esferas de integración o hemisferios como fuentes de luz (Dianguirard y Slater, 1999; Gege *et al.*, 2009; Vane *et al.*, 1993).

La calibración a bordo determina la calibración del sensor en condiciones de vuelo usando varios calibradores a bordo o fuentes de luz natural (el Sol, la Luna) (Dianguirard y Slater, 1999; Vane *et al.* 1993).

Los métodos Vicarios determinan la calibración del sistema en condiciones de vuelo utilizando objetivos presentes en la escena, típicamente ya sean objetivos artificiales o naturales, tales como playa, arena del desierto y las salinas o nubes. Para determinar con precisión la radiación que entra en el sistema, los métodos vicarios requieren información precisa sobre las condiciones atmosféricas y la reflectancia

del objeto (método basado en reflectancia), o la determinación simultánea de la radiancia en el sensor mediante un radiómetro calibrado (método basado en radiancia) (Honkavara, 2008; Markelin *et al.*, 2008; Dianguirard y Slater, 1999; Pagnutti *et al.* 2002; CEOS, 2009).

Auto-calibración es un concepto comúnmente utilizado con la geometría (Brown, 1976; Fraser, 1997), pero puede ser generalizado para la radiometría también; significa la determinación o mejora de la calibración del sistema utilizando los datos reales de mapeo.

4.2.4.3 Calibración Vicaria usando objetivos (targets) de reflectancias conocidas.

Esto implica una calibración radiométrica absoluta en condiciones de vuelo, que no son encontrados cuando se hace una calibración en laboratorio. El método absoluto es basado ya sea en la radiancia o en la reflectancia. El método basado en la radiancia es teóricamente más exacto, y su incertidumbre es aproximadamente 2.8% versus 4.9 % para el método basado en la reflectancia (Biggar, Slater y Gellman, 1994). Su bajo valor surge de la calibración y la estabilidad del espectralradiómetro requerido para la calibración (Dinguirard y Slater, 1999).

La reflectancia captada de cualquier objeto sobre la superficie de la tierra varía con factores que son independientes de ese objeto. Estas son las propiedades de la atmósfera, la hora del día en que fueron visualizadas, la latitud, etc.

Si el sistema de imágenes multiespectral no toma en cuenta estos factores durante el procesamiento de la imagen, las longitudes de onda reflejadas por un sujeto representado en la imagen difieren de los que estarían representados bajo otras condiciones más nominales.

El proceso de calibración radiométrica requiere de superficies homogéneas y lambertianas. Entre los posibles materiales que pueden funcionar como superficies están los objetivos (targets) artificiales y los de características pseudo-invariantes. Hernández *et al.*, (2001); Moran *et al.* (2001); Pagnutti *et al.* (2002), probaron que los objetivos (targets) artificiales son los más apropiados para la calibración radiométrica. El factor crítico para esta selección es el requerimiento de reflectividad uniforme con respecto a la dirección de vista y longitud de onda (Pagnutti *et al.*, 2002). En el caso de objetivos (targets) pseudo-invariantes, estos no son adecuados, porque sus propiedades radiométricas cambian sobre el tiempo (Moran *et al.*, 1997; Davranche *et al.*, 2009).

Los objetivos de calibración de tierra multi-espectrales ayudan a los usuarios a estandarizar la representación de la radiación reflejada de un objeto dado bajo condiciones de luz variables.

El término objetivo (target) de calibración es una estructura especialmente diseñada que, cuando está extendida sobre el suelo y fotografiada, puede utilizarse para evaluar las capacidades de imagen del sensor. Cada objetivo tiene características geométricas y espectrales muy específicas.

4.2.5 Clasificación de imágenes derivadas de los sensores remotos.

La investigación de teledetección centrada en la clasificación de imágenes ha atraído durante mucho tiempo la atención de la comunidad de teledetección porque los resultados de clasificación son la base de muchas aplicaciones ambientales y socioeconómicas (Lu y Weng, 2007).

Los científicos y los profesionales han realizado grandes esfuerzos para desarrollar métodos y técnicas de clasificación avanzados para mejorar la precisión de clasificación (Gong y Howarth, 1992; Kontoes *et al.*, 1993; Foody, 1996; San Miguel-

Ayanz y Biging, 1997; Aplin *et al.*, 1999a; Stuckens *et al.* 2000; Franklin *et al.*, 2002; Pal y Mather, 2003; Gallego, 2004).

La información actualizada sobre la cobertura del uso del suelo es esencial para muchas aplicaciones socioeconómicas y ambientales, incluida la planificación urbana y regional, la conservación y gestión de los recursos naturales, etc. (Homer *et al.*, 2007; Lu y Weng, 2007; Jensen, 2009). Las imágenes de teledetección, que cubren una gran área geográfica con alta frecuencia temporal, ofrecen una oportunidad única para derivar el uso de la tierra y la información de cobertura de la tierra a través del proceso de interpretación y clasificación de imágenes.

Seleccionar las variables adecuadas es un paso crítico para implementar con éxito una clasificación de imágenes. Se pueden usar muchas variables potenciales en la clasificación de imágenes, incluidas las firmas espectrales, los índices de vegetación, las imágenes transformadas, la información textural o contextual, las imágenes multitemporales, las imágenes multisensor y los datos auxiliares.

Debido a las diferentes capacidades en la separabilidad de la cobertura terrestre, el uso de demasiadas variables en un procedimiento de clasificación puede disminuir la precisión de la clasificación (Hughes 1968, Price *et al.* 2002). Es importante seleccionar solo las variables que son más útiles para separar las clases de vegetación o vegetación, especialmente cuando se emplean datos hiperespectrales o de fuentes múltiples. Muchos enfoques, como el análisis de componentes principales, la transformación mínima de fracción de ruido, el análisis discriminante, la extracción de características de límite de decisión, la extracción de características no paramétricas ponderadas, la transformación wavelet y el análisis de mezcla espectral (Myint 2001, Okin *et al.*, 2001, Rashed *et al.* 2001, Asner y Heidebrecht 2002, Lobell *et al.*, 2002, Neville *et al.*, 2003, Landgrebe 2003, Platt y Goetz 2004) pueden utilizarse para la extracción de características, a fin de reducir la redundancia

de datos inherentes a los datos obtenidos por teledetección o para extraer datos específicos de información de cobertura de suelo.

La selección óptima de bandas espectrales para clasificaciones ha sido ampliamente discutida en la literatura previa (Mausel *et al.*, 1990; Jensen, 1996; Landgrebe, 2003).

El análisis gráfico (p. Ej. Gráficos espectrales de gráfico de barras, gráficos vectoriales medios coespectrales, diagrama espacial de características bidimensionales y gráficos de elipse) y métodos estadísticos (por ejemplo, divergencia media, divergencia transformada, distancia Bhattacharyya, distancia Jeffreys-Matusita) se han utilizado para identificar un subconjunto óptimo de bandas (Jensen, 1996).

Durante las décadas de 1980 y 1990, la mayoría de las técnicas de clasificación emplearon el píxel de la imagen como la unidad básica de análisis, con el que cada píxel se etiqueta como una clase de cobertura terrestre de uso de la tierra. Con el píxel como unidad de análisis básica, una serie de técnicas de clasificación, como no supervisadas (es decir, k-medias e ISODATA), supervisadas (es decir, máxima verosimilitud, red neuronal artificial, árbol de decisión, máquina de vectores de soporte, bosques aleatorios) y clasificación híbrida (es decir, semi-supervisada y fusión de aprendizaje supervisado y no supervisado) (Zhang *et al.*, 2005; Alajlan *et al.*, 2012), han sido desarrollados.

Sin embargo, estos enfoques de clasificación en píxeles, cuando se aplican a regiones heterogéneas, tienen limitaciones, ya que el tamaño de un objeto puede ser mucho menor que el tamaño de un píxel. En particular, un píxel puede no contener solo un tipo de cobertura de suelo o uso de suelo, sino una mezcla de varios tipos de cobertura o uso de suelo.

Como resultado, la clasificación difusa y las técnicas de análisis de mezcla espectral se han desarrollado en la década de 1990 para abordar el problema del píxel de mezcla (Adams *et al.*, 1986; Wang, 1990), y tales análisis basados en subpíxeles se han aplicado en geología, silvicultura, así como en análisis urbanos (Adams *et al.*, 1986; Roberts *et al.*, 1998; Wu y Murray, 2003). Con el lanzamiento de sensores de teledetección de muy alta resolución (VHR) como IKONOS y QuickBird, se han desarrollado métodos de clasificación basados en objetos desde finales de la década de 1990 (Blaschke, 2010; Dribault *et al.*, 2012; Wilson y Oreopoulos, 2013).

Los métodos de clasificación basados en objetos se han desarrollado desde finales de la década de 1990 (Blaschke, 2010; Dribault *et al.*, 2012; Wilson y Oreopoulos, 2013). Los métodos basados en objetos agrupan una cantidad de píxeles con propiedades homogéneas en un objeto, y los objetos, en lugar de píxeles individuales, se consideran la unidad básica para los análisis (Myint *et al.*, 2011).

4.2.5.1 Análisis de imágenes orientado a objetos

En el pasado, la mayoría de las clasificaciones de cobertura y uso de suelo se crearon utilizando un análisis basado en píxeles de imágenes detectadas remotamente. Utilizaron una clasificación supervisada, una clasificación no supervisada o alguna combinación (Enderle y Weih, 2005). Estos procedimientos basados en píxeles analizan las propiedades espectrales de cada píxel dentro del área de interés, sin tener en cuenta la información espacial o contextual relacionada con el píxel. Con la creciente disponibilidad de imágenes de mayor resolución, esta información espacial podría usarse para producir clasificaciones de cobertura y uso de suelo más precisas (De Jong *et al.*, 2001; Dwivedi *et al.*, 2004).

Los investigadores generalmente han descubierto que cuando se aplican métodos basados en píxeles a imágenes de alta resolución, se produce un efecto de "sal y

pimienta" (Figura 8) que contribuye a la inexactitud de la clasificación (Campagnolo y Cerdeira, 2007; De Jong *et al.*, 2001; Gao y Mas, 2008; Van de Voorde *et al.*, 2004). Este moteado es causado por la alta heterogeneidad espacial local entre los píxeles vecinos. Dado que cada píxel se trata de forma aislada de sus vecinos en el paradigma basado en píxeles, los vecinos cercanos a menudo tienen diferentes clases, a pesar de ser similares.

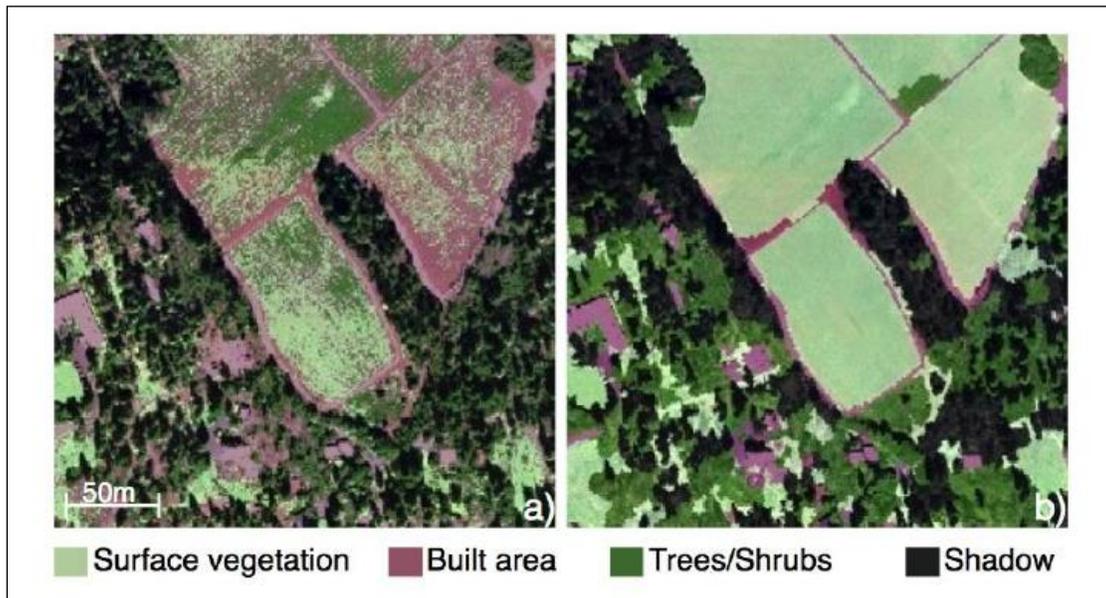


Figura 8. Ejemplo del efecto "sal y pimienta" comúnmente en las clasificaciones basadas en píxeles de imágenes de gran resolución espacial: a) una clasificación no supervisada de cobertura de suelo de un área suburbana en California; b) la misma área clasificada con un clasificador orientado a objetos. (Kelly Kersten, 2011)

Para paliar los efectos negativos en la clasificación usando el método basado en píxeles, se han desarrollado procedimientos de clasificación orientados a objetos.

La clasificación orientada a objetos analizan las propiedades espectrales y espaciales / contextuales de los píxeles y usan un proceso de segmentación y un algoritmo de aprendizaje iterativo para lograr un procedimiento de clasificación semiautomático que promete ser más preciso que los métodos tradicionales basados en píxeles (Blundell y Opitz, 2006; Grenzdörffer, 2005; Hay y Castilla, 2006).

El enfoque del análisis de imágenes orientada a objetos (OBIA, por sus siglas en inglés) incluye dos pasos principales: primero la imagen se segmenta en objetos de imagen similares (o segmentos) y luego los objetos se clasifican según los atributos e interrelaciones entre los objetos segmentados (Benz *et al.*, 2004; Blaschke, T., 2011). Las unidades de procesamiento básicas en OBIA son segmentos y no píxeles individuales (Liu Y, *et al.* 2008; Benz *et al.*, 2004), y el proceso típicamente transforma una imagen raster en un formato vectorial: la mayoría de los segmentos se analizan operacionalmente como polígonos. El concepto de segmentación de imágenes no es nuevo y ha sido ampliamente estudiado especialmente en el campo del reconocimiento de patrones (Blaschke, T, 2010; Liu Y, *et al.* 2008; Pal, N.R. y Pal, S.K., 1993). Los recientes desarrollos en el poder computacional han hecho que los viejos algoritmos de segmentación sean más útiles en un contexto de mapeo.

5. MATERIALES Y MÉTODOS

5.1 Área de estudio

El trabajo de investigación se llevó a cabo en las instalaciones del Colegio de Postgraduados Campus Montecillo, en Montecillo, Texcoco, Estado de México (Figura 9), la parcela está ubicada en las coordenadas geográficas Latitud Norte 19°27'40" y Longitud 98°54'9", a una altitud de 2240 m, el clima es templado con lluvias en verano y época seca en invierno [(Cwo)(w)b(i')(g), García, 1981], la temperatura promedio anual es de 15.2 °C y 650 mm de precipitación anual.

El área del experimento tiene una superficie alrededor de 3000 m², se instaló un sistema de riego por goteo con la finalidad de satisfacer la demanda de agua por el cultivo, manteniendo siempre el suelo a capacidad de campo y evitando que esta variable afectara al comportamiento de las distintas dosis de nitrógeno aplicado.

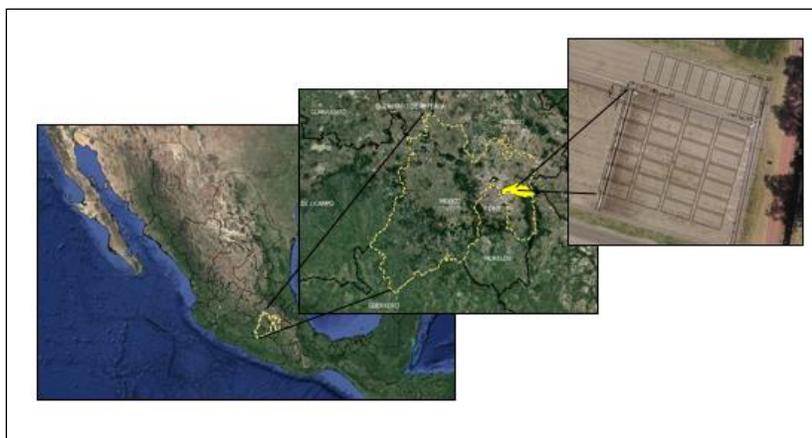


Figura 9. Localización del sitio del experimento.

5.2 Diseño y establecimiento del cultivo

El cultivo sembrado fue trigo del material genético Nana F2007 (Figura 10), liberado por el Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP).

Nana F2007 es una variedad de trigo harinero (*Triticum aestivum* L.) de habito de primavera, que requiere de 106 días para llegar de emergencia a madurez fisiológica (ciclo precoz), de 91 cm de altura en promedio, es resistente al acame, de gluten fuerte y responde favorablemente en cualquier ambiente de producción en condiciones de temporal, sobre todo en ambientes de sequía.

La variedad Nana F2007 es moderadamente resistente a roya de la hoja (*Puccinia triticina*) y a roya amarilla (*Puccinia striiformis*) y es tolerante al complejo de enfermedades foliares (*Septoria* sp., *Cochleobolus sativum*, *Phyrenophora tritici-repentis* y *Fusarium* sp.).

Este material genético tiene un rendimiento general de 3278 kg/ha, 57 días a floración y 106 días a madurez.



Figura 10. Área de establecimiento del trabajo de investigación (área a volar). La figura a) muestra un panorama general de las unidades experimentales y b) representa una sola unidad experimental y se observa el tipo de sistema de riego (goteo).

La protección del cultivo se realizó usando un fungicida sistémico para el control de la roya llamado comercialmente Folicur, este tiene una acción preventiva y curativa, para el control de malezas se usó el herbicida llamado comercialmente Topik, este es un herbicida sistémico y selectivo, de post-emergencia, para el control de malezas gramíneas en el cultivo del trigo

El diseño estadístico fueron bloques completamente al azar, con 7 tratamientos de N (0, 4, 6, 8, 10, 14, 18 g/m²) y cuatro repeticiones (28 unidades experimentales), el tamaño de las unidades experimentales fue 10 x4.5 m (Figura 11 y 12).

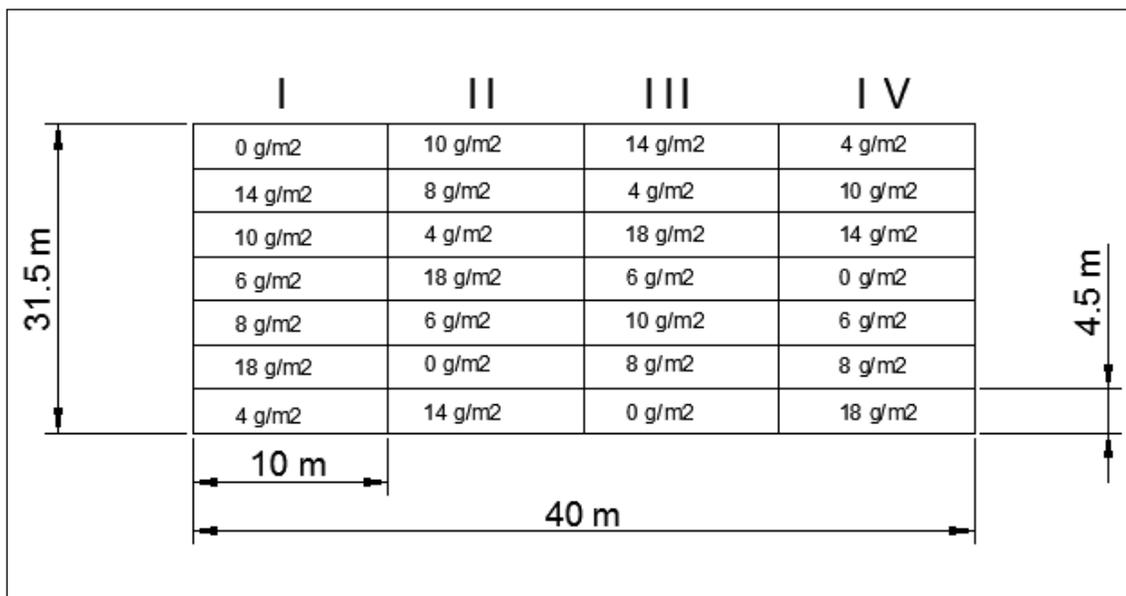


Figura 11. Arreglo del diseño experimental.

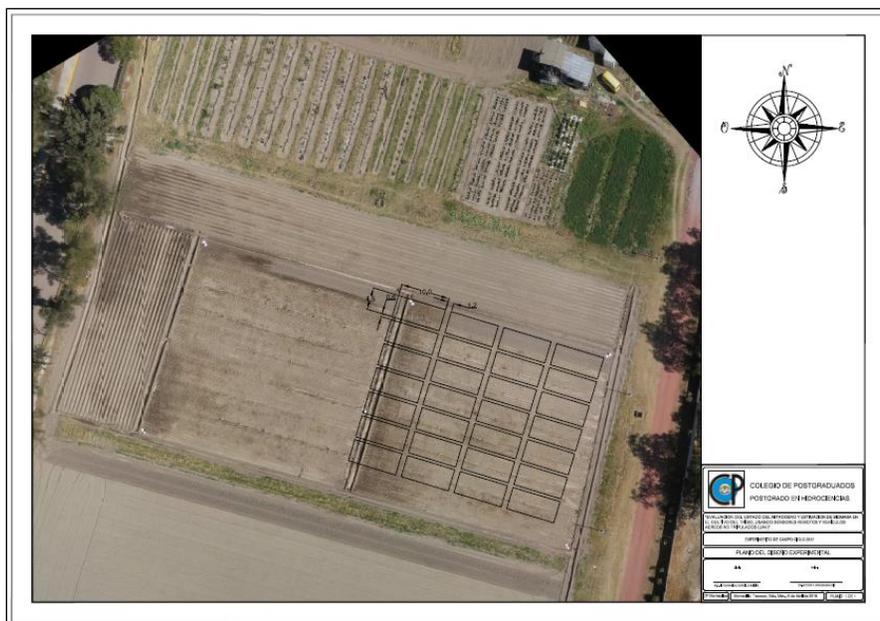


Figura 12. Representación gráfica del diseño experimental montada en una imagen de alta resolución de UAV.

5.3 Plataforma y sensor Aéreo

5.3.1 Vehículo aéreo no tripulado (VANT)

En el estudio se usó como plataforma de vuelo el vehículo aéreo Multicoptero 3DR X8+, este es una plataforma de vuelo probada y excepcionalmente estable diseñada para grabar video de alta calidad, levantamientos topográficos, adquisición de datos o cualquier aplicación profesional que requiera un drone confiable y resistente al viento capaz de ejecutar planes de vuelo utilizando el piloto automático GPS. (Figura 13) El X8 se destaca en baja velocidad, mapeo de alta precisión y fotografía aérea.



Figura 13. Plataforma aérea Multicoptero 3DR X8+ (UAV). Fuente: Department of geography and Enviroment.

El cuadro 1 hace mención de sus características principales:

Cuadro 1. Especificaciones técnicas de la plataforma de vuelo. Fuente: Manual de operación del UAV.

Sistema de elevación:	Propelas 2x4 (Arreglo coaxial)
Hardware del autopiloto:	Pixhawk v2.4.5
Firmware del autopiloto:	ArduCopter 3.2
GPS:	GPS 3DR u-blox con Compás (LEA-6H module, 5 Hz update)
Controlador:	FlySky FS-TH9X con módulo de telemetría FrSky.
Capacidad de carga:	800 g, posible peso adicional hasta de 1 Kg pero con una reducción del tiempo de vuelo.
Tiempo de vuelo:	15 minutos

5.3.2 Sensor multispectral modificado

EL sensor usado en este estudio fue la Cámara digital Canon S110 NIR, este sensor ha sido utilizado ampliamente en distintas campañas de vuelo con fines de conocer el vigor de los cultivos pero es necesario realizar la metodología de calibración para obtener datos confiables, buscando reducir el ruido al momento de coleccionar los datos espectrales.

La cámara Canon S110 NIR, utiliza un sensor CMOS de alta sensibilidad de 12MP de 1 / 1.7 ", procesador de imagen DIGIC 5 y lente equivalente de 24-120mm que ofrece una apertura F2.0 de gran utilidad en el gran angular, pero claramente F 5.9 lenta en el telefotográfico.

En el cuadro 2 se menciona las longitudes de onda en la cual son sensibles los canales del sensor.

Cuadro 2. Especificaciones espectrales del sensor. Fuente: Haghghattalab *et al.* (2016).

Sensor	Ancho total	Pico de la longitud de onda (nm)
Canon S110 NIR	Azul: 400–495 Verde: 490–550 Infrarrojo Cercano: 680–760	Azul: 460 Verde: 525 Infrarrojo Cercano: 710

Esta cámara digital fue modificada por un filtro de vidrio para bloquear la luz roja y registrar en ese canal la luz infrarroja, permitiendo obtener datos del espectro electromagnético en la región del azul, verde e infrarrojo cercano.

Esta cámara es controlada mediante un software que hackea el sistema y permite correr un script donde los códigos hacen que el dispositivo capture las fotos mediante un intervalómetro, lo que quiere decir que la cámara dispara a cierto tiempo establecido por el usuario, dicho tiempo dependerá del traslape frontal y lateral deseado.

El traslape frontal y lateral es definido por el usuario dependiendo de la necesidad de la reconstrucción de los objetos en tierra.

El traslape frontal es un término usado en Fotogrametría para describir la cantidad de superposición de imágenes introducida intencionalmente entre fotografías sucesivas a lo largo de una línea de vuelo (ver figura 14).

La figura 14 ilustra una aeronave equipada con una cámara de mapeo aéreo que toma dos fotografías superpuestas. Los centros de las dos fotografías están separados en el aire con una distancia B . La distancia B también se llama base aérea. Cada fotografía de la figura 14 cubre una distancia en el suelo igual a G . La superposición de cobertura de las dos fotografías en el suelo es lo que llamamos traslape frontal.

Este tipo de solapamiento se usa para formar pares estereofónicos para visualización y procesamiento estéreo. El traslape frontal se mide como un porcentaje de la cobertura total de la imagen.

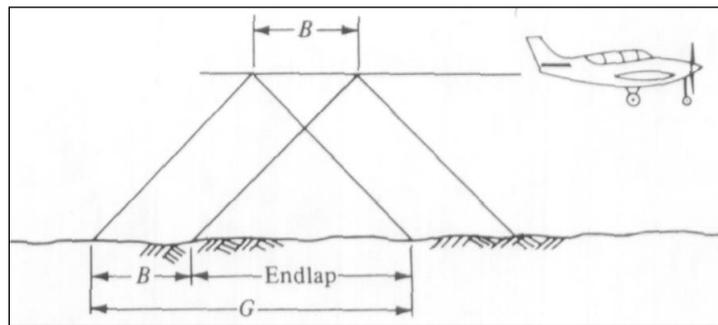


Figura 14. Representación gráfica del traslape frontal. (Fuente: McGraw-Hill, 2014).

El traslape lateral es un término usado en la fotogrametría para describir la cantidad de solapamiento entre imágenes de líneas de vuelo adyacentes (ver figura 15). La figura 15 ilustra una aeronave que toma dos fotografías superpuestas de dos líneas de vuelo adyacentes. La distancia en el aire entre las dos líneas de vuelo (W) se denomina espaciado de líneas.

Este tipo de solapamiento es necesario para garantizar que no haya vacíos en la cobertura. El traslape lateral se mide como un porcentaje de la cobertura total de la imagen.

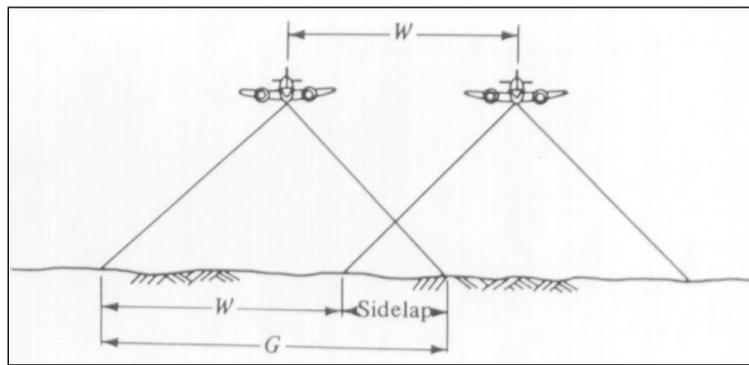


Figura 15. Representación gráfica del traslape lateral (Fuente: McGraw Hill, 2014).

5.3.3 Índices de vegetación derivados del sensor remoto.

Debido a que el sensor solo captura la irradiancia en los canales azul, verde e infrarrojo, se decidió estimar dos índices de vegetación, el primero es el índice de vegetación de diferencias normalizadas "azul" (BNDVI, por sus siglas en inglés) en donde a diferencia del NDVI común, este índice utiliza el canal azul en lugar del canal rojo, y el segundo llamado el índice de vegetación de diferencias normalizadas "verde" (GNDVI, por sus siglas en inglés) en donde en vez de usar el canal rojo como lo hace el NDVI común, utiliza el canal del verde.

5.3.3.1 Índice de vegetación de diferencias normalizadas azul (BNDVI)

El BNDVI es una variante de la ecuación del NDVI como un intento para poder usar cámaras comerciales digitales simples (off-the-shelf) para ser modificadas mediante filtros y poder capturar canales de luz visible y del infrarrojo cercano, para caracterizar el crecimiento o el vigor del dosel de la vegetación.

Su principal atractivo es que se puede calcular con una sola cámara y, por lo tanto, puede ser menos costoso que los sistemas multiespectrales de varias cámaras.

El BNDVI (Figura 16) se estima mediante una relación entre la diferencia del NIR y el azul y la suma de ellos mismos. Este índice será usado como variable independiente en un modelo de ajuste lineal para predecir a la variable biomasa del cultivo.

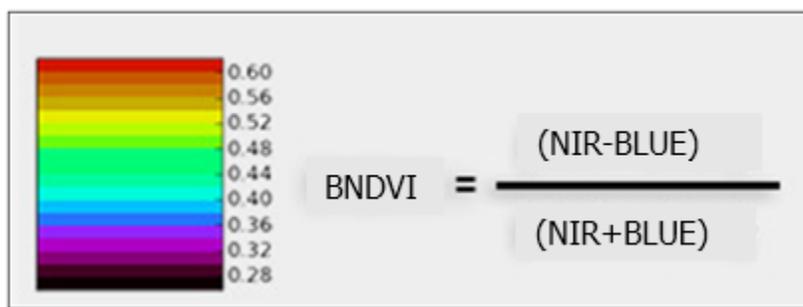


Figura 16. Relación de los canales del sensor usados para estimar el BNDVI. Fuente: <https://event38.com>

Existen varias limitaciones al hacer uso de este índice como predictor de la biomasa, debido a que la luz azul también se absorbe durante la fotosíntesis por la clorofila, igualmente es absorbida por las antocianinas, que son pigmentos que protegen la vegetación del sobrecalentamiento.

La absorción de luz azul por las antocianinas y la dispersión de la luz azul en la atmósfera interfieren con la detección del estrés del cultivo utilizando el BNDVI. Reemplazar la luz roja por luz azul en el cálculo del NDVI degrada la sensibilidad del

índice. En NDVI azul es menos sensible al estrés del cultivo que el NDVI rojo, muestra menos contraste entre los cultivos estresados que los no estresados, y produce incorrectamente altos valores de BNDVI para los materiales que no son fotosintéticamente activos.

5.3.3.2 Índice de vegetación de diferencia normalizadas verde (GNDVI)

Como sabemos el NDVI ha sido usado ampliamente para estimar cambios en la vegetación, la gran limitante de este índice es que empieza a saturarse cuando la vegetación empieza a presentar valores de índice de área foliar por encima de 3, por lo tanto no es sensible a concentraciones altas de clorofila ni a la tasa de fotosíntesis para una gran cobertura vegetal.

Una alternativa al NDVI fue la construcción del índice GNDVI, según Gitelson *et al.* (1996) encontró que el índice de vegetación GNDVI era más sensible a la concentración de clorofila para un amplio rango de variaciones de clorofila que el NDVI, el GNDVI permitió una estimación precisa de la concentración del pigmento.

En este trabajo de investigación se usó el índice GNDVI como variable explicativa del contenido de nitrógeno de la biomasa aérea.

EL GNDVI (Figura 17), es estimado mediante una relación simple entre la diferencia del NIR y el verde y la suma de ellos mismos.

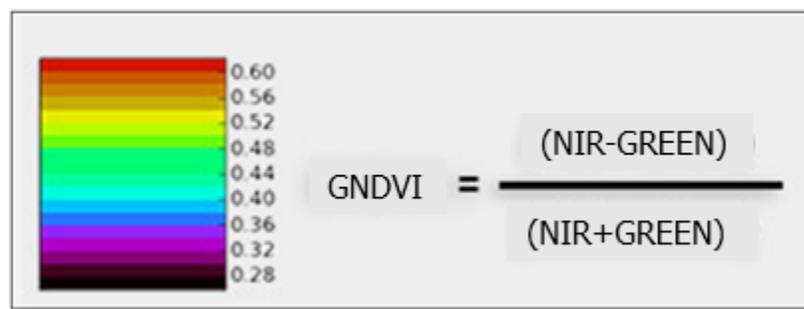


Figura 17. Relación de los canales del sensor usados para estimar el GNDVI.

5.4 Aplicación de las dosis de N

La cantidad total de N fue dividida en dos partes: la primera aplicación a la siembra y en Z31 (Escala de Zadoks), la cual corresponde a la etapa de inicio de elongación de tallo (primer nudo). Se realizó un análisis de N en suelo antes de la primera aplicación para conocer el nivel de este elemento en todas las unidades experimentales.

La aplicación se realizó de manera manual, al voleo, como puede observarse en la figura 18.

Cuadro 3. Resumen de las dosis de nitrógeno aplicado para cada tratamiento (Tx) en las diferentes etapas de crecimiento (Zadoks)

Fecha	Zadoks	T ₀ (0 g/m ²)	T ₄ (4 g/m ²)	T ₆ (6 g/m ²)	T ₈ (8 g/m ²)	T ₁₀ (10 g/m ²)	T ₁₄ (14 g/m ²)	T ₁₈ (18 g/m ²)
24-01-17	0	0	2	3	4	5	7	9
6-03-17	31	0	2	3	4	5	7	9



Figura 18. Aplicación de las distintas dosis de nitrógeno sobre las 28 unidades experimentales.

5.4.1 Campañas de vuelo

Fueron realizadas 4 misiones de vuelo durante la etapa media del desarrollo del cultivo. Las misiones fueron conducidas durante las etapas de crecimiento Z45, Z55, Z61 y Z69, las etapas de crecimiento corresponden a las etapas de vaina engrosada, espigado, inicio de antesis y fin de antesis.

Cuadro 4. Resumen de las misiones de vuelo realizadas en diferentes etapas de crecimiento (nomenclatura Zadoks). El cuadro comprende la fecha de la misión, el número de imágenes (n) capturadas con el sensor, altura de vuelo (A), puntos de control en tierra (gcp), resolución espacial y la hora de vuelo.

Fecha	Zadoks	n	A (m)	gcp	Resolución (cm/pixel)	hora
29-03-2017	45	46	50	8	1.5	12:00
6-04-2017	55	57	50	8	1.59	11:30
12-04-2017	61	55	50	8	1.51	13:30
20-04-2017	69	33	50	8	1.39	12:30

Las misiones fueron realizadas a una altura sobre el nivel del suelo de 50 m, un traslape frontal de 80% y lateral de 60% y una resolución espacial de alrededor de 1.5 cm/pixel (Figura 19 y 20).



Figura 19. Plan de vuelo realizado con el software Mission Planner.



Figura 20. Arreglo del traslape frontal y lateral entre imágenes.

Se colocaron puntos de control en tierra, con equipo gps de precisión milimétrica con navegación cinética satelital en tiempo real (rtk, por sus siglas en inglés), con la finalidad de obtener mejor georreferenciación de los mapas que se obtendrán de las imágenes tomadas (Figura 21).



Figura 21. Colocación de puntos de control en tierra medidos con equipo GPS RTK.

Después de cada misión, se obtuvo información experimental mediante un muestreo destructivo (Figura 22) de biomasa aérea en un área de 0.25 m² por parcela. El cultivo fue cortado lo más cercano a la superficie del suelo como fue posible y se determinó materia fresca. Las muestras fueron colocados en el horno para secarlas a masa constante a una temperatura de 80 °C (Figura 23) y posteriormente se volverá a pesar para conocer la materia seca de la muestra, después de conocer el peso, se procedió a moler 50 g de la muestra de cada unidad experimental, se etiquetó cada muestra molida y se envió a laboratorio donde se le realizó el análisis para conocer el contenido de N en la biomasa aérea (método usado para estimarlo en laboratorio). Este procedimiento fue repetido de la misma forma, después de cada vuelo realizado.



Figura 22. Muestreo destructivo del cultivo.



Figura 23. Secado de muestras en horno a temperatura constante.

5.5 Procesamiento de imágenes

Las imágenes tomadas por el sensor desde la plataforma del UAV, fueron procesadas para obtener ortoimágenes multiespectrales, usando el software PIX4Dmapper v. 2.1.61 para 64 bits, el cual es un software de reconstrucción 3D. Las imágenes, los puntos de control en tierra y el log del vuelo, este último contiene las localizaciones gruesas de las imágenes, fueron las entradas para el software.

El procedimiento grueso del programa es en primer paso, una alineación gruesa de las imágenes, después una identificación manual de los puntos de control los cuales servirán para optimizar el procedimiento de alineación, en el siguiente paso se reconstruye una escena 3D como nube de puntos y será triangulada para construir un modelo de elevación digital, por último se tendrá como salida un mosaico de todas las imágenes lo cual se conoce como un ortomosaico, en formato GeoTIFF con sistema de coordenadas proyectadas WGS 1984, UTM zona 14 norte, para cada misión de vuelo.

El software Pix4D, cuenta con una herramienta donde podemos hacer algebra de mapas, dicha herramienta nos permitió estimar los índices de vegetación.

5.5.1 Calibración y corrección de imágenes

La compañía MAPIR (Peau Productions, Inc., 2016) cuenta con un paquete de objetivos (targets) terrestres (Figura 24), diseñados para la calibración de la reflectancia de las cámaras, este paquete contiene tres objetivos terrestres que cada uno tiene su curva de reflectancia conocida (Figura 25). El material de los objetivos tiene una textura mate duradera y se utiliza idealmente cuando el reflejo del sol no se refleja directamente en la cámara.



Figura 24.

Objetivos de calibración MAPIR. Fuente: www.mapir.camera.com

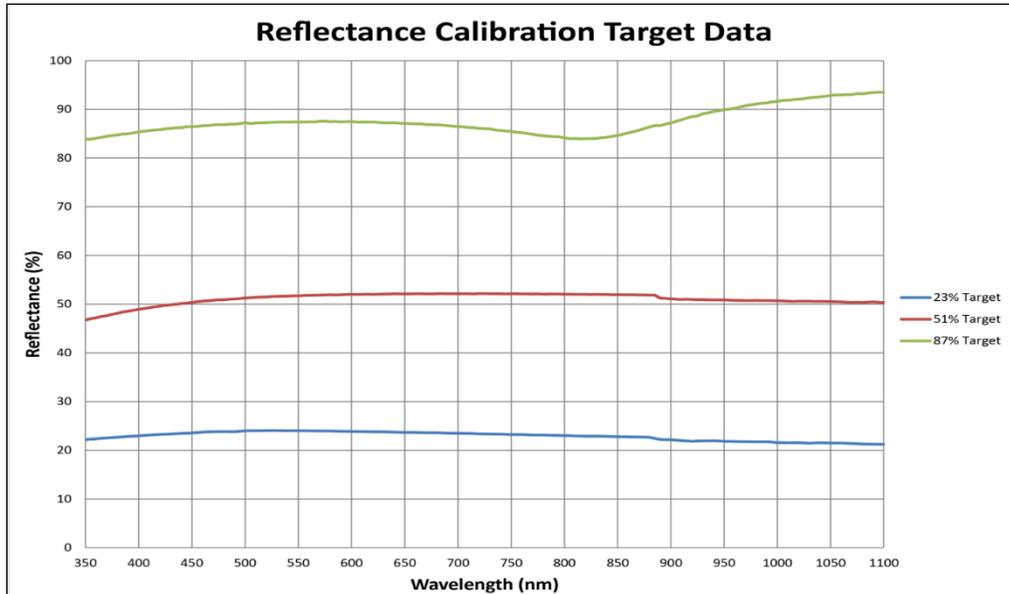


Figura 25. Curva de reflectancia de los objetivos medidos en laboratorio. Fuente: www.mapir.camera.com

El uso de estos objetivos mejora la normalización de los datos con el tiempo y permite capturar imágenes en días que no son perfectamente claros.

Para este estudio se usó una calibración vicaria con el método basado en reflectancia, donde se usaron los objetivos (targets) de mapir como datos de reflectancia verdadera en tierra y las imágenes obtenidas con el sensor.

El procedimiento usado para adquisición de la imagen de los objetivos (targets) se muestra a continuación:

- a) Se colocó el paquete abierto con los objetivos (targets) mirando hacia arriba, asegurando que estos permanezcan limpios, libres de cualquier residuo que puedan afectar la medida de reflectancia.
- b) Se voló el dron por encima de los objetivos, tratando de no sombrearlos, y de que en la captura de la imagen dichos objetivos queden lo más centrado posible, se mantuvo una altura del sensor de alrededor de 5 metros, por

ultimó se voló el área de estudio directamente después de la captura de la imagen de los objetivos.

Antes de poder aplicar las correcciones es necesario conocer los parámetros de la función lineal entre el numero digital (DN) de la imagen captada por el sensor montado en el vehículo aéreo no tripulado (Figura 26) y la reflectancia conocida de los objetivos (targets) en tierra.



Figura 26. Fotografía de los paneles capturada por el sensor.

En el cuadro 5 se ejemplifica los datos necesarios para construir la función lineal ente el ND y la reflectancia para el canal del Infrarrojo cercano (710 nm), en cada objetivo (target) (23%, 51% y 87%).

Cuadro 5. Datos de números digitales (ND) y reflectancia en la longitud de onda 710 nm

Objetivos (targets)	Canal IR (ND)	Reflectancia (longitud de onda 710 nm)
Objetivo 1 (23%)	70.836	23.45846
Objetivo 2 (51%)	96.982	52.12862
Objetivo 3 (87%)	126.683	86.27313

A continuación, usando el software libre ImageJ-Fiji (Schneider, Rasband, y Eliceiri, 2012), se extrajo una región de interés de la imagen tomada a los objetivos

(targets), la cual contenía los números digitales de cada uno de los canales del sensor (Figura 27), como sabemos cada canal corresponde a una longitud de onda que comprende al infrarrojo cercano (710 nm), al verde (525 nm) y al Azul (460 nm), estos valores fueron graficados contra su correspondiente valor de reflectancia en el Pico de la longitud de onda.

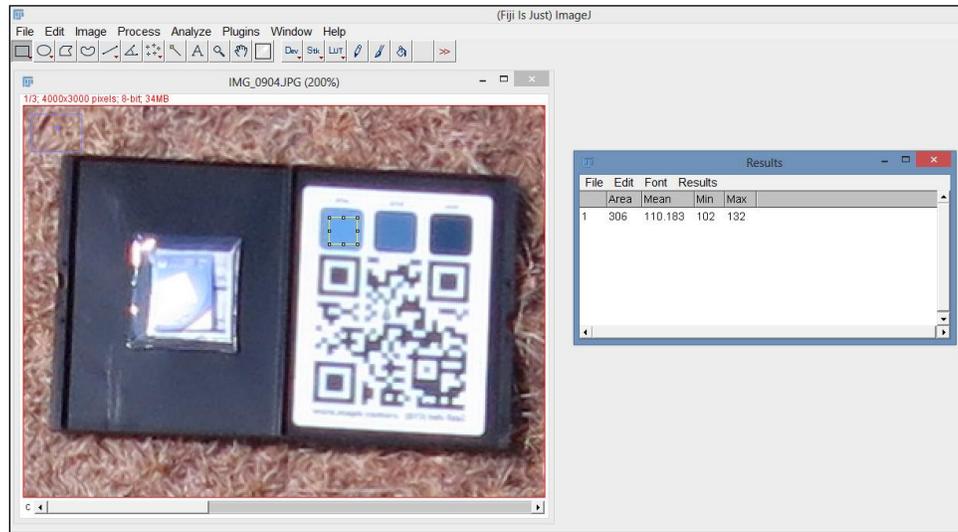


Figura 27. Extracción del ND de los objetivos (targets) de reflectancia.

Además fue necesario descomponer la imagen por canal, y realizar una regresión lineal para cada uno de ellos, por lo tanto se tiene tres funciones lineales donde la variable independiente es el ND y la variable dependiente es la reflectancia en cada pixel de cada imagen.

5.5.2 Clasificación de las imágenes.

Se realizó una clasificación usando las imágenes de reflectancia, donde se intenta separar la vegetación de las demás clases presentes en la escena (Figura 28), consiguiendo con esto obtener grupos de pixeles puros de la vegetación (trigo), esto fue hecho mediante la técnica de clasificación orientada a objetos.



Figura 28. Escena del área del trabajo de investigación.

El paradigma de análisis de imágenes orientada a objetos se basa en primer lugar en realizar una segmentación de la imagen, (Figura 29) considerando a las imágenes no solo por su valor de pixel, si no tomando en cuenta su contexto y su característica espacial.

Los algoritmos de segmentación más usados en teledetección son:

- Algoritmos de clasificación no supervisada
- Algoritmos basados en la identificación de bordes
- Algoritmos basados en el crecimiento de regiones

En el presente estudio se usó un algoritmo de crecimiento de regiones denominado "segmentación multiresolución", el cual consiste en agrupación de píxeles a partir de un conjunto de semillas distribuidas por la imagen en función de un criterio previo.

De todos los parámetros que controlan el comportamiento de este algoritmo, el conocido como parámetro de escala es el más importante. De forma muy sintetizada

se puede definir como el parámetro que controla el tamaño de los objetos, ya que funciona como umbral a la hora de permitir o no la fusión de dos objetos contiguos. Parámetros de escala bajos suelen producir objetos muy pequeños y con escasa variabilidad espectral; por el contrario, parámetros de escala altos producen objetos de mayor tamaño en los que la variabilidad espectral de los píxeles que los forman es mucho mayor. Lo habitual del análisis de imágenes orientadas a objetos es buscar mediante el método ensayo-error un parámetro de escala que ofrezca resultados aceptables para toda la escena

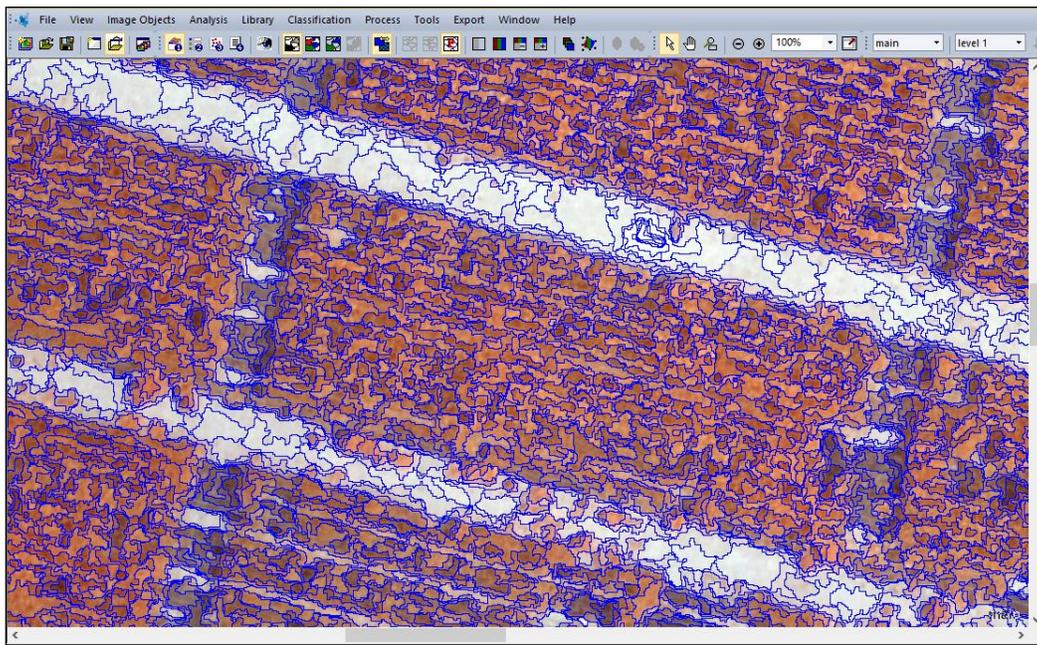


Figura 29. Segmentación de la imagen.

A continuación se crearon las clases consideradas como presentes en la imagen, a cada una de ellas se les realizó un muestreo lo que comúnmente son llamados zonas de entrenamiento (Figura 30) por último se realizó la clasificación mediante el uso del clasificador de vecino más cercano (Figura 31).

El método de clasificación de vecino más cercano es un método de clasificación supervisada (son necesarios sitios de entrenamientos, establecidos en la imagen). Los sitios de entrenamiento son vectores en un espacio característico multidimensional, cada ejemplo está descrito en términos de ciertos atributos considerando una cantidad conocida de clases para la clasificación.

El espacio es dividido en regiones por localizaciones y etiquetas de los sitios de entrenamientos. Un punto en el espacio es asignado a cierta clase, siempre y cuando esta clase sea la más frecuente entre los sitios de entrenamientos más cercanos. Generalmente se usa la distancia euclidiana.

La fase de entrenamiento del algoritmo consiste en almacenar los vectores característicos y las etiquetas de las clases de los sitios de entrenamiento. En la fase de clasificación, la evaluación del ejemplo (del que no se conoce su clase) es representada por un vector en el espacio característico. Se calcula la distancia entre los vectores almacenados y el nuevo vector, y se seleccionan los K ejemplos más cercanos. El nuevo ejemplo es clasificado con la clase que más se repite en los vectores seleccionados.

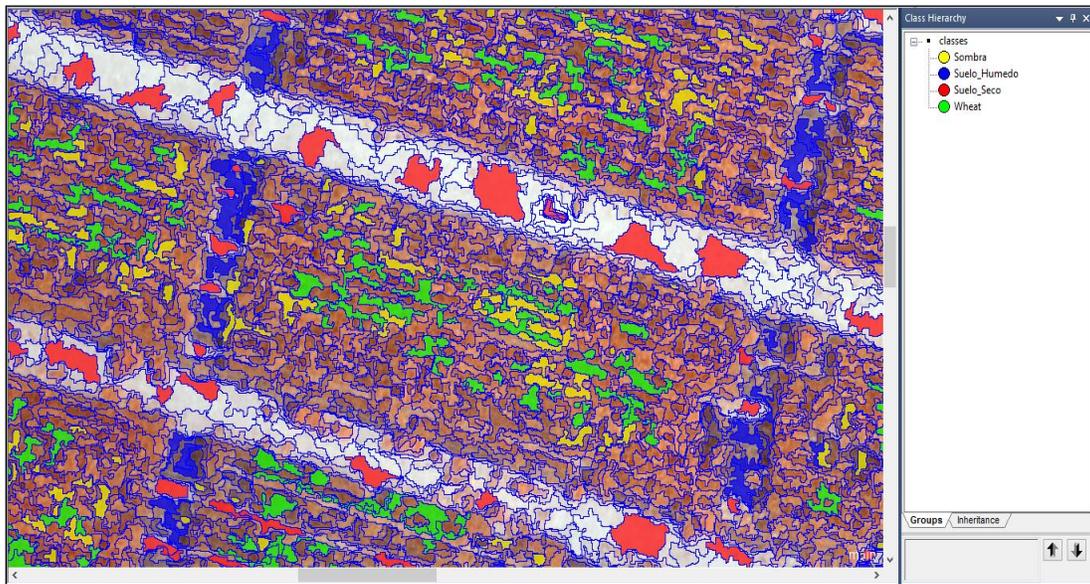


Figura 30. Zonas de entrenamientos para cada clase creada.

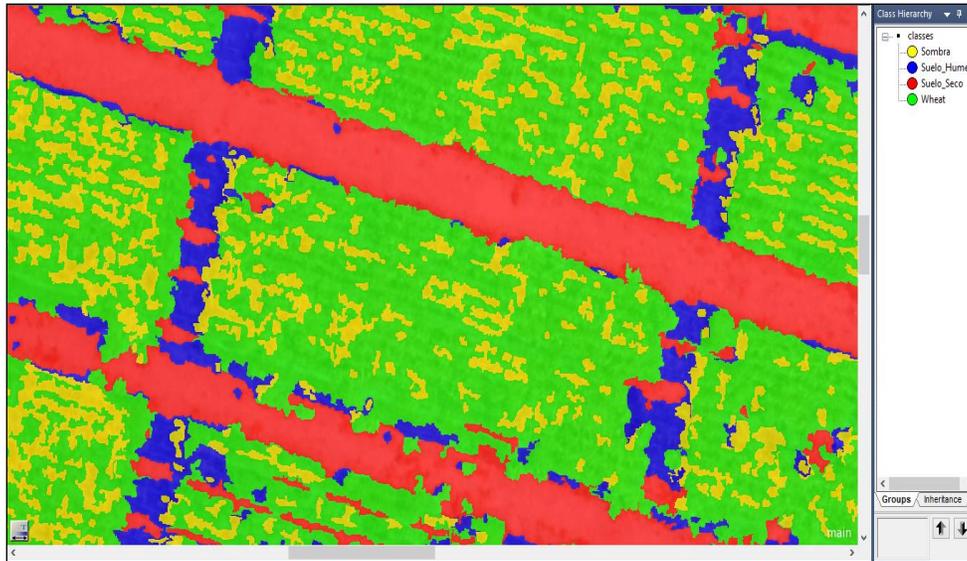


Figura 31. Clasificación de la imagen usando el método de vecino más cercano

5.5.3 Extracción de los valores de los índices de vegetación.

El cálculo de los índices de vegetación fue hecha con los mapas de reflectancia de los canales del sensor (Azul, Verde e Infrarrojo), usando la herramienta "Edit Customized feature" del software eCognition Developer (figura 32), el cual hace algebra de mapas y por lo tanto es posible hacer aritmética entre los distintos canales.

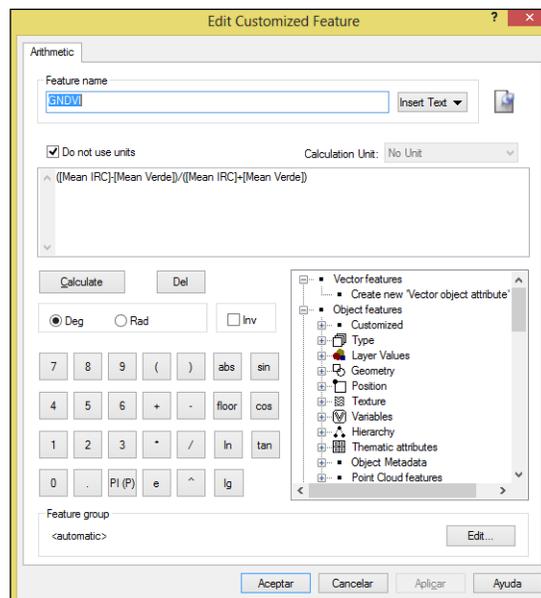


Figura 32. Herramienta de algebra de mapas del software eCognition.

Después de calcular los índices de vegetación y de extraer los polígonos con píxeles puros de trigo, esta información fue exportada y guardada con formato shape, posteriormente los archivos fueron abiertos en Arcmap 10.3 de ArcGis, en donde se dibujaron polígonos par el área de interés de cada unidad experimental como puede verse en la figura 33.

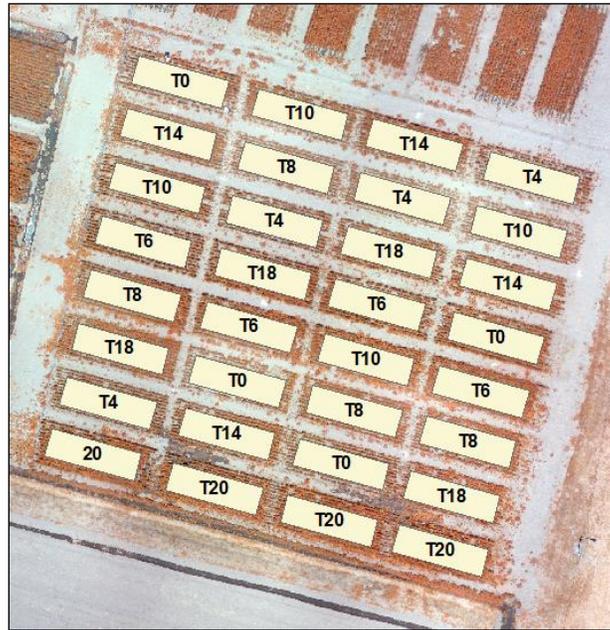


Figura 33. Área de interés de cada unidad experimental.

Al contar con las áreas de interés se procedió a extraer el valor promedio de los índices de vegetación de los polígonos que contenían vegetación de trigo (figura 34).

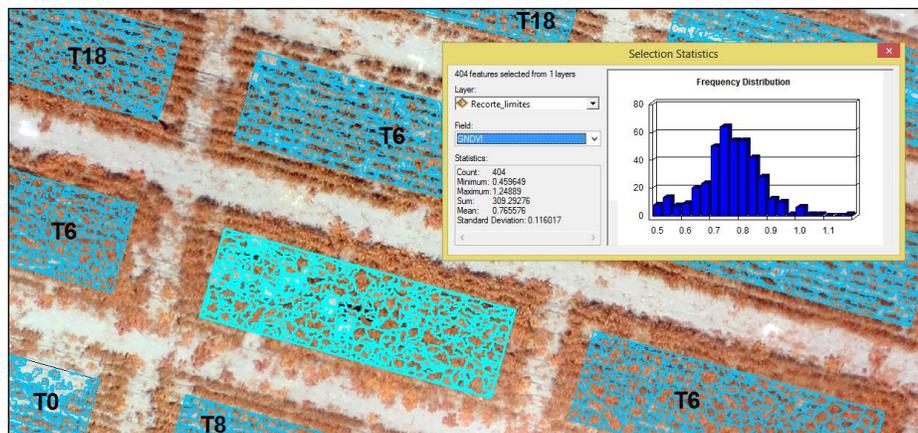


Figura 34. Extracción del valor promedio del GNDVI de cada unidad experimental.

Conociendo el valor promedio del índice de vegetación para cada unidad experimental de cada tratamiento y de cada bloque, se procedió a realizar un gráfico de dispersión de datos en el software Excel 2013, donde el promedio de BNDVI se relacionó con el valor promedio de biomasa para cada campaña de vuelo, de igual manera fue hecha para el GNDVI y el CN.

6. RESULTADOS

6.1 Parámetros de calibración de las imágenes

Los objetivos (targets) usados tienen una reflectancia típica para cada canal de la cámara multispectral, y basado en eso, fue establecida la relación de calibración vicaria. El coeficiente de determinación R^2 , muestra un ajuste al modelo lineal muy cercano a uno.

El cuadro 6 describe los resultados finales de este estudio, donde se muestran los coeficientes de calibración para cada modelo de ajuste de cada canal individual.

Cuadro 6. Coeficientes de calibración del modelo ajustado entre los ND de la imagen realizada a los objetivos y su reflectancia medida de laboratorio.

Canal	Ajuste canal individual		
	C_0	C_1	R^2
Azul (460 nm)	-57.746	0.579	0.974
Verde(525 nm)	-46.000	0.754	0.987
Infrarrojo cercano(710 nm)	-56.516	1.1253	0.9998

De manera gráfica los modelos de ajuste son presentados para el canal azul, verde e infrarrojo cercano (Figura 35, 36 y 37, respectivamente), en ellos se puede observar que el canal infrarrojo cercano es el que presenta el mayor ajuste con una R^2 de 0.9998, mientras que el canal azul es el de menor R^2 con 0.974.

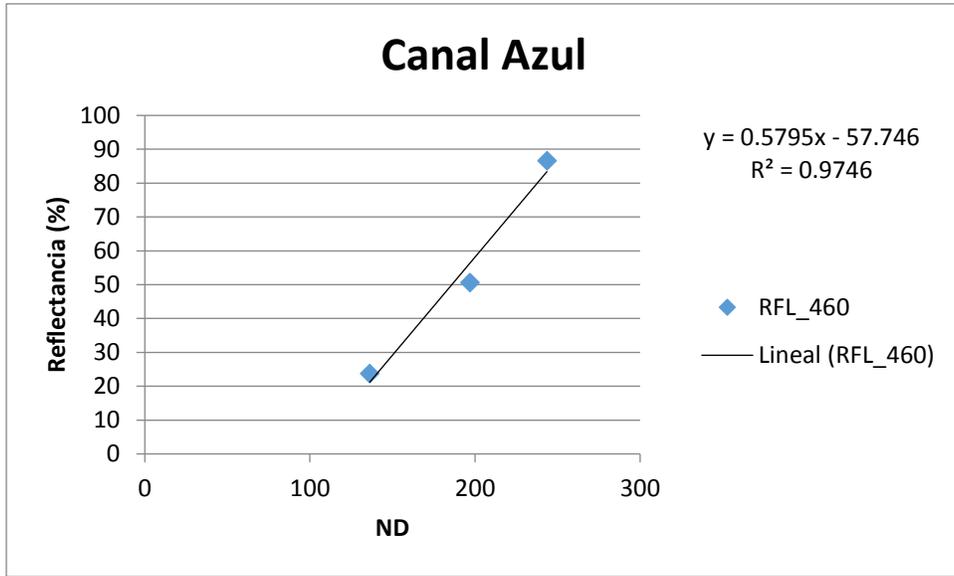


Figura 35. Relación lineal entre el número digital (ND) y la reflectancia de los objetivos en sus tres niveles de luz reflejada en el canal azul del sensor.

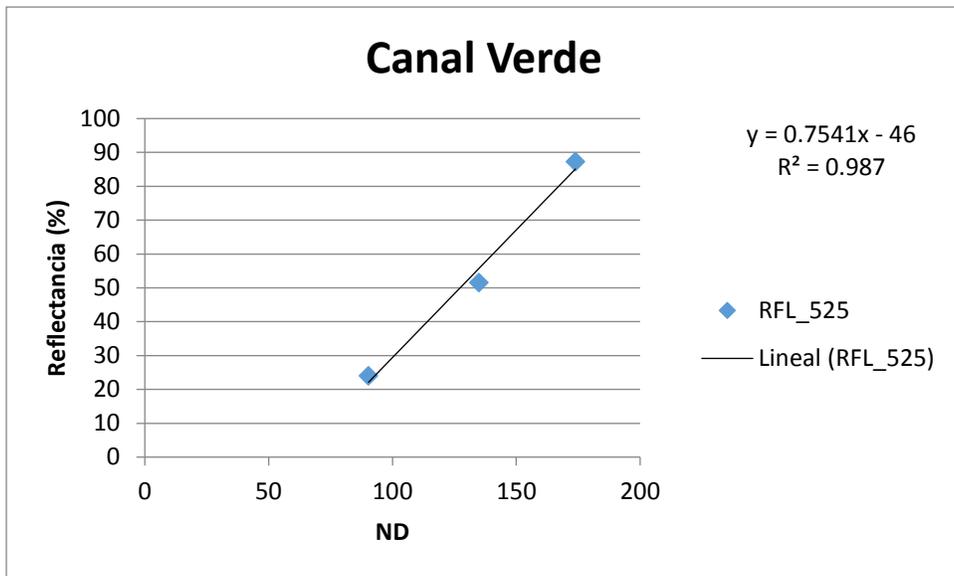


Figura 36. Relación lineal entre el número digital (ND) y la reflectancia de los objetivos en sus tres niveles de luz reflejada en el canal verde del sensor

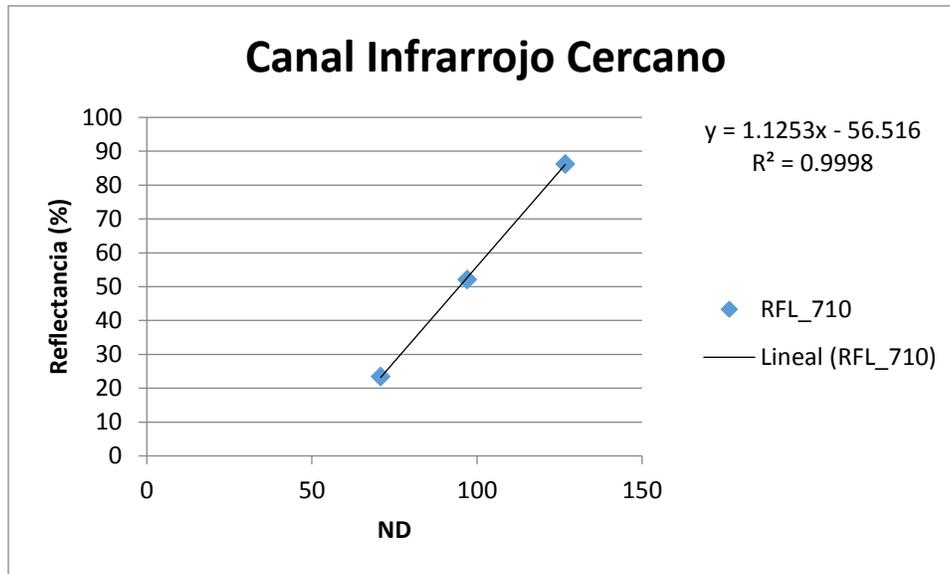


Figura 37. Relación lineal entre el número digital (ND) y la reflectancia de los objetivos en sus tres niveles de luz reflejada en el canal Infrarrojo cercano del sensor.

6.2 Análisis de datos del experimento.

Antes de correlacionar datos derivados de las imágenes digitales con datos de campo, primeramente se analizó la información medida del Peso Seco y del contenido de Nitrógeno de la biomasa aérea del trigo, realizando un análisis de calidad de datos para conocer la dispersión de los mismos y en consecuencia eliminar valores atípicos que pudieran afectar la fiabilidad de los resultados.

Este procedimiento fue hecho para cada fecha de medición de las variables de interés.

La medida de dispersión estadística usada fue el rango intercuartil, esta medida de variabilidad se empleó para ubicar valores extremos (atípicos) de los datos de contenido de nitrógeno y de biomasa expresada en peso seco.

6.2.1 Comportamiento del Peso seco a través del tiempo

En este análisis se buscó conocer cómo se comportó los datos colectados de peso seco durante las distintas etapas fenológicas de medición que se establecieron en el trabajo de investigación.

En la figura 38 podemos observar el comportamiento del peso seco de los 7 tratamientos durante las cuatro campañas de vuelo.

Se observa que el comportamiento del peso seco, en términos generales, sigue una tendencia lógica, lo cual quiere decir que el valor menor observado corresponde a la dosis más baja de Nitrógeno y los valores de peso seco van aumentando conforme la dosis de aplicación aumenta, de igual manera se puede comprobar que la biomasa es mayor a medida que el cultivo de trigo cambia de etapa fenológica. En el vuelo 1 es donde se presentó la mayor discrepancia al comportamiento lógico de los tratamientos, en la figura 38 se observa de manera gráfica que en el vuelo 1 los tres primeros tratamientos muestran dicho desacuerdo a la dosis aplicada.

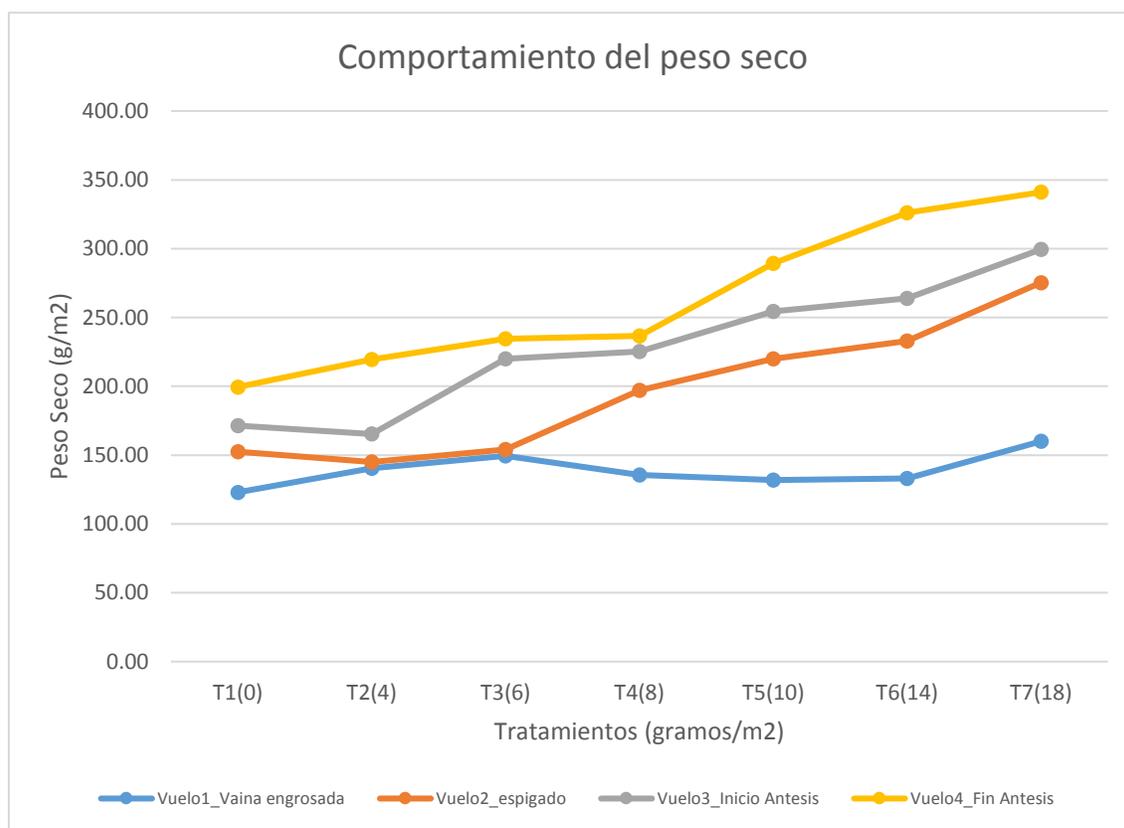


Figura 38. Comportamiento del peso seco a través de las 4 campañas de vuelo

6.2.2 Comportamiento del Contenido de N a través del tiempo

Al igual que con el peso seco, al contenido de nitrógeno se le analizó el comportamiento que presentó a través de las distintas campañas de vuelo.

En la figura 39 se muestra de manera gráfica la tendencia de los 7 tratamientos durante las 4 campañas de vuelo.

Del análisis de la gráfica se corrobora que a medida que el cultivo avanza a través de las distintas etapas fenológicas, el contenido de nitrógeno en la planta comienza a tener una degradación, con lo cual según la base teórica desarrollada por distintos autores durante investigaciones previas, mencionan que es posible desarrollar una curva de dilución del nitrógeno donde solo existen diferencias significativas entre especies C3 y C4.

El comportamiento mostrado en el experimento es considerada como normal, lo que significa que a mayor dosis de aplicación de Nitrógeno mayor contenido de nitrógeno tendrá la biomasa y que a medida que el cultivo se desarrolla la concentración del nitrógeno se va diluyendo, exceptuando el tratamiento 6 g/m² del vuelo 3 donde se presentó un valor atípico, el cual afectó al coeficiente de determinación R² al momento de realizar la relación con el índice de vegetación BNDVI.

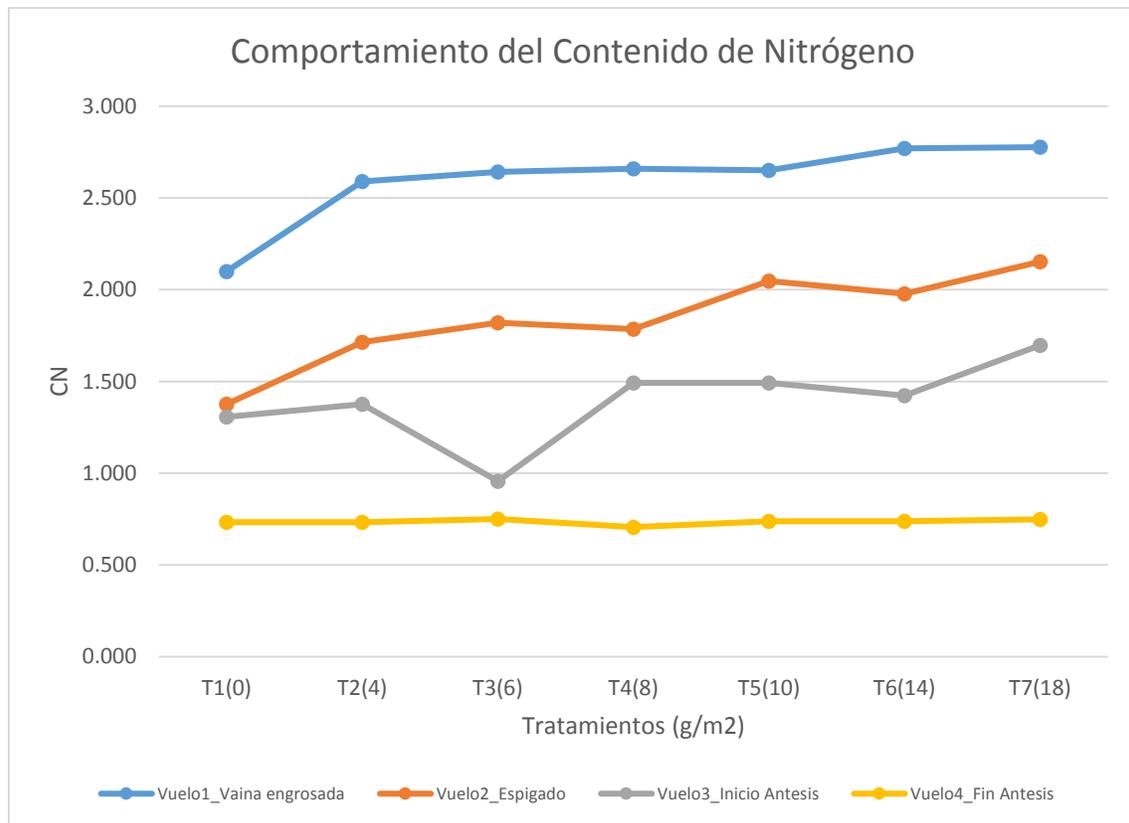


Figura 39. Comportamiento del contenido de nitrógeno a través de las 4 campañas de vuelo

6.2.3 Diagnóstico del estado del N del trigo usando el Índice de Nutrición Nitrogenada (INN).

Según Greenwood *et al* (1990) definen a la curva de dilución de nitrógeno como la mínima concentración de N en la planta que corresponde a la máxima masa del cultivo, es decir que la demanda de N por el cultivo corresponde a la captura crítica de N que es la mínima captura de N por el cultivo para alcanzar la máxima masa del cultivo.

La curva de dilución del N indica que el estado del nitrógeno es interpretado en relación con la masa del cultivo y permite la separación del estado real del N en dos situaciones:

- Por arriba de la curva, los cultivos muestran un consumo superior de N al recomendado para alcanzar la máxima biomasa del cultivo, por lo que se considera que esa captura de N es innecesaria ya que la biomasa no tendría algún aumento, mientras que
- Por debajo, los cultivos están en un suministro deficiente de nitrógeno.

En la presente investigación fueron usados los coeficientes reportados por Lemaire and Salette (1984a, b) y los coeficientes reportados por Justes *et al.* (1994), quienes definieron los coeficientes específicamente para el cultivo de trigo.

En el cuadro 6 se muestra el peso seco (t/ha), porcentaje de Nitrógeno real (%Na), porcentaje de Nitrógeno crítico (%Nc) y el índice de nutrición nitrogenada en los distintos tratamientos y en las 4 campañas de vuelo, usando la curva de dilución propuesta por Lemaire y Salette(1984 a,b).

Cuadro 7. valores de peso seco expresada en t/ha (W), Porcentaje real de nitrógeno (%Na), porcentaje critico de nitrógeno estimado con coeficientes de Lemaire y Salette (%Nc) y el índice de nutrición nitrogenada (INN).

T (g/m ²)	v1				v2				v3				v4			
	W (t/ha)	%Na	%Nc	INN												
0	4.92	2.10	2.88	0.73	6.10	1.38	2.69	0.51	6.86	1.31	2.59	0.50	7.98	1.18	2.47	0.48
4	5.62	2.59	2.76	0.94	5.80	1.72	2.73	0.63	6.61	1.38	2.62	0.52	8.78	1.30	2.40	0.54
6	5.98	2.64	2.71	0.98	6.16	1.82	2.68	0.68	8.80	0.96	2.39	0.40	9.38	1.37	2.34	0.58
8	5.42	2.66	2.79	0.95	7.88	1.79	2.48	0.72	9.01	1.49	2.38	0.63	9.47	1.10	2.34	0.47
10	5.28	2.65	2.82	0.94	8.80	2.05	2.39	0.86	10.18	1.49	2.28	0.65	11.57	1.19	2.19	0.54
14	5.32	2.77	2.81	0.99	9.32	1.98	2.35	0.84	10.56	1.42	2.26	0.63	13.04	1.37	2.11	0.65
18	6.40	2.78	2.65	1.05	11.01	2.15	2.23	0.97	11.98	1.70	2.17	0.78	13.64	1.45	2.08	0.70

En la figura 40 se representa de manera gráfica el estado del nitrógeno del cultivo del trigo para cada tratamiento y en cada campaña de vuelo, usando la curva de dilución de Lemaire y Salette (1984 a, b).

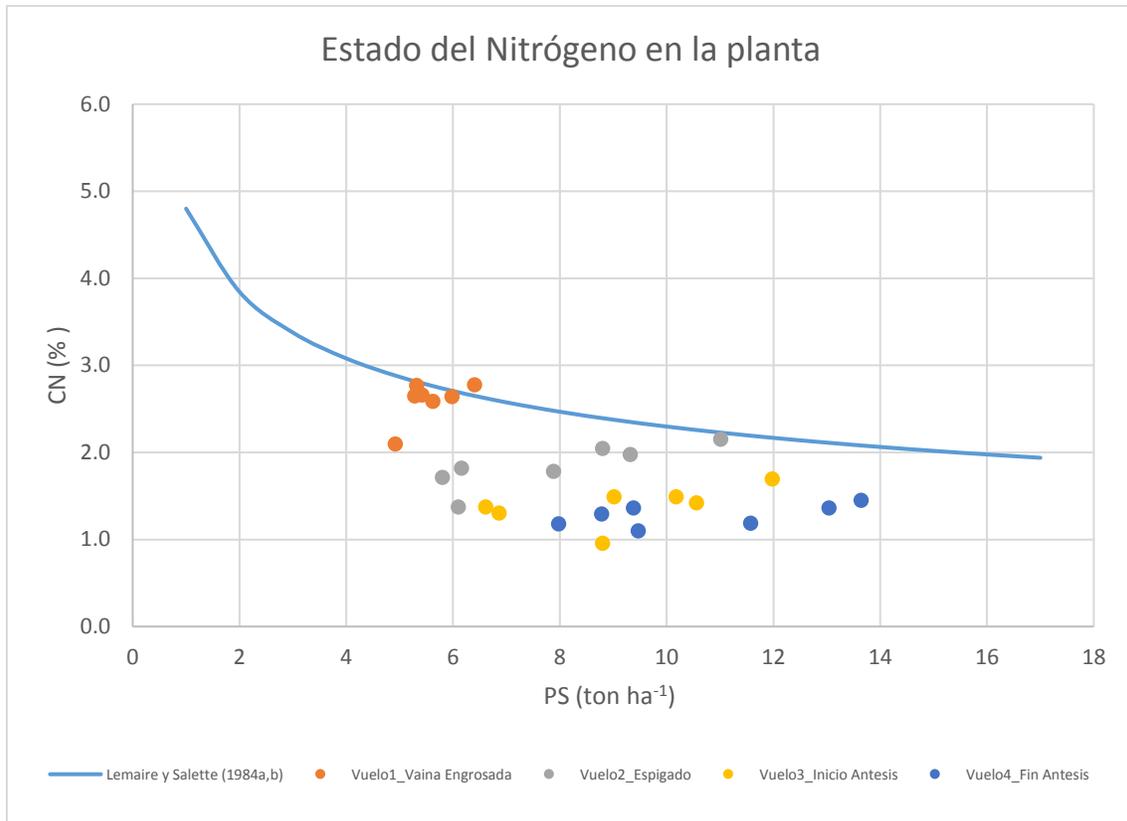


Figura 40. Estado del N en la planta usando la curva de dilución del N propuesta por Lemaire y Salette (1984 a, b)

El cuadro 7 reporta el peso seco (t/ha), porcentaje de Nitrógeno real (%Na), porcentaje de Nitrógeno crítico (%Nc) y el índice de nutrición nitrogenada para los 7 tratamientos en las 4 campañas de vuelo, usando la curva de dilución propuesta por Justes *et al.* (1994).

Cuadro 8. Valores de peso seco expresada en t/ha (W), Porcentaje real de nitrógeno (%Na), porcentaje crítico de nitrógeno estimado con coeficientes de Justes *et al.* (%Nc) y el índice de nutrición nitrogenada (INN).

T (g/m ²)	v1				v2				v3				v4			
	W (t/ha)	%Na	%Nc	INN	W (t/ha)	%Na	%Nc	INN	W (t/ha)	%Na	%Nc	INN	W (t/ha)	%Na	%Nc	INN
0	4.92	2.10	2.63	0.80	6.10	1.38	2.39	0.58	6.86	1.31	2.27	0.58	7.98	1.18	2.13	0.56
4	5.62	2.59	2.48	1.04	5.80	1.72	2.45	0.70	6.61	1.38	2.31	0.60	8.78	1.30	2.04	0.64
6	5.98	2.64	2.41	1.10	6.16	1.82	2.38	0.76	8.80	0.96	2.04	0.47	9.38	1.37	1.98	0.69
8	5.42	2.66	2.52	1.06	7.88	1.79	2.14	0.84	9.01	1.49	2.01	0.74	9.47	1.10	1.97	0.56
10	5.28	2.65	2.55	1.04	8.80	2.05	2.04	1.01	10.18	1.49	1.91	0.78	11.57	1.19	1.80	0.66
14	5.32	2.77	2.54	1.09	9.32	1.98	1.98	1.00	10.56	1.42	1.88	0.76	13.04	1.37	1.71	0.80
18	6.40	2.78	2.34	1.19	11.01	2.15	1.84	1.17	11.98	1.70	1.78	0.96	13.64	1.45	1.68	0.87

La figura 41 muestra de forma gráfica el comportamiento del Nitrógeno real con respecto a la curva de dilución reportada por Justes *et al.* 1994.

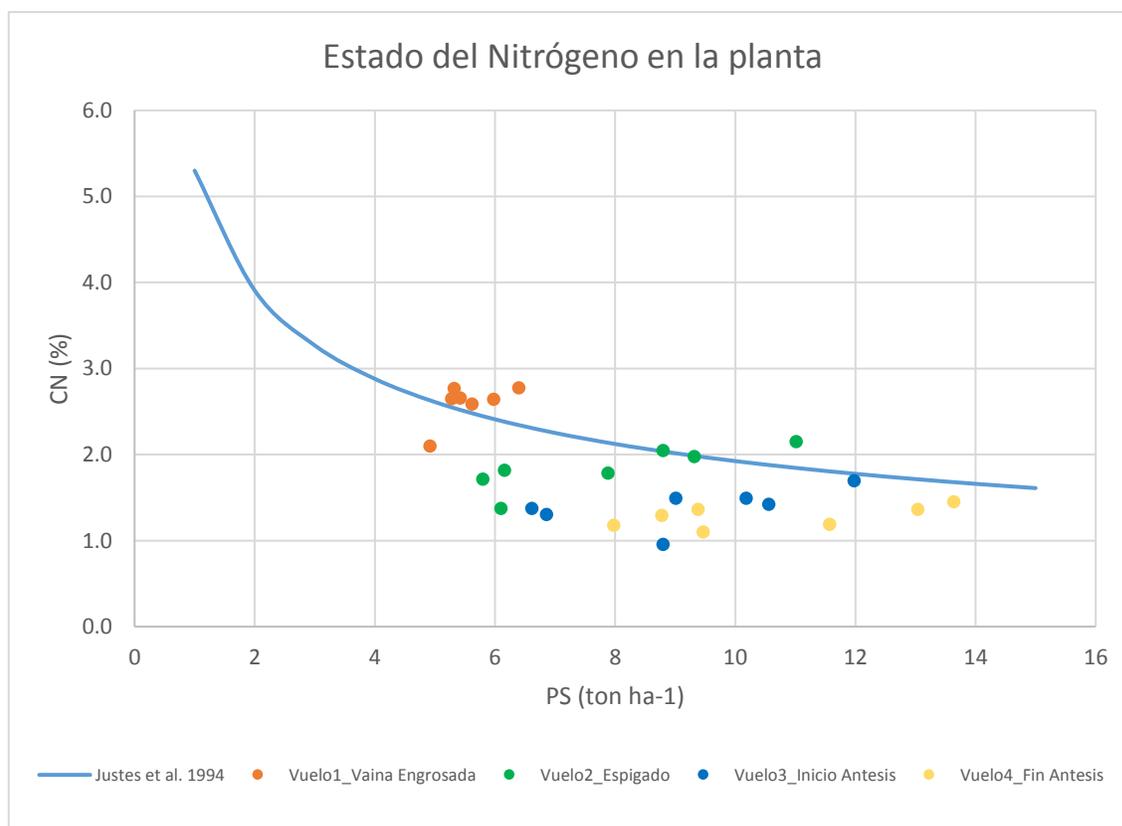


Figura 41. Estado del N en la planta usando la curva de dilución del N propuesta por Justes *et al.* (1994).

6.3 Datos espectrales derivados del sensor remoto montado en UAV

Como parte de la investigación fueron propuestos 2 índices de vegetación el BNDVI ("Blue NDVI", índice de vegetación de diferencias normalizadas usando el canal azul) y el GNDVI ("Green NDVI, índice de vegetación de diferencias normalizadas usando el canal verde).

Al igual que con los datos obtenidos en el experimento, a los datos espectrales derivados del sensor, se les aplicó la medida de dispersión estadística del rango intercuartil, buscando valores extremos atípicos.

Se realizó el análisis del comportamiento de los dos índices durante las 4 campañas de vuelo y para los 7 tratamientos de dosis de nitrógeno.

6.3.1 Comportamiento del BNDVI a través del tiempo

El índice BNDVI presentó una tendencia lineal durante las cuatro campañas de vuelo, además se observó que aumenta el valor de este índice conforme aumenta la dosis de fertilización.

La línea de ajuste que presentó mayor pendiente para los 7 tratamientos se manifestó en la campaña de vuelo 1 mientras que los valores más altos del BNDVI se observaron durante la campaña de vuelo 2.

El tratamiento 6 g/m² de la campaña de vuelo 1 mostró el comportamiento más atípico con respecto a los otros tratamientos.

Se observó la particularidad de que después de la campaña de vuelo 2 los valores de BNDVI comienzan a disminuir.

En la figura 42 se observa de manera gráfica como fue comportándose el índice a través del tiempo para los 7 tratamientos.

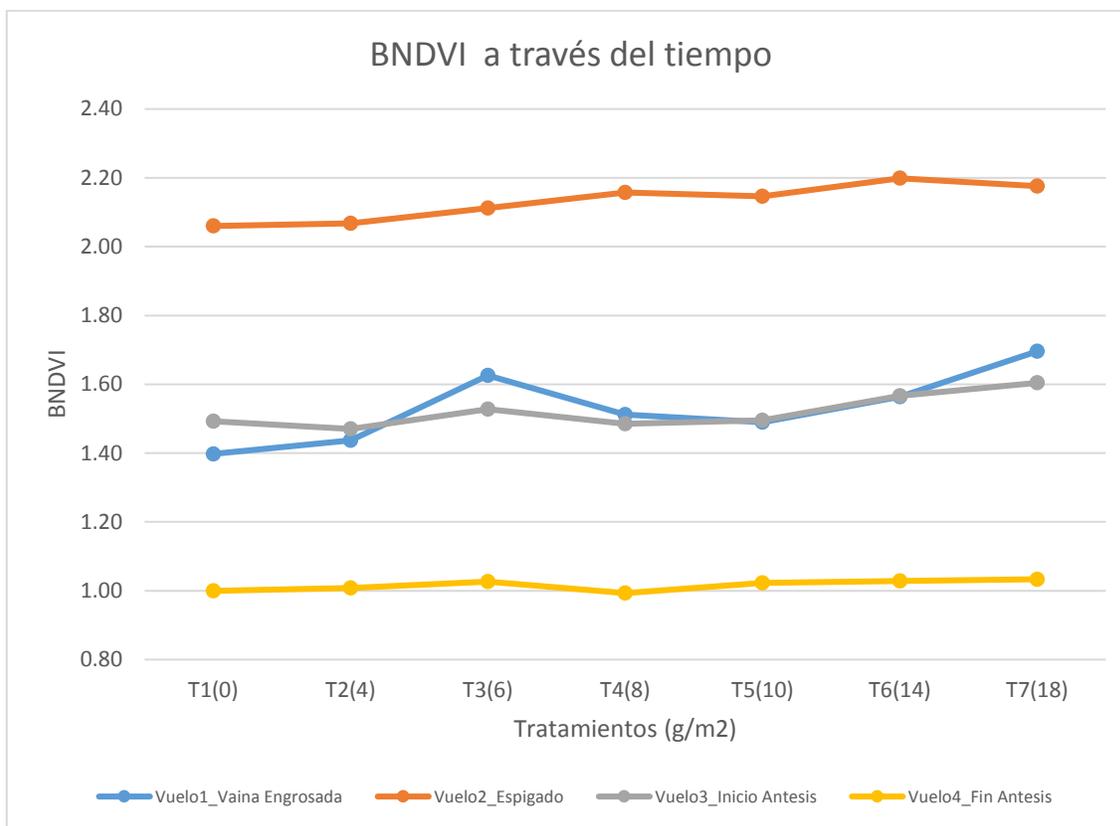


Figura 42. Comportamiento del BDNVI a través de las 4 campañas de vuelo.

6.3.2 Comportamiento del GNDVI a través del tiempo

Los valores del índice de vegetación GNDVI aumentó conforme la dosis de fertilización aumentaba, presentó una tendencia lineal entre tratamientos, al igual que con el índice BNDVI, la mayor pendiente de la línea de ajuste entre tratamientos fue durante la campaña de vuelo 1 y los valores más altos de este índice fue encontrado en la campaña de vuelo 2.

El tratamiento 6 g/m² de la campaña de vuelo 1 mostró el comportamiento más atípico con respecto a los otros tratamientos.

La particularidad del comportamiento del GNDVI entre campañas de vuelo es que después de la campaña de vuelo 2 los valores empiezan a disminuir, el mismo caso que ocurre con el BNDVI.

En la figura 43 se observa de manera gráfica el comportamiento y las tendencias del GNDVI para los 7 tratamientos y entre las 4 campañas de vuelo.

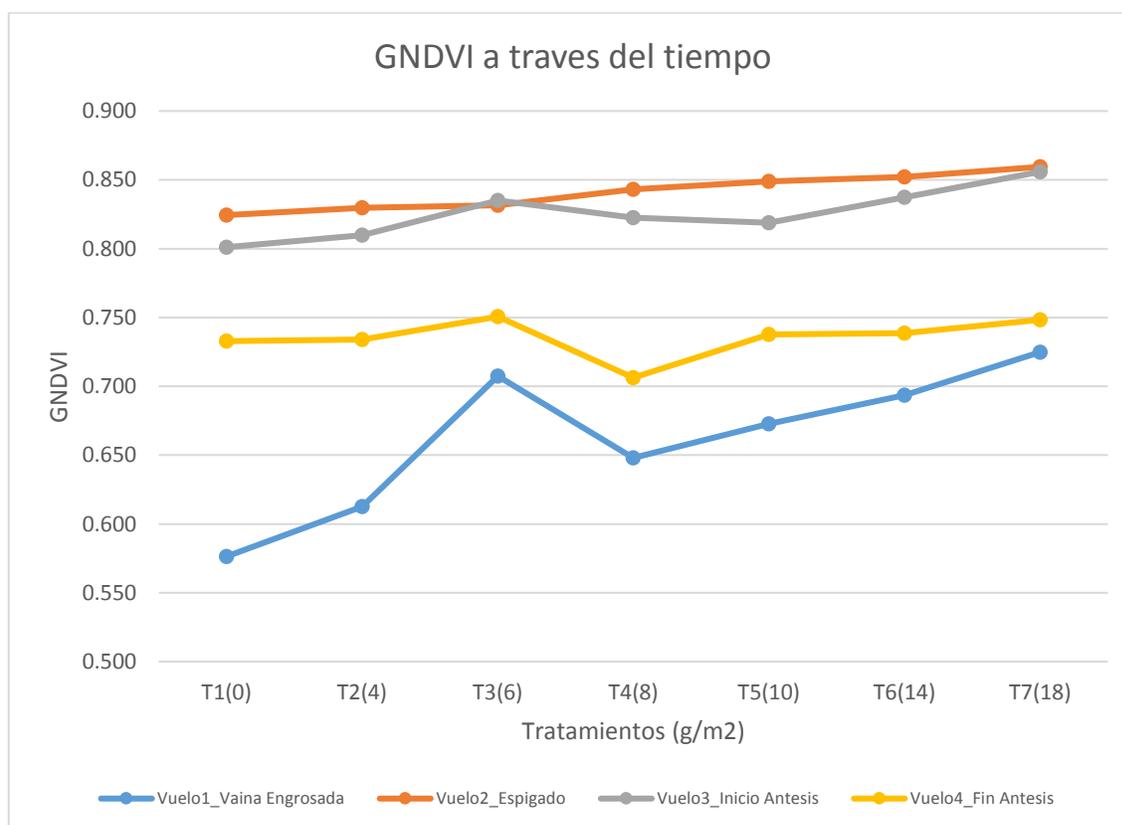


Figura 43. Comportamiento del GNDVI a través de las 4 campañas de vuelo

6.4 Relación entre la biomasa (peso seco) y el BNDVI.

Uno de los insumos de entrada necesario para hacer uso de la curva de dilución es la biomasa, la cual en esta investigación se expresó en peso seco, por lo que se intentó estimar esta variable mediante el uso de un índice de vegetación, en este

caso se optó por el uso del BNDVI a continuación se presentan los resultados obtenidos:

6.4.1 Campaña de vuelo 1

La línea de regresión que mejor se ajustó en la relación entre el BNDVI y la biomasa presentó un coeficiente de determinación $R^2=0.7312$, lo cual nos dice que el BNDVI explica en un 73.12 % la varianza del peso seco.

La figura 44 nos muestra el gráfico de dispersión que nos ayudó a evaluar de manera general la relación existente entre las variables de interés y mostro una pendiente positiva donde a medida que aumento el BNDVI aumento la biomasa del cultivo del trigo.

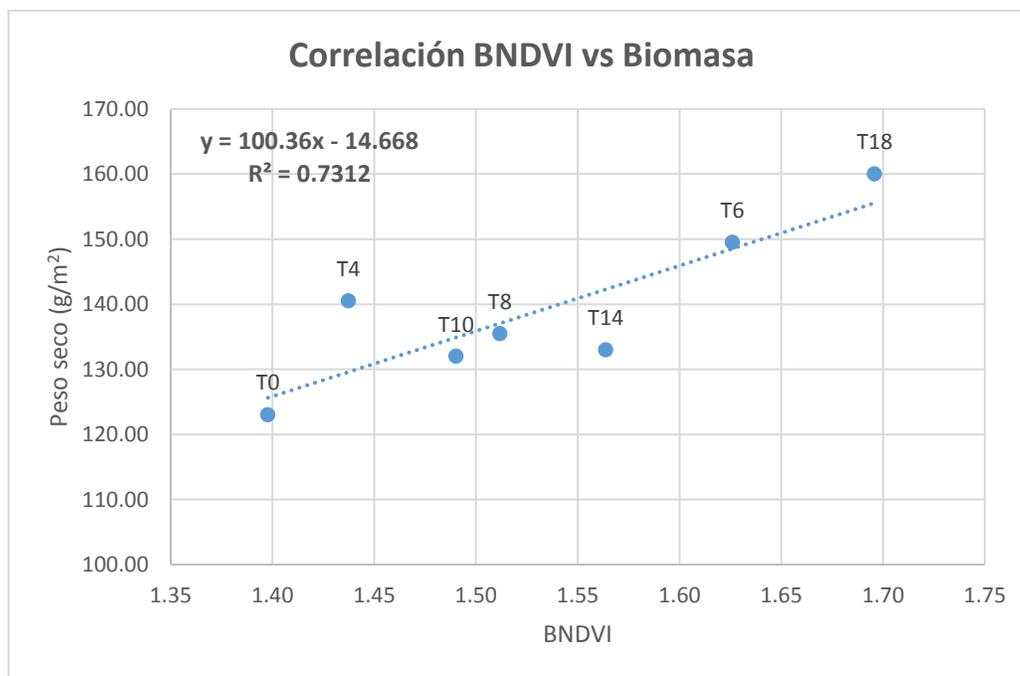


Figura 44. Regresión lineal entre el BNDVI y el peso seco en la campaña de vuelo 1.

6.4.2 Campaña de vuelo 2

Realizando el ajuste lineal por el método de mínimos cuadrados se obtuvo un coeficiente de determinación $R^2=0.7533$ podemos afirmar que el modelo de ajuste es bueno ya que el valor de R^2 es cercano a 1.

En concreto el 75.33% de la variabilidad de la variable peso seco es explicado por la variable BDNVI. Podemos concluir que el modelo lineal es adecuado para describir la relación existente entre las dos variables.

La figura 45 nos muestra el gráfico de dispersión donde se observa la nube de puntos que ayudó a evaluar de manera general la correlación existente entre las variables de interés y mostro una pendiente positiva donde a medida que aumento el BDNVI aumento la biomasa del cultivo del trigo.

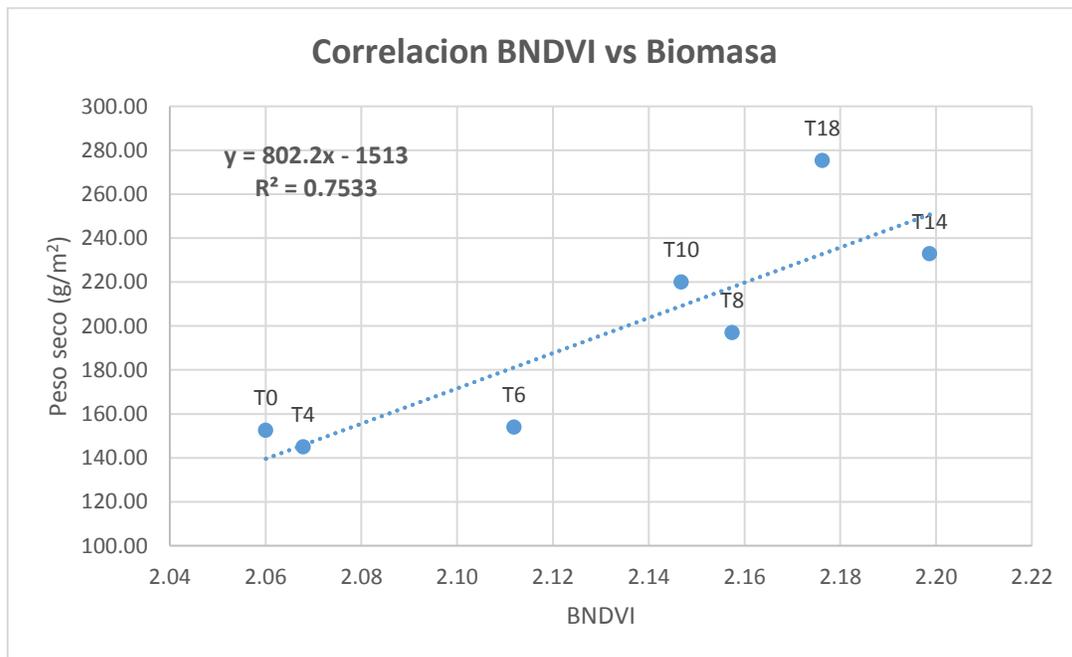


Figura 45. Regresión lineal entre el BDNVI y el Peso seco en la campaña de vuelo 2.

En esta campaña de vuelo fue donde se encontró el mejor coeficiente de determinación R^2 , en otras palabras fue el modelo de regresión lineal donde el BDNVI explicó mejor el peso seco.

6.4.3 Campaña de vuelo 3

Al realizar la regresión lineal a la nube de puntos de la campaña de vuelo 3, las variables BNDVI y Peso seco mostraron un grado de fiabilidad representada en el coeficiente de determinación de $R^2=0.6725$.

Puede observarse en los resultados que la medida de bondad de ajuste del modelo para esta campaña de vuelo fue menor que con las dos campañas de vuelo anteriores.

En la figura 46 se describe la función lineal, el R^2 y la tendencia de los datos de las dos variables, de donde se deduce que a medida que el BNDVI aumenta, el peso seco aumenta.

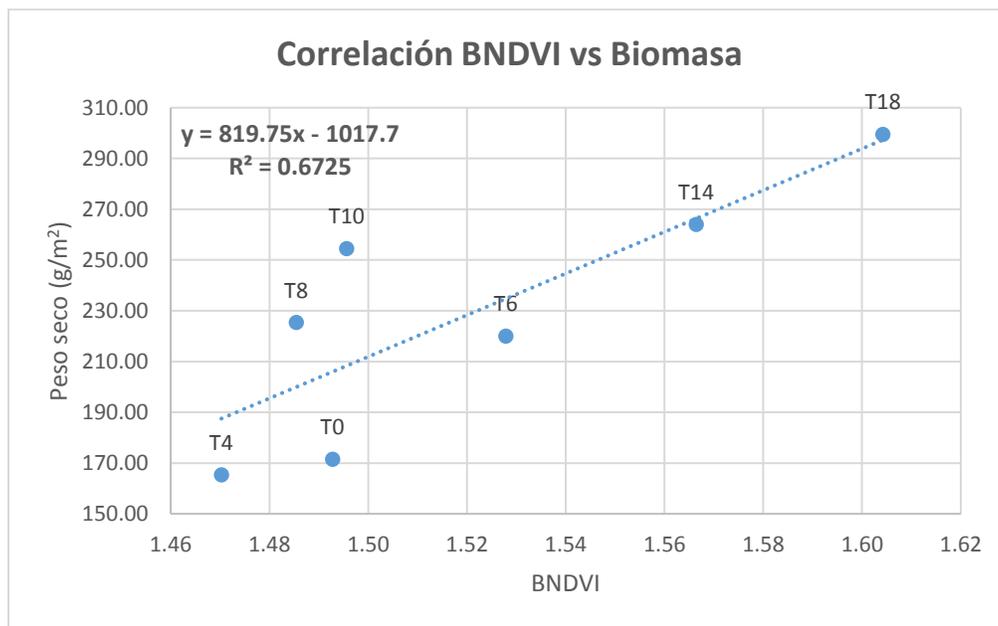


Figura 46. Regresión lineal entre el BNDVI y el Peso seco en la campaña de vuelo 3.

6.4.4 Campaña de vuelo 4

En esta última campaña de vuelo el valor de $R^2 = 0.6062$, lo cual se puede ver claramente que fue la campaña de vuelo que presento el peor modelo de ajuste entre las variables BNDVI y peso seco.

El BNDVI solo explicó el 60.62 % de la variabilidad del peso seco, por lo tanto se puede concluir que el modelo lineal no es el adecuado para describir la relación existente entre las dos variables.

En la figura 47 se muestra de manera gráfica la nube de puntos, la función lineal. La R^2 y la tendencia de las variables, donde al igual que con las otras campañas de vuelo, las variables presentan una pendiente positiva.

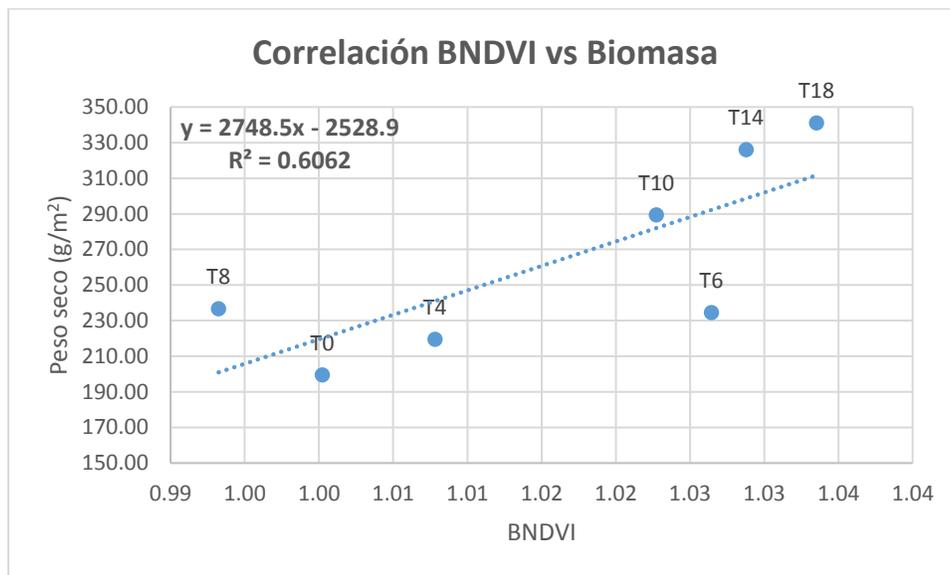


Figura 47. Regresión lineal entre el BNDVI y el peso seco en la campaña de vuelo 4.

6.5 Relación entre el Contenido de Nitrógeno (%) y el GNDVI

El GNDVI fue el índice de vegetación usado para predecir el contenido de nitrógeno expresado en porcentaje en el presente estudio. Los resultados de correlación son presentados a continuación:

6.5.1 Campaña de vuelo 1

Se realizó una regresión lineal entre las variables GNDVI estimados de las imágenes proporcionadas por el sensor montado en el UAV y el contenido de nitrógeno expresado en porcentaje determinado en laboratorio.

En esta primer campaña de vuelo se encontró que el ajuste de la nube de puntos a la línea recta, donde la suma de los residuales al cuadrado es la más pequeña, tenía un $R^2=0.6937$, lo que quiere decir que el GNDVI explica en un 69.37 % la variabilidad del CN, con este resultado puede decirse que el modelo ajustado ya puede considerarse adecuado para predecir valores de la variable CN a partir del índice de vegetación GNDVI.

En la figura 48 se muestra la función lineal del modelo, el R^2 y la tendencia positiva del modelo, lo cual indica que a mayor valor de GNDVI mayor es el valor de CN.

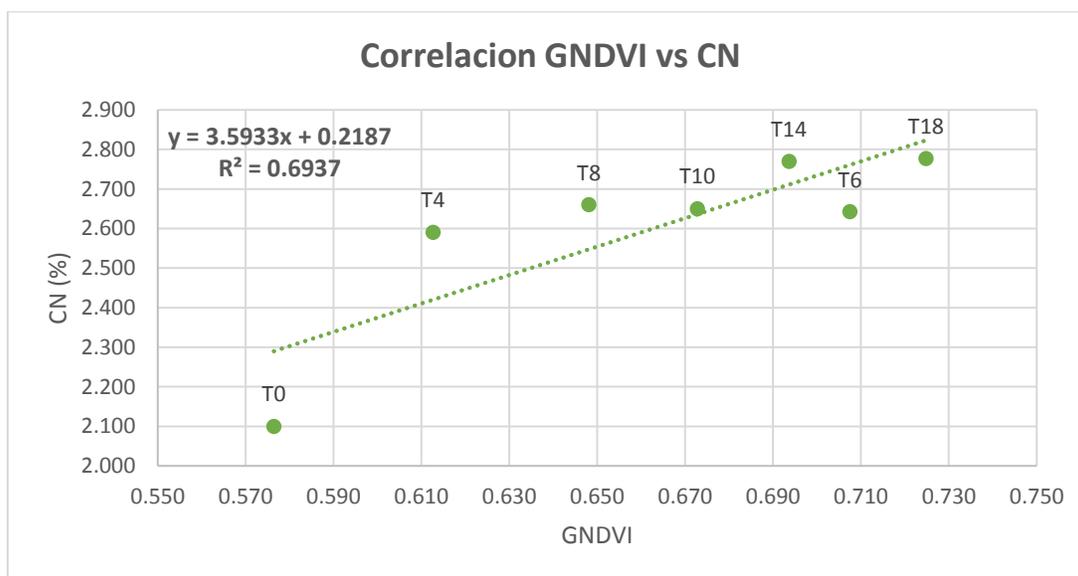


Figura 48. Regresión lineal entre el GNDVI y el contenido de nitrógeno en la campaña de vuelo 1.

6.5.2 Campaña de vuelo 2

Los datos obtenidos de GNDVI y Contenido de nitrógeno (CN) de la campaña de vuelo 2 fueron ajustados a un modelo de regresión lineal, la nube de puntos se ajustó a una línea recta donde los residuales elevados al cuadrado fueron los mínimos, para conocer qué tan bueno era el modelo se estimó el coeficiente de determinación R^2 , este presentó un valor de 0.8139.

Del resultado arrojado por el R^2 , se concluye que el modelo es muy adecuado para predecir valores de CN a partir del índice de vegetación GNDVI.

De todas las campañas de vuelo, en la campaña de vuelo 2 se presentó la mayor relación entre la variable GNDVI y el Contenido de nitrógeno, obteniendo el mejor modelo de ajuste demostrado por el valor de R^2 al mostrar el valor más alto de todas las etapas de medición.

En la figura 49 se muestra de forma gráfica la función lineal, el R^2 y la tendencia positiva de la relación.

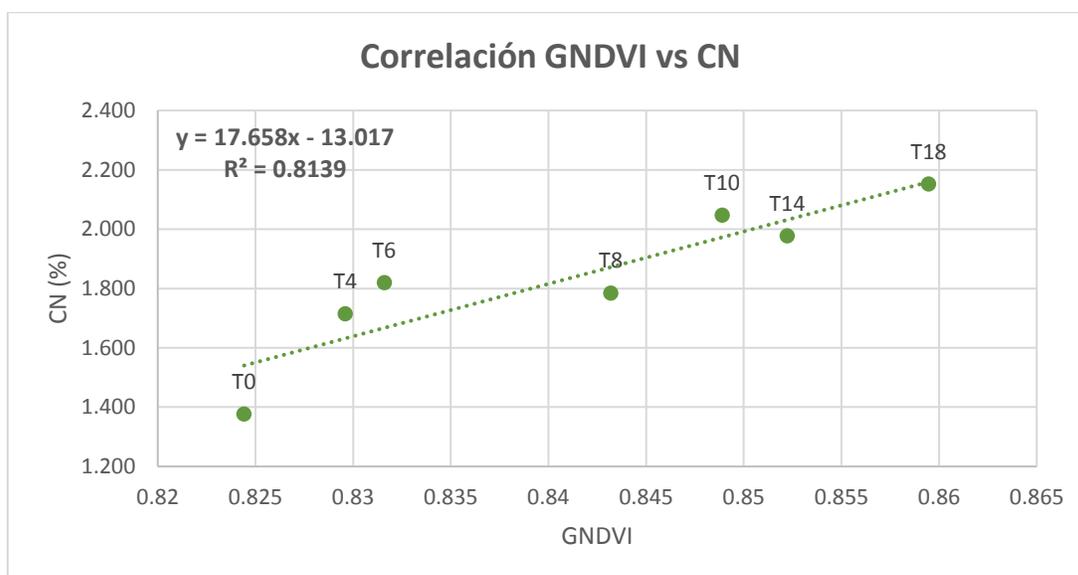


Figura 49. Regresión lineal entre el GNDVI y el contenido de nitrógeno durante la campaña de vuelo 2.

6.5.3 Campaña de vuelo 3

Durante esta campaña el GNDVI y el contenido de nitrógeno (CN) expresado en porcentaje mostraron buena relación, mostrando un valor de $R^2=0.7581$, con lo que se puede decir que el modelo de ajuste es adecuado ya que el GNDVI explica el 75.81% de la variabilidad del CN.

Al igual que como se observó en la relación BNDVI y Biomasa, el R^2 para la relación GNDVI y Contenido de nitrógeno empieza a disminuir después de la segunda campaña de vuelo.

En la figura 50 se muestra la función lineal del modelo, el R^2 y la tendencia positiva de los datos en comparación.

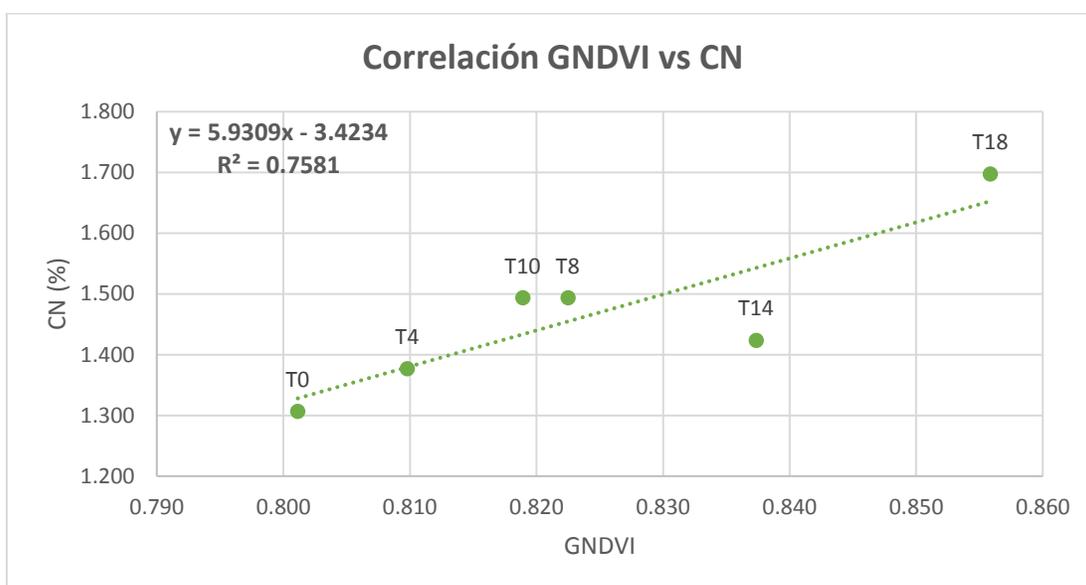


Figura 50. Regresión lineal entre GNDVI y el contenido de nitrógeno en la campaña de vuelo 3.

6.5.4 Campaña de vuelo 4

La última campaña de vuelo mostro el modelo menos adecuado para predecir el contenido de nitrógeno (CN) a partir de valores del índice de vegetación GNDVI.

La relación entre las dos variables presentó un valor de $R^2=0.6764$, dando una medida de bondad de ajuste muy pobre.

En la figura 51 se muestra de manera gráfica la función lineal del modelo de ajuste, el coeficiente de determinación R^2 y la tendencia lineal positiva de los datos analizados.

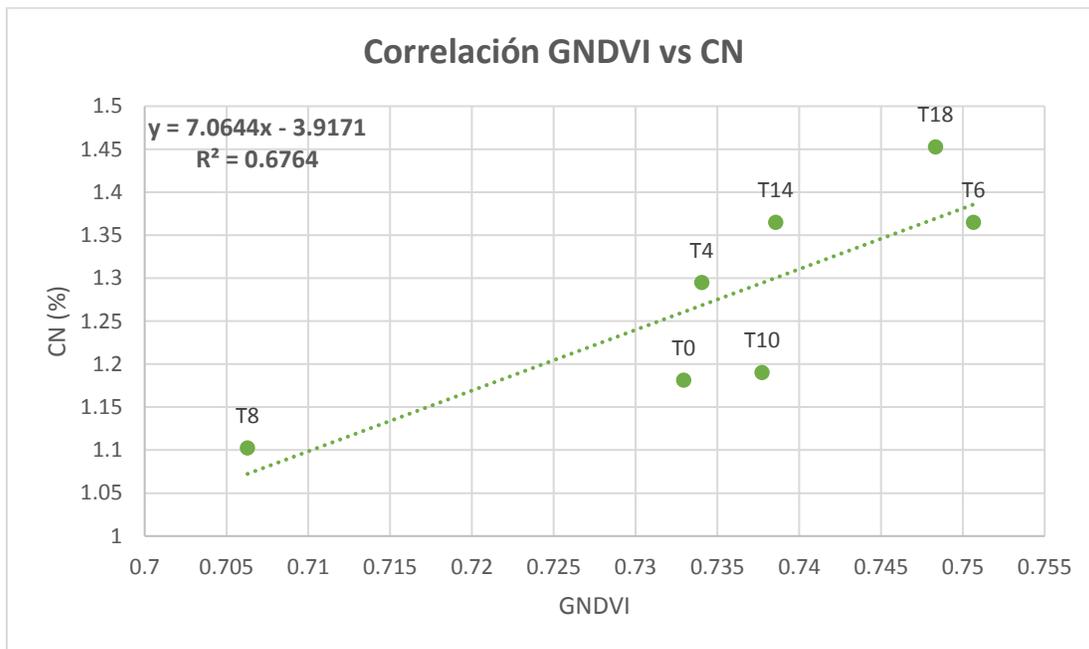


Figura 51. Regresión lineal entre el GNDVI y el contenido de nitrógeno (CN) durante la campaña de vuelo 4

7. RECOMENDACIONES

Para mejorar la precisión de los modelos es necesario probar nuevos sensores que proporcionen información en rangos espectrales donde los índices de vegetación no sufran saturación, las metodologías de corrección radiométrica deben tomar en cuenta no solo el ruido del sensor que captura la información sino de igual forma la anisotropía de la reflectancia de los cultivos, ya que al tener muchas imágenes de un mismo punto con diferentes valores la medida resultante podría estar sesgada, por último es necesario el uso de técnicas estadísticas multivariadas y de análisis de imágenes orientadas a objetos, permitiendo una clasificación que tome en cuenta no solo el valor espectral de cada pixel sino también las características espaciales y contextuales.

El trabajo de investigación al dar resultados positivos da pauta para la realización de mejoras a la técnica de teledetección e índices de vegetación como herramientas útiles en la generación del estatus de los cultivos pero es una realidad que es necesario continuar mayores investigaciones, en distintos lugares y con distintas variedades de trigo.

8. CONCLUSIONES

El uso de parámetros derivados de la teledetección son una herramienta con potencial cuantitativo al momento de predecir variables biofísicas del cultivo, los modelos de ajuste resultantes son una fuente de información importante en la agricultura de precisión, de donde es posible reconocer la heterogeneidad temporal y espacial del área cultivada.

Haciendo referencia al objetivo general de este trabajo de investigación, se concluye que mediante el uso de sensores remotos montados en vehículos aéreos no tripulados es posible evaluar el estado del nitrógeno y estimar la biomasa aérea del cultivo del trigo

Los índices de vegetación (BNDVI y GNDVI) derivados de la teledetección presentan un comportamiento lineal positivo para los 7 tratamientos (Dosis de Nitrógeno 0, 4, 6, 8,10, 14, 18 g/m²), de esto se concluye que las dosis bajas de nitrógeno presentan valores más pequeños en los índices mientras que para las dosis altas de nitrógeno los valores de los índices igualmente consisten de medidas más altas.

Si las variables de campo como la biomasa y el Contenido de nitrógeno sufren de algún aumento o disminución debido a la disponibilidad del nitrógeno en el suelo, es posible detectar esta variabilidad usando los índices de vegetación.

El BNDVI como estimador confiable para predecir el peso seco, muestra una buena relación entre estas dos variables presentando un valor de R² de hasta 0.7533 durante la campaña de vuelo 2, por lo que se concluye basándose en el coeficiente de determinación que el índice BDNVI es aceptable en la estimación de la biomasa aérea del trigo.

El GNDVI como estimador confiable para predecir contenido de Nitrógeno, muestra una relación muy aceptable, donde el mayor valor de $R^2=0.8139$ se presenta en la campaña de vuelo 2, por lo que se concluye que el GNDVI como parámetro derivado de teledetección es asequible al momento de describir la variabilidad del contenido de nitrógeno en trigo.

El trabajo de investigación, después de conocer las conclusiones pertinentes, acepta la hipótesis propuesta demostrando la utilidad de los sensores remotos y los vehículos aéreos no tripulados como herramientas para la evaluación y cuantificación de la biomasa y el CN en el cultivo de trigo, con lo que es posible conocer su estatus permitiendo el ajuste del insumo del nitrógeno a sus necesidades puntuales.

9. LITERATURA CITADA

- Adams J.B., Smith M.O., Johnson P.E. (1986) - Spectral mixture modeling: a new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site. *Journal of Geophysical Research*, 9: 8098-8112. doi: <http://dx.doi.org/10.1029/JB091iB08p08098>.
- Alajlan N., Bazi Y., Melgani F., Yager R.R. (2012) - Fusion of supervised and unsupervised learning for improved classification of hyperspectral images. *Information Sciences*, 217: 39-55. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2012.06.031>.
- Aparicio, N., Villegas, D., Casadesus, J., Araus, J.L., Royo, C., 2000. Spectral vegetation indices as nondestructive tools for determining durum wheat yield. *Agron. J.* 92, 83–91.
- Aplin, P., Atkinson, P.M. and Curran, P.J., 1999a, Per-field classification of land use using the forthcoming very fine spatial resolution satellite sensors: problems and potential solutions. In P.M. Atkinson and N.J. Tate (Eds), *Advances in Remote Sensing and GIS Analysis*, pp. 219–239 (New York: John Wiley and Sons).
- Asner, G.P. and Heidebrecht, K.B., 2002, Spectral unmixing of vegetation, soil and dry carbon cover in arid regions: comparing multispectral and hyperspectral observations. *International Journal of Remote Sensing*, 23, pp. 3939–3958.
- Babar, M.A., Reynolds, M.P., van Ginkel, M., Klatt, A.R., Raun, W.R., Stone, M.L., 2006. Spectral reflectance to estimate genetic variation for in-season biomass, leaf chlorophyll, and canopy temperature in wheat. *Crop Sci.* 46, 1046–1057.
- Bauer, M. E. (1985). Spectral inputs to crop identification and condition assessment. *Proceedings of the IEEE*, 73, 1071 – 1085.
- Beard, R.W.; McLain, T.W.; Nelson, D.B.; Kingston, D.B.; Johanson, D. Decentralized cooperative aerial-surveillance using fixed-wing miniature UAVs. *Proceedings of the IEEE* **2006**, 94, 1306-1324.
- Bellairs, M., N.C. Turner, P.T. Hick, and R.C.G. Smith. 1996. Plant and soil influences on estimating biomass of wheat in plant breeding plots using spectral radiometers. *Aust. J. Agric. Res.* 47:1017–1034.
- Benz, U.C.; Hofmann, P.; Willhauck, G.; Lingenfelder, I.; Heynen, M. Multi-resolution, objectoriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS J. Photogramm.* 2004, 58, 239-258.
- Biamond H., Vos J. (1992) Effects of nitrogen and the development and growth of the potato plant. 2. The partitioning of dry matter, nitrogen and nitrate, *Ann. Bot.* 70, 37–45.
- Biggar, S. F., Slater, P. N., and Gellman, D. I. (1994), uncertainties in the in-flight calibration of sensors with reference to measured ground sites in the 0.4 to 1.1 mm range. *Remote Sens. Environ.* 48:245–252.
- Blaschke, T.; Hay, G.J. Object-oriented image analysis and scale-space: Theory and methods for modeling and evaluating multiscale landscape structure. In

- Proceedings of ISPRS WG IV/3, IV/5, IV/6 and IV/7 Workshop "Challenges in Geo-Spatial Analysis, Integration and Visualization", Athens, GA, USA, 29–31 October 2011; In IAPRS; 2001, Volume 34, Part 4/W5, pp. 22-29.
- Blaschke, T. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS J. Photogramm.* 2010, 65, 2-16. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>.
- Blundell, J.S. and D.W. Opitz, 2006. Object recognition and feature extraction from imagery: the Feature Analyst® approach, Proceedings from 1st International Conference on Object-based Image Analysis, 4-5 July, Salzburg, Austria, URL: <http://www.commission4.isprs.org/obia06/papers.htm> (accessed: 9 March 2010).
- Boland, J., T. Ager, E. Edwards, E. Frey, P. Jones, R.K. Jungquist, A.G. Lareau, J. Lebaron, C.S. King, K. Komazaki, C. Toth, S. Walker, E. Whittaker, P. Zavattoni, H. Zuegge, 2004. Cameras and sensing systems, *ASPRS Manual of Photogrammetry*, 5th Edition, (McGlone, J.C., E. Mikhail, J. Bethel, Eds.), American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, pp. 581-676.
- Brown, D.C., 1972. Calibration of close range cameras, Presented at the XII Congress of the International Society of Photogrammetric Engineering, Ottawa, Canada, July 23 through August 5, 1972, 25 p.
- Brown, D.C. The bundle adjustment—progress and prospects. In *International Archives of Photogrammetry, Commission 3, Invited Papers, Proceedings of XIII ISP Congress*, Helsinki, Finland, 1976.
- Britton, A.; Joynson, D. An all weather millimetre wave imaging radar for UAVs. *Aeronautical Journal* **2001**, 105, 609-612.
- Cabrera-Bosquet L., Molero G., Bort J., Nogues S., Araus J.L. (2007) The combined effect of constant water deficit and nitrogen supply on WUE, NUE and $\Delta^{13}C$ in durum wheat potted plants, *Ann. Appl. Biol.* 151, 277–289.
- Cameron, K.; Di, H.; Moir, J. Nitrogen losses from the soil/plant system: A review. *Ann. Appl. Biol.* **2013**, 162, 145–173.
- Carlson T N, Ripley D A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sensing Environ*, 1997, 62: 241-252.
- Casbeer, D.W.; Kingston, D.B.; Beard, R.W.; McLain, T.W. Cooperative forest fire surveillance using a team of small unmanned air vehicles. *International Journal of Systems Science* **2006**, 37, 351-360.
- Caviglia, O.P., Sadras, V.O., 2001. Effect of nitrogen supply on crop conductance, water- and radiation-use efficiency on wheat. *Field Crop Res.* 69, 259–266.
- Campagnolo, M.L. and J.O. Cerdeira, 2007. Contextual classification of remotely sensed images with integer linear programming, Proceedings of CompIMAGE-Computational Modeling of Objects Represented in Images: Fundamentals, Methods, and Applications, Taylor and Francis, pp. 123-128.
- Colnenne, C., Meynard, J.M., Reau, R., Justes, E., Merrien, A., 1998. Determination of a critical nitrogen dilution curve for winter oilseed rape. *Ann. Bot.* 81, 311–317.

- Cramer, M., 2001. Performance of GPS/Inertial solutions in photogrammetry, Photogrammetric Week 2001, (Fritsch, D., R. Spiller, Eds.), Wichmann Verlag, pp. 29-62.
- Cramer, M., 2004. EuroSDR network on Digital Camera Calibration, Report Phase I (Status Oct 26, 2004). <http://www.ifp.uni-stuttgart.de/eurohdr/EuroSDR-Phase1-Report.pdf>, (Last date accessed 29 April 2008), 54 p.
- Davranche, A.; Lefebvre, G.; Poulin, B. Radiometric normalization of SPOT-5 scenes: 6S atmospheric model versus pseudo-invariant features. Photogramm. Eng. Remote Sens. 2009, 75, 723–728.
- De Jong, S.M., T. Hornstra, and H. Maas, 2001. An integrated spatial and spectral approach to the classification of Mediterranean land cover types: the SSC method, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 3(2):176-183.
- De la Casa, A.; G. Ovando, L. Bressanini, J. Martínez, C. Miranda y G. Díaz. (2017). La cobertura del cultivo como indicador De la productividad de maíz en un lote con Siembra variable. AGRISCIENTIA, VOL. 34: 1-14.
- Dwivedi, R.S., S. Kandrika, and K.V. Ramana, 2004. Comparison of classifiers of remote-sensing data for land-use/land-cover mapping, Current Science, 86(2):328-335.
- Dingirard, M.; Slater, P.N. Calibration of space-multispectral imaging sensors: A review. Remote Sens. Environ. 1999, 68, 194–205.
- Dörstel, C., 2007. DMC – (R). Evolution on geometric accuracy, Photogrammetric Week 2007, (Fritsch, D., Ed.), Wichmann Verlag, pp. 81-88.
- Dreccer M.F., van Oijen M., Schapendonk A.H.C.M., Pot C.S., Rabbinge R. (2000) Dynamics of vertical nitrogen distribution in a vegetative wheat canopy. Impact on canopy photosynthesis, Ann. Bot. 86, 821–831.
- Dribault Y., Chokmani K., Bernier M. (2012) - Monitoring Seasonal Hydrological Dynamics of Minerotrophic Peatlands Using Multi-Date GeoEye-1 Very High Resolution Imagery and Object-Based Classification. Remote Sensing, 4: 1887-1912. doi: <http://dx.doi.org/10.3390/rs4071887>.
- Enderle, D, and R.C. Weih, Jr., 2005. Integrating supervised and unsupervised classification methods to develop a more accurate land cover classification, Journal of the Arkansas Academy of Science, 59:65-73.
- Farrugia, A., Gastal, F., Scholefield, D., 2004. Assessment of nitrogen status of grassland. Grass Forage Sci. 59, 113–120.
- Fernández, S., D. Vidal, E. Simo´n, and L. Sole´ -Sugranes. 1994. Radiometric characteristics of *Triticum aestivum* cv. Astral under water and nitrogen stress. Int. J. Remote Sens. 15:1867–1884.
- Field, C.B., J.A. Gamon, and J. Peñuelas. 1994. Remote sensing of terrestrial photosynthesis. p. 511–528. In E.D. Schulze and M.M. Caldwell (ed.) Ecophysiology of photosynthesis. Springer-Ver-lag, Berlin.
- Fiete, R.R., J.G. Baker, J.A. Lebaron, A.A. Magill, W.P. Tayman, K. Pestrecov, F.E. Washer, 2004. Elements of photogrammetric optics, ASPRS Manual of

- Photogrammetry, 5th Edition, (McGlone, J.C., E. Mikhail, J. Bethel, Eds.), American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, pp. 317-398.
- Foody, G.M., 1996, Approaches for the production and evaluation of fuzzy land cover classification from remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 17, pp. 1317–1340.
- FRANKLIN, S.E., PEDDLE, D.R., DECHKA, J.A. and STENHOUSE, G.B., 2002, Evidential reasoning with Landsat TM, DEM and GIS data for land cover classification in support of grizzly bear habitat mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 23, pp. 4633–4652.
- Fraser, C.S., 1997. Digital camera self-calibration, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 52 (1997): 149-159.
- Gallego, F.J., 2004, Remote sensing and land cover area estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 25, pp. 3019–3047.
- Gamon, J.A., Serrano, L., Surfus, J., 1997. The photochemical reflectance index: an optical indicator of photosynthetic radiation use efficiency across species, functional types, and nutrient levels. *Oecologia* 112, 492–501.
- Gao, Y. and J.F. Mas, 2008. A comparison of the performance of pixel-based and object-based classifications over images with various spatial resolutions, *GEOBIA 2008–Pixels, Objects, Intelligence. GEOgraphic Object Based Image Analysis for the 21st Century*, (G.J.Hay, T. Blaschke and D. Marceau, editors). University of Calgary, Alberta, Canada, ISPRS Vol. No. XXXVIII-4/C1. Archives ISSN No.:1682-1777, 373p.
- Gates, D. *Biophysical ecology*. Springer-Verlag, New York, Estados Unidos. 611 p. **1980**.
- Gastal, F., Lemaire, G., 2002. N uptake and distribution in crops: An agronomical and ecophysiological perspective. *J. Exp. Bot.* 53, 789–799.
- Gege, P.; Fries, J.; Haschberger, P.; Schötz, P.; Schwarzer, H.; Strobl, P.; Suhr, N.; Ulbrich, G.; Jan Vreeling, W. Calibration facility for airborne imaging spectrometers. *ISPRS J. Photogramm.* 2009, 64, 387-397.
- Gitelson A A, Kaufman YJ, Merzlyak MN. Use of a Green channel in remote sensing of global vegetation from EOSMODIS. *Remote Sens Environ* 1996;58:289e98.
- Gong, P. y Howarth, P.J., 1992, Frequency-based contextual classification and gray-level vector reduction for land-use identification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 58, pp. 423–437.
- Grenzdörffer, G.J., 2005. Land use change in Rostock, Germany since the reunification-a combined approach with satellite data and high resolution aerial images, *Proceedings of the ISPRS WG VII/1'Human Settlements and Impact Analysis'-3rd International Symposium Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas (Urban 2005) and 5th International Symposium Remote Sensing of Urban Areas (URS 2005)*, 14-16 March 2005, Tempe, Arizona, URL: http://www.isprs.org/commission8/workshop_urban (accessed: 9 March 2010).

- Greenwood DJ, Lemaire G, Gosse G, Cruz P, Draycott A, Neeteson JJ. 1990. Decline in percentage N of C₃ and C₄ crops with increasing plant mass. *Annals of Botany* 66: 425-436.
- Greenwood, D.J., Neeteson, J.J., Draycott, A., 1986. Quantitative relationships for the dependence of growth rate of arable crops on their nitrogen content, dry weight and aerial environment. *Plant Soil* 91, 281–301.
- Hailey, T.I. The powered parachute as a archaeological aerial reconnaissance vehicle. *Archaeological Prospection* **2005**, 12, 69-78.
- Hatfield, J. L., & Pinter Jr., P. J. (1993). Remote sensing for crop protection. *Crop Protection*, 12, 403 – 414
- Hernández López, D.; Felipe García, B.; González Piqueras, J.; Alcázar, G.V. An approach to the radiometric aerotriangulation of photogrammetric images. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens* 2011, 66, 883–893.
- Hay, G.J. and G. Castilla, 2006. Object-based image analysis: strengths, weaknesses, opportunities and threats (SWOT), Proceedings from 1st International Conference on Object-based Image Analysis, 4-5 July, Salzburg, Austria, URL: <http://www.commission4.isprs.org/obia06/papers.htm> (accessed:9 March 2010).
- Heege, H.J., Reusch, S., Thiessen, E., 2008. Prospects and results for optical systems for site-specific on-the-go control of nitrogen-top-dressing in Germany. *Prec. Agri.* 9, 115–131.
- Heipke, C., K. Jacobsen, H. Wegmann, Ø. Andersen, B. Nilsen, 2002a. Test goals and test set up for the OEEPE test "Integrated sensor orientation", OEEPE Official Publication (Heipke, C., K. Jacobsen, H. Wegmann, Eds.), No. 43, pp. 11-18.
- Herwitz, S.R.; Johnson, L.F.; Dunagan, S.E.; Higgins, R.G.; Sullivan, D.V.; Zheng, J.; Lobitz, B. M.; Leung, J.G.; Gallmeyer, B.A.; Aoyagi, M.; Slye, R.E.; Brass, J. A. Imaging from an unmanned aerial vehicle: agricultural surveillance and decision support. *Computers and Electronics in Agriculture* **2004**, 44, 49-61.
- Homer C., Dewitz J., Fry J., Coan M., Hossain N., Larson C., Herold N., McKerrow A., VanDriel J.N., Wickham J. (2007) - Completion of the 2001 National Land Cover Database for the Conterminous United States. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 73: 337-341.
- Honkavaara, E., 2008. Calibrating digital photogrammetric airborne imaging systems using a test field. Manuscript.
- Honkavaara, E., J. Peltoniemi, E. Ahokas, R. Kuitinen, J. Hyypä, J. Jaakkola, H. Kaartinen, L. Markelin, K. Nurminen, J. Suomalainen, 2008. A permanent test field for digital photogrammetric systems. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 74(1): 95-106.
- Houlès, V., Guérif, M., Mary, B., 2007. Elaboration of a nutrition indicator for winter wheat blades on leaf area index and chlorophyll meter content for making nitrogen recommendations. *Eur. J. Agron.* 27, 1–11.
- Hughes, G.F., 1968. On the mean accuracy of statistical pattern recognizers. *IEEE Transactions on Information Theory*, 14, pp. 55–63.

- Hunt, E.R.Jr., W.D7. Hively, S.J. Fujikawa, D.S. Linden, C.S.T. Daughtry, and G.W. McCarty, 2010. Acquisition of NIR-Green-Blue digital photographs from unmanned aircraft for crop monitoring. *Remote Sens.* 2:290-305. doi:10.3390/rs2010290.
- Jackson, R. D. (1984). Remote Sensing of vegetation characteristics for farm management. *Proceedings of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*, 475, 81 – 96.
- Jensen, J.R., 1996, *Introduction to Digital Image Processing: A remote sensing perspective*, 2nd edn (Piscataway, NJ: Prentice Hall).
- Jensen, J.R. 2009. *Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective 2/e*. Pearson Education India.
- Justes, E., Mary, B., Meynard, J.M., Machet, J.M., Thellier-Huché, L., 1994. Determination of a critical nitrogen dilution curve for winter wheat crops. *Ann. Bot.* 74, 397–407.
- Justes, E., Jeuffroy, M.H., Mary, B., 1997. The nitrogen requirement for major agricultural crops: Wheat, barley and durum wheat. In: G. Lemaire (Ed.) *Diagnosis on the Nitrogen Status in Crops*. Springer-Verlag, Heidelberg, pp. 73–91.
- Jeuffroy, M.H., Bouchard, C., 1999. Intensity and duration of nitrogen deficiency on wheat grain number. *Crop Sci.* 39, 1385–1393.
- Knapp, AK.; Carter, GA. Variability in leaf optical properties among 26 species from a broad range of habitats. *Amer. J. Bot.* 85: 940-946. **1998**.
- Kelcey, J.; Lucieer, A. Sensor correction of a 6-band multispectral imaging sensor for UAV remote sensing. *Remote Sens.* 2012, 4, 1462–1493.
- Kelly, M.; Tuxen, K.; Stralberg, D. Mapping changes to vegetation pattern in a restoring wetland: Finding pattern metrics that are consistent across scale and time. *Ecol. Indic.* 2011, 11, 263-273.
- Kichey Th., Hirel B., Heumez E., Dubois F., Le Gouis J. (2007) In Winter wheat (*Triticum aestivum* L.), post-anthesis nitrogen uptake and remobilization to the grain correlates with agronomic traits and nitrogen physiological markers, *Field Crop. Res.* 102, 22–32.
- Kontoes, C., Wilkinson, G.G., Burrill, A., Goffredo, S. and Megier, J., 1993, An experimental system for the integration of GIS data in knowledge-based image analysis for remote sensing of agriculture. *International Journal of Geographical Information Systems*, 7, pp. 247–262.
- Kruck, E., 2006. Simultaneous calibration of digital aerial survey cameras, *Proceedings of EuroSDR Commission I and ISPRS Working Group 1/3 Workshop EuroCOW 2006*, unpaginated CD-ROM, 7 p.
- Landgrebe, D.A., 2003, *Signal Theory Methods in Multispectral Remote Sensing* (Hoboken, NJ: John Wiley and Sons).
- Lemaire, G., Gastal, F., 1997. N uptake and distribution in plant canopies. In: G. Lemaire (Ed.) *Diagnosis of the Nitrogen Status in Crops*. Springer-Verlag, Heidelberg, pp. 3–43.

- Lemaire G, Salette J. 1984. Relation entre dynamique de croissance et dynamique de prelevement de ´azote pour un peuplement de graminees fourrageres. L. Etude de l ´effet du milieu. *Agronomie* 4: 423-430.
- Lemaire G, Cruz P, Gosse G, Chartier M. 1985. Etude des relations entre la dynamique de prelevement d ´azole *et a*/dynamique de croissance en matiere seche d ´un peuplement de luzerne (*Medicago sativa* L.) *Agronomie* 7: 373-380.
- Lemaire, G., Meynard, J.M., 1997. Use of the nitrogen nutrition index for the analysis of agronomical data. In: G. Lemaire (Ed.), *Diagnosis of the Nitrogen Status in Crops*. Springer-Verlag, Heidelberg, pp. 45–56.
- Lemaire G., Oosterom E., Sheehy J., Jeuffroy M.H., Massignam A., Rossato L. (2007) Is crop N demand more closely related to dry matter accumulation or leaf area expansion during vegetative growth? *Field Crop. Res.* 100, 91–106.
- Li, F., Gnyp, M.L., Jia, L., Miao, Y., Yu, Z., Koppe, W., Bareth, G., Chen, X., Zhang, F., 2008. Estimating N status of winter wheat using a handheld spectrometer in the North China Plain. *Field Crops Res.* 106, 77–85.
- Li, F.; Barabas, J.; Mohan, A.; Raskar, R. Analysis on Errors Due to Photon Noise and Quantization Process with Multiple Images. In *Proceedings of the 44th Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)*, Princeton, NJ, USA, 17–19 March 2010; pp. 1–6.
- Light, D., 1992. The new camera calibration system at the U.S. Geological Survey, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 58(2): 185-188.
- Liu, Y.; Guo, Q.; Kelly, M. A framework of region-based spatial relationships for non-overlapping features and its application in object based image analysis. *ISPRS J. Photogramm.* 2008, 63, 461-475.
- Livingston, R.G., C.E.Berndsen, R. Ondrejka, R.M. Spriggs, L.J. Kosofsky, D. Van Steenbrugh, C. Norton, D. Brown, 1980. *Aerial cameras, Manual of Photogrammetry*, 4th Edition, (Slama, C.C., C. Theurer, S.W. Henriksen, Eds.), American Society of Photogrammetry, Falls Church, pp. 232-277.
- Lobell, D.B., Asner, G.P., Law, B.E. and Treuhaft, R.N., 2002, View angle effects on canopy reflectance and spectral mixture analysis of coniferous forests using AVIRIS. *International Journal of Remote Sensing*, 23, pp. 2247–2262.
- López-Bellido R.J., Castillo J.E., López-Bellido L. (2008) Comparative response of bread and durum wheat cultivars to nitrogen fertilizer in a rainfed Mediterranean environment: soil nitrate and N uptake and efficiency, *Nutr. Cycl. Agroecosys.* 80, 121–130.
- Lu D. y Weng Q. "A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance" *International Journal of Remote Sensing* Vol. 28, No. 5, 10 March 2007
- Majumdar, J.; Duggal, A.; Narayanan, K.G. Image exploitation - A forefront area for UAV application. *Defence Science Journal* **2001**, 51, 239-250.
- Martre P., Semenov M.A., Jamieson P.D. (2007) Simulation analysis of physiological traits to improve yield, nitrogen use efficiency and grain protein concentration in wheat, in: Spiertz J.H.J., Struik P.C., Van Laar H.H. (Eds.), *Scale and*

- Complexity in Plant Systems Research: Gene-Plant-Crop Relations, Wageningen UR Frontis Series, Springer, pp. 181–201.
- Markelin, L., E. Honkavaara, J. Peltoniemi, E. Ahokas, R. Kuittinen, J. Hyyppä, J. Suomalainen, A. Kukko. (2008). Radiometric calibration and characterization of large-format digital photogrammetric sensors in a test field. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. Accepted
- Matson, P.A.; Parton, W.J.; Power, A.G.; Swift, M.J. Agricultural Intensification and Ecosystem Properties. *Science* **1997**, 277, 504–509.
- MAUSEL, P.W., KRAMBER, W.J. and LEE, J.K., 1990, Optimum band selection for supervised classification of multispectral data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 56, pp. 55–60.
- McGraw Hill. 2014. Elements of photogrammetry with application in Gis. 4th edition.
- Meier, H.K., 1975. The effects of environmental conditions on distortion, calibrated focal length and focus of aerial survey camera, Presented at the Conference of Working Group on Image Geometry, Comm. I, ISP, Ottawa, 1975, 10 p.
- Merchant, D.C, A. Schenk, A. Habib, T. Yoon, 2004. USGS/OSU progress with digital camera in situ calibration methods, *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 35(2): 19-24.
- Mikhail, E., J.S. Bethel, J.C. McGlone, 2001. Introduction to modern photogrammetry, John Wiley & Sons Inc., 479 p.
- Mistele, B., Gutser, R., Schmidhalter, U., 2004. Validation of field-scaled spectral measurements of nitrogen status in winter wheat. In: Mulla, D. (Ed.), 7th International Conference on Precision Agriculture and other Precision Resources Management. Minneapolis, Minnesota, USA, pp. 1187–1195.
- Mistele, B., Schmidhalter, U., 2010a. A comparison of spectral reflectance and laserinduced chlorophyll fluorescence measurements to detect differences in aerial dry weight and nitrogen uptake of wheat. In: Khosla, R. (Ed.), 10th International Conference of Precision Agriculture. Denver, Colorado.
- Mistele, B., Schmidhalter, U., 2010b. Tractor-based quadrilateral spectral reflectance measurements to detect biomass and total aerial nitrogen in winter wheat. *Agron. J.* 102, 499–506.
- Montheith, JL; Unsworth, MH. Principles of environmental physics. 3 ed. Academic Press, Boston, Estados Unidos. 418 p. **2008**.
- Moran, M. S., Inoue, Y., & Barnes, E. M. (1997). Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. *Remote Sensing of Environment*, 61, 319 – 346.
- Moran, M.S.; Bryant, R.B.; Clarke, T.R.; Qi, J. Deployment and calibration of reference reflectance tarps for use with airborne imaging sensors. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 2001, 67, 273–286.
- Moran, M.; Clarke, T.; Qi, J.; Barnes, E.; Pinter, P.J., Jr. Practical Techniques for Conversion of Airborne Imagery to Reflectances. In Proceedings of the 16th Biennial Workshop on Color Photography and Videography in Resource Assessment, Weslaco, TX, USA, 29 April–1 May 1997; pp. 82–95.

- Mugnier, C., W. Förstner, B. Wrobel, F. Paderes, R. Munjy, 2004. Mathematics of photogrammetry, ASPRS Manual of Photogrammetry, 5th Edition, (McGlone, J.C., E. Mikhail, J. Bethel, Eds.), American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, pp. 181-316.
- Myint, S.W., 2001. A robust texture analysis and classification approach for urban land-use and land-cover feature discrimination. *Geocarto International*, 16, pp. 27–38.
- Myint S.W., Gober P., Brazel A., Grossman-Clarke S., Weng Q. (2011) - Per-pixel vs. Object-based Classification of Urban Land Cover Extraction using High Spatial Resolution Imagery. *Remote Sensing of Environment*, 115: 1145-1161. doi: [http:// dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.017](http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.017).
- Naud, C., Makowski, D., Jeuffroy, M.H., 2008. Is it useful to combine measurements taken during growing season with dynamic model to predict the nitrogen status of winter wheat? *Eur. J. Agron.* 28, 287–300.
- Neville, R.A., Levesque, J., Staene, K., Nadeau, C., Hauff, P. and Borstad, G.A., 2003, Spectral unmixing of hyperspectral imagery for mineral exploration: comparison of results from SFSI and AVIRIS. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29, pp. 99–110.
- OECD. Eutrophication of Waters. Monitoring, Assessment and Control; Final Report; Organization for Economic Co-Operation and Development (OECD): Paris, France, 1982.
- Okin, G.S., Roberts, D.A., Murray, B. and Okin, W.J., 2001, Practical limits on hyperspectral vegetation discrimination in arid and semiarid environments. *Remote Sensing of Environment*, 77, pp. 212–225.
- Pacey, R.E., M. Scheidt, A.S Walker, 1999. Calibration of analogue and digital airborne sensors at LH Systems, Proceedings of the 1999 ASPRS Annual Conference, Portland, Oregon, pp. 950-956.
- Pal, N.R.; Pal, S.K. A review on image segmentation techniques. *Pattern Recogn.* 1993, 26, 1277-1294.
- Pal, M. and Mather, P.M., 2003, An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sensing of Environment*, 86, pp. 554–565.
- PRICE, K.P., GUO, X. and STILES, J.M., 2002, Optimal Landsat TM band combinations and vegetation indices for discrimination of six grassland types in eastern Kansas. *International Journal of Remote Sensing*, 23, pp. 5031–5042.
- Pagnutti, M.; Holekamp, K.; Ryan, R.; Blonski, S.; Sellers, R.; Davis, B.; Zanoni, V. Measurement Sets and Sites Commonly Used for Characterizations. In Proceedings of the Integrated Remote Sensing at the Global, Regional and Local Scale Denver, Denver, CO, USA, 10–15 November 2002; pp. 159–164.
- Peñuelas, J., Filella, I., Gamon, J., 1995. Assessment of photosynthetic radiation-use efficiency with spectral reflectance. *New Phytol.* 131, 291–296.
- Peñuelas, J., R. Isla, I. Filella, and J.L. Araus. 1997. Visible and near-infrared reflectance assessment of salinity effects on barley. *Crop Sci.* 37:198–202.

- Peng, S., Garcia, F.V., Laza, R.C., Sanico, A.L., Visperas, R.M., Cassman, K.G., 1996. Increased N-use efficiency using a chlorophyll meter on high-yielding irrigated rice. *Field Crop Res.* 47, 243–252.
- Pinter, P.J., Hatfield, J.L., Schepers, J.S., Barnes, E.M., Moran, M.S., Daughtry, C.S.T., Upchurch, D.R., 2003. Remote sensing for crop management. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 69, 647–664.
- Platt, R.V. and Goetz, A.F.H., 2004, A comparison of AVIRIS and Landsat for land use classification at the urban fringe. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 70, pp. 813–819.
- Plénet, D., Lemaire, G., 1999. Relationships between dynamics of nitrogen uptake and dry matter accumulation in maize crops. Determination of critical N concentration. *Plant Soil* 216, 65–82.
- Prasad, B., Carver, B.F., Stone, M.L., Babar, M.A., Raun, W.R., Klatt, A.R., 2007. Potential use of spectral reflectance indices as a selection tool for grain yield in winter wheat under great plains conditions. *Crop Sci.* 47, 1426–1440.
- Rashed, T., Weeks, J.R., Gadalla, M.S. and Hill, A.G., 2001, Revealing the anatomy of cities through spectral mixture analysis of multispectral satellite imagery: a case study of the Greater Cairo region, Egypt. *Geocarto International*, 16, pp. 5–15.
- Raun, W.R., Solie, J.B., Johnson, G.V., Stone, M.L., Lukina, E.V., Thomason, W.E., Schepers, J.S., 2001. In-season prediction of potential grain yield in winter wheat using canopy reflectance. *Agron. J.* 93, 131–138.
- Reusch, S., Jasper, J., Link, A., 2010. Estimating crop biomass and nitrogen uptake using CropSpec TM, a newly developed active crop-canopy reflectance sensor. In: 10th International Conference on Precision Agriculture, Denver, Colorado.
- Roberts D.A., Gardner M., Church R., Ustin S., Scheer G., Green R.O. (1998) – Mapping Chaparral in the Santa Monica Mountains using Multiple Endmember Spectral Mixture Models. *Remote Sensing of Environment*, 65: 267-279. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00037-6](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00037-6).
- Russell G., Jarvis P.G., Monteith J.L. (1989) Absorption of radiation by canopies and stand growth, in: Russell G. (Ed.), *Plant canopy: their growth, form and function*, Cambridge University Press, Cambridge, pp. 21–39.
- San Miguel-Ayanz, J. and Biging, G.S., 1997, Comparison of single-stage and multi-stage classification approaches for cover type mapping with TM and SPOT data. *Remote Sensing of Environment*, 59, pp. 92–104.
- Santhosh K. S., Soizik L., Grant M. C., George A. S. (2003) Remote sensing applications for precisión agricultura: a learning community approach. *Remote Sensing of Environment* 88 157 – 169. doi:10.1016/j.rse.2003.04.007.
- Schwarz, K.P, M.A. Chapman, M.W. Cannon, P. Gong, 1993. An integrated INS/GPS approach to the georeferencing of remotely sensed data, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 59(11):1667-1674.
- Sellers, P.J. Canopy refl ectance, photosynthesis, and transpiration. *International Journal of Remote Sensing* 6:1335-1372. **1985**.

- Sinclair T.R., De Wit C.T. (1975) Photosynthate and nitrogen requirements for seed production by various crops, *Science* 189, 565–567.
- Sinclair T.R., Horie T. (1989) Leaf nitrogen, photosynthesis, and crop radiation use efficiency – A review, *Crop Sci.* 29, 90–98.
- Spiertz J.H.J., Ellen J. (1978) Effects of nitrogen on crop development and grain growth of winter wheat in relation to assimilation and utilization of assimilates and nutrients, *Neth. J. Agr. Sci.* 26, 210–231.
- Spiertz J.H.J., De Vos N.M. (1983) Agronomical and physiological aspects of the role of nitrogen in yield formation of cereals, *Plant Soil* 75, 379–391.
- Spiertz, J.H.J. Nitrogen, sustainable agriculture and food security. A review. *Agron. Sustain. Dev.* **2010**, 30, 43–55.
- Strenner, M., Maidl, F.-X., 2010. Comparison of different vegetation indices and their suitability to describe N-uptake in winter wheat for precision farming. In: Khosla, R. (Ed.), 10th International Conference of Precision Agriculture. Denver, Colorado.
- Stuckens, J., Coppin, P.R. and Bauer, M.E., 2000, Integrating contextual information with per-pixel classification for improved land cover classification. *Remote Sensing of Environment*, 71, pp. 282–296.
- Sugiura, R.; Noguchi, N.; Ishii, K. Remote-sensing technology for vegetation monitoring using an unmanned helicopter. *Biosystems Engineering* **2006**, 90, 369-379.
- Sudduth, K., Kitchen, N., Drummond, S., 2010. Comparison of three canopy reflectance sensors for variable-rate nitrogen application in corn. In: Khosla, R. (Ed.), 10th International Conference on Precision Agriculture. Denver, Colorado.
- Sulik, John J., Long, Dan S. Spectral considerations for modeling yield of canola. *Remote Sensing of Environment* 184 (2016) 161–174
- Tilman, D.; Cassman, K.G.; Matson, P.A.; Naylor, R.; Polasky, S. Agricultural sustainability and intensive production practices. *Nature* **2002**, 418, 671–677. **1997**.
- Tremblay, N., Wang, Z.J., Ma, B.L., Belec, C., Vigneault, P., 2009. A comparison of crop data measured by two commercial sensors for variable-rate nitrogen application. *Precis. Agric.* 10, 145–161.
- Trotter, T., Frazier, P., Trotter, M., Lamb, D., 2008. Objective biomass assessment using an active plant sensor (Crop Circle), preliminary experiences on a variety of agricultural landscapes. In: Kholsa, R. (Ed.), 9th International Conference on Precision Agriculture. Colorado State University, Fort Collins, Colorado
- Van Ginkel M., Ortiz-Monasterio I., Trethowan R., Hernandez E. (2001) Methodology for selecting segregating populations for improved N use efficiency in bread wheat, *Euphytica* 119, 223–230.
- Vane, G.; Green, R.O.; Chrien, T.G.; Enmark, H.T.; Hansen, E.G.; Porter, W.M. The airborne visible/infrared imaging Spectrometer (AVIRIS). *Remote Sens. Environ.* 1993, 44, 127-143.

- Van de Voorde, T., W. De Genst, F. Canters, N. Stephenne, E. Wolff, and M. Binard, 2004. Extraction of land use/land cover related information from very high resolution data in urban and suburban areas, *Remote Sensing in Transition, Proceedings of the 23rd Symposium of the European Association of Remote Sensing Laboratories*, Mill Press, Rotterdam, pp. 237-244.
- Wang F. (1990) - Fuzzy Supervised Classification of Remote-Sensing Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28: 194-201. doi: <http://dx.doi.org/10.1109/36.46698>.
- Wang, F.M.; J.F. Huang, Y.L. Tang and X.Z. Wang, 2007. New vegetation index and its application in estimating leaf area index of rice. *Rice Science* 14(3):195-203.
- WHO. *Guidelines for Drinking-Water Quality, Volume 1: Recommendations*; World Health Organization (WHO): Geneva, Switzerland, 1984.
- Wilson M.J., Oreopoulos L. (2013) - Enhancing a Simple MODIS Cloud Mask Algorithm for the Landsat Data Continuity Mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51: 723-731. doi: <http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2012.2203823>.
- Wolf, P.R., B.A. Dewitt, 2000. *Elements of photogrammetry: with applications in GIS*, 3rd Edition, McGraw-Hill, 608 p.
- Worton, F.J., 1977. Airborne camera environment, *Photogrammetric Record*, 9(50): 279-286.
- Wu C., Murray A.T. (2003) - Estimating Impervious Surface Distribution by Spectral Mixture Analysis. *Remote Sensing of Environment*, 84: 493-505. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00136-0](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00136-0).
- Yin X. y Van Laar H.H. (2005) *Crop Systems Dynamics: An ecophysiological simulation model for genotype-by-environment interactions*. Wageningen Academic Publishers, The Netherlands, 153 p. [ISBN 907 69 985 82].
- Zhang G.X., Cao Z.X., Gu Y.J. (2005) - A Hybrid Classifier based on Rough Set Theory and Support Vector Machines. In *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Pt 1, Proceedings*, Wang L., Jin Y., (Eds.) Springer-Verlag Berlin: Berlin, 3613: 1287-1296. doi: http://dx.doi.org/10.1007/11539506_162.